



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID - TLEMCEM

THÈSE

Présentée à :

FACULTE DES SCIENCES – DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

DOCTORAT EN SCIENCES

Spécialité: Informatique

Par :

Mr Sidi Mohammed CHOUITI

Sur le thème

Détection et Reconstruction de forme d'Objets par les Techniques d'Imagerie Micro-ondes

Soutenue publiquement le 4 avril 2017 à Tlemcen devant le jury composé de :

Mr CHIKH Azeddine	Professeur	Univ. de Tlemcen	Président
Mr MERAD Lotfi	M.C.A.	ESSA de Tlemcen	Directeur de thèse
Mr MERIAH Sidi Mohammed	Professeur	Univ. de Tlemcen	Co-Directeur de thèse
Mr BENTOUTOU Youcef	Directeur de Recherche	CDS d'Oran	Examineur
Mr HADJ ABDERAHMANE Lahcene	Directeur de Recherche	CDS d'Oran	Examineur
Mr RAHMOUN Abdellatif	Professeur	ESI-SBA	Examineur

A mes parents,
à ma femme et mes enfants,
à toute ma famille...

Remerciements



Je souhaite tout d'abord exprimer ma profonde gratitude à Monsieur Lotfi MERAD, Maître de Conférences au sein de l'Ecole Supérieure en Sciences Appliquées de Tlemcen, pour m'avoir témoigné autant de confiance en me proposant ce sujet. Je le remercie donc pour m'avoir permis de réaliser ce travail de thèse et pour en avoir assuré la direction avec enthousiasme, disponibilité et encouragement. Je lui suis également reconnaissant pour le temps qu'il m'a accordé, pour ses conseils et remarques constructifs prépondérants dans la réussite de ce travail.

Je tiens aussi à remercier Monsieur Sidi Mohammed MERIAH, Professeur à l'Université de Tlemcen et Directeur du Laboratoire LTT, de son encadrement durant cette thèse. Sa compétence, son dynamisme, sa confiance et sa rigueur m'ont permis aussi d'achever ma thèse dans de très bonnes conditions.

Je remercie profondément, Monsieur Azeddine CHIKH, Professeur au Département d'Informatique de la faculté de Sciences de l'Université de Tlemcen, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de cette thèse.

Je tiens à exprimer ma sincère reconnaissance à Messieurs Youcef BENTOUTOU et Lahcene HADJ ABDERAHMANE, Directeurs de recherche au CDS d'Oran, pour avoir accepté la lourde tâche de rapporter et d'examiner cette thèse.

Mes vifs remerciements s'adressent également à mon examinateur, Monsieur Abdellatif RAHMOUN, Professeur à l'Ecole Supérieure d'Informatique de Sidi Bel-Abbès pour avoir accepté de juger ce travail.

Mes remerciements vont aussi à tous ceux et celles qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail. Une mention spéciale pour Monsieur Xavier RAIMNDO, chercheur associé à l'École d'ingénierie et d'informatique de l'Université de Durham pour nous avoir accordé une partie de son temps.

Mes dernières pensées se tournent vers ma famille, mes amis, mes collègues, les membres du laboratoire LTT et surtout mes chers parents, je leur dois en grande partie l'aboutissement de ce travail.

Résumé

L'imagerie micro-onde confocale utilise des signaux rétrodiffusés pour identifier des cibles en milieux ouverts ou enfouis. C'est une technique non invasive qui utilise des rayonnements non ionisants. Dans cette thèse, nous présentons des méthodes de reconstruction d'images, utilisant l'imagerie micro-onde Ultra-Large Bande (ULB) pour des applications de détection d'objets enfouis tels que des barres de fer dans un pilier en béton, de vision à travers le mur ainsi que de détection précoce du cancer du sein. Dans toutes ces applications, nous avons appliqué un nouvel algorithme nommé DASI, l'algorithme de rétroprojection (BP) ainsi qu'un algorithme de post-traitement sur des images obtenues par les deux algorithmes précédents. Nous avons aussi utilisé des modèles numériques 3D sous le logiciel CST pour les trois applications.

Comme première application, nous nous sommes intéressés à la vision à travers le mur. La scène a été illuminée avec des impulsions ULB à partir d'un réseau synthétique d'antennes en configuration plane. Les réflexions recueillies ont été ensuite synthétiquement concentrées pour créer une carte d'énergie d'objets derrière le mur. Nous avons ainsi réussi à reconstruire des formes et à localiser, des cibles ayant l'aspect et les propriétés diélectriques d'un être humain. Ensuite, la détection de quatre barres de fer enfouis dans un pilier de béton, a été réalisée avec succès en utilisant des configurations circulaires et planes avec une estimation de leurs diamètres, de leurs longueurs ainsi que de leurs positions.

Dans la deuxième phase de nos applications, la détection précoce du cancer du sein a été abordée. Le modèle du sein a été aussi illuminé avec une impulsion ULB à partir d'un réseau synthétique d'antennes en configuration circulaire et plane. Les réflexions recueillies ont été ensuite synthétiquement concentrées pour créer une carte d'énergie du sein. Grâce à différentes configurations du nombre et des positions de points d'acquisition, notre algorithme de post-traitement, nous a permis d'obtenir des images beaucoup plus claires et avec moins d'artéfacts. Dans ces images, nous pouvons clairement identifier la présence et la localisation de tumeurs cancéreuses du sein jusqu'à 2 mm de diamètre.

Mots clés : Détection précoce du cancer du sein, Vision à travers le mur, Algorithme "Delay And Sum Integration", Algorithme de rétroprojection, Imagerie Confocale Micro-onde, Radar Ultra Large Bande.

Abstract

Confocal Microwave imaging uses backscattered signals for identifying targets in open or buried environments. It is a non-invasive technique that uses non-ionizing radiation. In this thesis, we present image reconstruction methods, using Ultra-WideBand (UWB) microwave imaging for applications as Through Wall Detection (TWD) of human, detection of buried objects such as iron bars in a concrete pillar and early detection of breast cancer. In all these applications, we applied a new algorithm called Delay-And-Sum Integration (DASI), the Back-Projection (BP) algorithm and a post-processing algorithm on images obtained by the two previous algorithms. Also, we have used numerical 3D models under the CST software for all three applications.

As a first application, the detection through the wall was undertaken. The scene was illuminated with ULB pulses from a planar synthetic antenna array. The reflections collected were then synthetically concentrated to create an energy map of objects behind the wall. We have successfully performed to reconstruct forms and to locate, targets having the appearance and the dielectric properties of a human being. Next, the detection of four metallic bars buried in a concrete pillar has been successfully performed using circular and planar configurations with an estimate of their diameters, their lengths and their positions.

In the second phase of our applications, early detection of breast cancer was discussed. The breast model was illuminated with a UWB pulse from a circular and planar synthetic antenna array. The collected reflections were then concentrated to synthetically create a breast energy map. Thanks to different configurations of the number and positions of acquisition points, our post-processing algorithm, has allowed us to get much clearer images with fewer artifacts. In these images, we can clearly identify the presence and location of breast cancer tumors up to 2 mm in diameter.

Keywords: Ultra Wide-Band (UWB) radar, Confocal microwave imaging, early detection of breast cancer, Through Wall Detection (TWD), Delay And Sum Integration (DASI), Back-Projection (BP) algorithm

ملخص

يستخدم تصوير الميكروويف متحد البؤر أشعة مرتدة لتحديد أهداف في بيئات مفتوحة أو مغلقة. إنها طريقة غير غازية ويستخدم فيها إشعاع غير مؤين. في هذه الأطروحة نقدم أساليب إعادة إنشاء صور وذلك باستخدام تصوير الميكروويف ذات النطاق العريض جدا (UWB) لتطبيقات مثل الكشف المبكر عن سرطان الثدي، الكشف من خلال الجدار (TWD) لأجسام بشرية والكشف عن الأجسام المدفونة مثل قضبان حديدية في عمود خرساني. في جميع هذه التطبيقات طبقنا خوارزمية جديدة تسمى (DASI)، خوارزمية الإسقاط الخلفي (BP) وخوارزمية في مرحلة ما بعد معالجة الصور التي تم الحصول عليها من قبل الخوارزميتين السابقتين. كما استخدمنا نماذج رقمية ثلاثية الأبعاد باستعمال برنامج CST في التطبيقات الثلاث.

كتطبيق أولي، تطرقنا للكشف من خلال جدار. تمت اضاءة المشهد بنبض UWB من شبكة اصطناعية من الهوائيات مستوية الشكل. ثم ركزنا الارتدادات التي تم جمعت، لإنشاء خريطة طاقة للأجسام وراء الجدار. لقد أجرينا بنجاح إعادة بناء أشكال وتحديد أجسام لها مظهر والخصائص العازلة للإنسان. ثم، تم الكشف بنجاح عن أربعة قضبان حديدية مدفونة في عمود خرساني الشكل مع تقدير أقطارها وأطوالها ومواقعها وذلك باستخدام شبكة اصطناعية من الهوائيات دائرية ومستوية الشكل.

كتطبيق ثان، ناقشنا الكشف المبكر عن الأورام في الثدي. لذلك أضاعنا نموذج الثدي بنبض UWB من شبكة اصطناعية من الهوائيات دائرية ومستوية الشكل. ثم ركزنا الارتدادات التي تم جمعت لإنشاء خريطة الطاقة للثدي. مع ترتيبات مختلفة في عدد ومواقع نقاط الاستحواذ، استعملنا الخوارزمية التي طورناها في المرحلة ما بعد معالجة الصور، وقد سمح لنا هذا الحصول على صور أكثر وضوحا بأقل تشويش ممكن. في هذه الصور، يمكننا أن نحدد بوضوح وجود أورام سرطان الثدي لا تتعدى 2 مم في القطر.

الكلمات المفتاحية: الكشف المبكر عن سرطان الثدي، الرؤية من خلال جدار، خوارزمية "DASI"، خوارزمية الإسقاط الخلفي، تصوير الميكروويف متحد البؤر، الرادار "UWB".

TABLE DES MATIERES

Remerciements.....	ii
Résumé.....	iii
Abstract.....	iv
ملخص.....	v
Table des matières.....	vi
Liste des figures.....	x
Liste des tableaux.....	xiii
Liste des abréviations.....	xiv
INTRODUCTION GENERALE	1
 CHAPITRE I: CONTEXTE DE L'ETUDE : VERS LA DETECTION ET LA LOCALISATION D'OBJETS PAR IMAGERIE MICRO-ONDE	
I.1 Introduction.....	5
I.2 Imagerie micro-onde.....	6
I.2.1 Présentation	6
I.2.2 Quelques applications.....	7
I.2.2.2 Vision à travers le mur	7
I.2.2.3 Détection des objets enfouis.....	8
I.2.2.1 Détection du cancer sein	9
I.3 Techniques d'imagerie micro-ondes	11
I.3.1 Technique d'imagerie micro-onde tomographique	11
I.3.1.1 Le Problème direct	13
I.3.1.2 Problème inverse	14
I.3.2 Techniques d'imagerie micro-ondes radar	20
I.3.3 Technique de Retournement Temporel	21
I.4 Conclusion	22
Références Chapitre I	22

CHAPITRE II: SYSTEMES RADARS ULB

II.1	Introduction.....	29
II.2	Généralités sur les radars ULB	29
II.2.1	Définition de l'ULB.....	29
II.2.2	Spécificités des signaux ULB.....	31
II.2.3	Avantages du radar ULB.....	31
II.2.4	Applications des radars ULB	33
II.2.5	Différentes configurations des radars ULB.....	35
II.2.5.1	Radar monostatique	35
II.2.5.2	Radar bistatique	35
II.2.5.3	Radar multistatique	36
II.2.5.4	Radars MIMO	36
II.2.6	Différentes architectures de radar ULB.....	37
II.2.6.1	Le radar à onde continue (CW radar)	37
II.2.6.2	Le radar à onde continue modulée en fréquence (FMCW radar)	38
II.2.6.3	Le radar à ondes entretenues interrompues avec modulation de fréquence (FMiCW radar)	39
II.2.6.4	Technologie SFCW.....	40
II.2.6.5	Technologie à bruit	40
II.2.6.6	Technologie impulsionnelle.....	41
II.2.7	Nature de l'information mesurée	42
II.3	Différentes techniques d'imagerie radar pour la détection d'objets.....	43
II.3.1	Algorithme RCB.....	44
II.3.2	Algorithme MAMI	44
II.3.3	Algorithme TR-MUSIC	45
II.3.4	Algorithme de rétroprojection	46
II.3.5	L'algorithme DAS (Delay And Sum)	48

II.4	Conclusion	49
	Références Chapitre II	49
CHAPITRE III: VISION A TRAVERS LE MUR ET DETECTION D'OBJETS ENFOUIS		
III.1	Introduction.....	54
III.2	Vision à travers les murs	54
III.2.1	Simulations numériques.....	54
III.2.1.1	Importance des simulations numériques.....	55
III.2.1.2	Effets de la propagation à travers les murs	56
III.2.1.3	Simulations sous CST Microwave Studio	57
III.2.2	Modèle de simulation	58
III.2.3	Type d'antennes utilisé	58
III.2.4	Implémentation de l'algorithme confocale de rétroprojection	60
III.2.4.1	Fenêtre de Hamming	61
III.2.4.2	Transformation	602
III.2.4.3	Calibfration	602
III.2.4.4	Suppression du bruit	602
III.2.5	Résultats de simulation de l'algorithme de rétroprojection	62
III.3	Détection d'objets enfouis	64
III.3.1	Téledétection d'objets.....	65
III.3.2	Méthodologie utilisée	65
III.3.3	Acquisition de données.....	66
III.3.4	Antenne utilisée pour la collecte des données	66
III.3.5	Implémentation de l'algorithme DASI	68
III.3.5.1	Calibration	69
III.3.5.2	Intégration.....	69
III.3.5.3	Estimation du retard aller-retour dans le contexte de la TTWD.....	70
III.3.5.4	Focalisation.....	71

III.3.6	Résultats et analyse des simulations	71
III.4	Etude comparative.....	74
III.5	Conclusion	76
	Références Chapitre III.....	76
CHAPITRE IV: DETECTION PRECOCE DU CANCER DU SEIN		
IV.1	Introduction.....	79
IV.2	Application de l'algorithme de rétroprojection.....	80
IV.2.1	Modèle de simulation	82
IV.2.1.1	Modèle du sein	82
IV.2.1.2	Antenne utilisée pour la collecte des données	83
IV.2.2	Algorithme confocale de rétroprojection.....	84
IV.2.3	Résultats et analyse.....	85
IV.3	Application de l'algorithme DASI.....	86
IV.3.1	Modèles de sein pour l'acquisition de données.....	86
IV.3.2	Résultats et analyse.....	88
IV.3.2.1	Résultats sans la présence de bruit	88
IV.3.2.2	Résultats en présence du bruit	91
IV.4	Etude comparative.....	92
IV.5	Conclusion	94
IV.6	Références Chapitre IV	95
	CONCLUSION GENERALE.....	97
	PUBLICATIONS ET COMMUNICATIONS	98
	ANNEXE A : ANTENNE MICRO-RUBAN.....	99

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1:	Système actif d'imagerie micro-onde. -----	7
Figure I.2:	Détection de personnes derrière un mur. -----	8
Figure I.3:	Détection de personnes ensevelies sous la neige par le système ALVA. -----	9
Figure I.4:	Schéma représentatif du sein, antenne patch et tumeur montrant la diffusion de signaux (a) sein avec tumeur. (b) sein normal. -----	11
Figure I.5:	Configuration 3D dispersion. -----	13
Figure I.6:	Trois différentes configurations multi-vues. (a) Scanner plan. (b) Scanner demi-circulaire (c) Scanner circulaire. -----	14
Figure I.7:	Résolution itérative du problème de diffusion inverse -----	15
Figure I.8:	Configuration de réseau d'antennes. -----	20
Figure I.9:	Principe du retournement temporel. La propagation du signal vers l'avant et les mesures temporelles (en haut). La propagation des signaux reçus dans la direction inversée du temps vers l'arrière (en bas). -----	21

Chapitre II

Figure II.1:	Comparaison des spectres de différents systèmes radio [3]. -----	30
Figure II.2:	Exemples de formes d'ondes ULB. (a. Signal impulsionnel ; b. FMCW; c. Signal bruit) -----	31
Figure II.3:	Problématique de la résolution en distance : signaux réfléchis par les cibles. -----	32
Figure II.4:	Configuration du radar monostatique -----	35
Figure II.5:	Configuration du radar bistatique -----	36
Figure II.6:	Exemple d'une configuration de radar SIMO: 1 émetteur et 3 récepteurs. -----	36
Figure II.7:	Configuration de radar MIMO -----	37
Figure II.8:	Principe du radar CW -----	38
Figure II.9:	Principe du radar FMCW -----	38
Figure II.10:	Principe de fonctionnement du radar FMCW [14]. -----	39
Figure II.11:	Radar FMiCW radar utilisant un commutateur à diode PIN pour mettre hors-circuit l'alimentation du transmetteur [15] -----	40
Figure II.12:	Evolution de la fréquence en fonction du temps. -----	40
Figure II.13:	Radar à bruit [14]. -----	41
Figure II.14:	Signal émis par un radar ULB. -----	41
Figure II.15:	Résultats obtenus par le premier prototype dans [16]. -----	42

Chapitre III

Figure III.1:	Modèle sous CST, représentant deux barres derrière un mur. -----	58
Figure III.2:	Antenne micro-ruban [12]-----	59
Figure III.3:	Coefficient de réflexion (S_{11}) de l'antenne pour des simulations, sans objet cible. --	59
Figure III.4:	Comparaison de deux S_{11} avec et sans objets - Antenne éloignée de la position de l'objet cible. -----	60
Figure III.5:	Comparaison entre deux coefficients de réflexion avec et sans objets - Antenne proche de la position de l'objet cible.-----	60
Figure III.6:	Diagramme représentant les étapes de notre implémentation de l'algorithme confocale-----	61
Figure III.7:	Simulation avec une barre large. -----	63
Figure III.8:	Simulation avec une barre étroite. -----	63
Figure III.9:	Simulation avec deux barres. -----	64
Figure III.10:	Modèle d'un pilier en béton et d'une antenne monopole sous le logiciel CST (Vue de face).-----	66
Figure III.11:	Un réseau synthétique circulaire formé par les différentes positions de l'antenne autour du pilier en béton (vue de dessus). -----	67
Figure III.12:	Excitation (rouge) et signal rétrodiffusé enregistré (vert) à une position de l'antenne.-----	68
Figure III.13:	Une seule barre de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position de la barre dans le modèle CST, (b) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne. 71	
Figure III.14:	Deux barres de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position des barres dans le modèle CST, (b) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne. -----	72
Figure III.15:	Quatre barres de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position des barres dans le modèle CST, (b) et (c) résultat des images à partir de 16 positions de l'antenne, respectivement avec et sans suppression de la moyenne, (d) image résultat après application de notre algorithme d'intersection-----	74
Figure III.16:	Deux barres de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position des barres dans le modèle CST, (b) image résultat à partir de 64 positions de l'antenne. -----	75

Chapitre IV

Figure IV.1:	Modèle sous CST représentant (03) tumeurs dans un sein. -----	81
Figure IV.2:	Modèle sous CST, représentant une tumeur dans un sein. -----	82

Figure IV.3:	Coefficient de réflexion (S_{11}) de l'antenne pour une des 49 simulations, sans objet cible.-----	83
Figure IV.4:	Comparaison de deux S_{11} avec et sans tumeurs. Antenne éloignée de la position de l'objet cible. -----	84
Figure IV.5:	Comparaison de deux S_{11} avec et sans tumeurs - Antenne proche de la position de l'objet cible. -----	84
Figure IV.6:	Une tumeur de 05 mm de rayon placée au centre du sein. -----	85
Figure IV.7:	Trois tumeurs placées à des positions différentes dans le sein.-----	85
Figure IV.8:	Une tumeur de 02 mm de rayon placée en excentre du sein. -----	86
Figure IV.9:	Modèle d'un sein sous le logiciel CST. -----	87
Figure IV.10:	Un réseau circulaire synthétique autour du modèle de du sein -----	87
Figure IV.11:	Antenne couvrant 08 positions décrivant un cercle autour de la poitrine : (a) à partir de 0° (positions impaires) et (b) à partir de $22,5^\circ$ (positions paires).-----	87
Figure IV.12:	L'excitation (rouge) et le signal rétrodiffusé (vert) à une position de l'antenne. ----	88
Figure IV.13:	Tumeur de 1 mm de rayon dans le sein. (a) image résultat à partir de 8 positions pairs de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, (c) image résultat de 16 positions de l'antenne. -----	89
Figure IV.14:	Position latérale de la tumeur: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, le résultat (c) d'intersection d'images dans (a) et (b). -----	90
Figure IV.15:	Deux tumeurs dans le sein: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne (c) image résultat de l'intersection des images en (a) et (b). -----	91
Figure IV.16:	Deux tumeurs du sein en présence de bruit: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, (c) Résultat de l'intersection des images en (a) et (b). -----	92
Figure IV.17:	Une position latérale de la tumeur en présence de bruit: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, (c) Résultat d'intersection des images en (a) et (b). -----	92
Figure IV.18:	Deux tumeurs dans le sein: (a) Modèle sous CST (b) image résultat à partir l'algorithme DASI, (b) image résultat à parti r de l'algorithme BP-----	93

Liste des tableaux

Chapitre III

TABLEAU III.1 : DIMENSIONS DES PARTIES DU MODELE DU PILIER EN BETON	66
TABLEAU III.2 : PROPRIETES DIELECTRIQUES DES PARTIES DU MODELE DU PILIER EN BETON	66
TABLEAU III.3 : ETUDE COMPARATIVE ENTRE LES DEUX ALGORITHMES UTILISES	75

Chapitre IV

TABLEAU IV.1 : PROPRIETES DIELECTRIQUES DES PARAMETRES DU MODELE	82
TABLEAU IV.2 : DIMENSIONS DES PARAMETRES DU MODELE	82
TABLEAU IV.3 : ETUDE COMPARATIVE ENTRE LES DEUX ALGORITHMES UTILISES	94

Liste des abréviations

0D	Zéro dimension
1D	Une dimension
2D	Deux dimensions
3D	Trois dimensions
BE	Boundary Element ou Eléments de Frontière
BF	Basse Fréquence
BP	BackProjection
CDMA	Code Division Multiple Access
CMI	Confocal Microwave Imaging ou Imagerie micro-onde Confocale
CST MWS	Computer Simulation Technology, MicroWaves Studio
CW	Continuous Wave
DA	Données Adaptatives
DAS	Delay And Sum
DASI	Delay And Sum Integration
DDS	Digital Direct Synthesis
DFT	Discrete Fourier Transform ou Transformée de Fourier Discrète
DI	Données Indépendantes
EM	Energie Electromagnétique
FCC	Federal Communication Commission
FDM	Méthode des Différences Finies
FDTD	Finite Difference Time Domain
FEM	Méthode des Eléments Finis
FFT	Fast Fourier Transform
FIT	Finite Integration Technique
FMCW	Frequency Modulated Continuous Wave
FMiCW	FrequencyModulated interrupted Continuous Wave
GN	Gauss-Newton
GN-T	Gauss-Newton – Tikhonov
GPR	Ground Penetrating Radar
GPS	Global Positioning System
HFSS	High Frequency Simulation Software
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform ou Transformée de Fourier Rapide Inverse
IM	Imagerie Micro-onde
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
IRX	Imagerie à Rayons X
LM	Levenberg-Marquardt
MAMI	Multistatic Adaptive Microwave Imaging
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output

MINPRAN	MINimize the Probability of RANdomness
MISO	Multiple Input Single Output
MIST	Microwave Imaging via Space-Time
MLESAC	Maximum Likelihood Estimation SAmple Consensus
MSAC	M-estimator SAmple Consensus
OST	Objet Sous Test
RADAR	RAdio Detection And Ranging
RANSAC	RANdom SAmple Consensus
RCB	Robust Capon Beamforming
RCS	"Radar Cross Section" ou surface efficace radar
RMN	Résonance Magnétique Nucléaire
Rx	Réception
SFCW	Stepped Frequency Continuous Wave
SIMO	Single Input Multiple Output
SISO	Single Input Single Output
SNR	Signal-to-Noise Ratio ou rapport signal sur bruit
SOI	Signal-Of-Interest
TMO	Tomographie Micro-Ondes
Tx	Transmission
TRM	Time Reversal Mirror ou Technique de Retournement Temporel
TR-MUSIC	Time-Reversal MUltiple SIgnal Classification
TSAR	Tissue Sensing Adaptive Radar
TTWD	Through The Wall Detection
ULB	Ultra Large Bande
UWB	UltraWide Band
VCO	Voltage Controlled Oscillator

Introduction Générale

L'imagerie se définit comme toute technique permettant d'obtenir des images à partir de différents types de rayonnements. Dans le domaine biomédical, une grande variété de ces techniques, est utilisée au niveau clinique. Mentionnons par exemple l'imagerie ultrasonore, l'imagerie à rayons X (IRX) et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Bien que relativement efficaces dans les champs d'applications qui leur sont réservés, chacune de ces méthodes présente certains points faibles (coût, résolution de l'image, méthode invasive, etc.) qui motivent la recherche de nouvelles avenues.

Parmi celles-ci, on retrouve l'imagerie micro-onde (IM), à laquelle nous nous intéressons dans le cadre de cette thèse. En plus, de son application dans la détection du cancer du sein, l'imagerie micro-onde est actuellement utilisée pour la vision à travers les murs et la détection des objets enfouis. Ces derniers, présentent de nombreuses applications tant dans le domaine militaire (lors d'assauts, de prise d'otages, etc.) que dans le secteur de la sécurité civile (recherche de personnes dans des décombres, dans un incendie, etc.). Pour ces utilisations, l'image réelle de la scène observée n'est pas nécessaire, seules certaines informations pertinentes suffisent : nombre de personnes, position, vitesse de déplacement, etc.

L'imagerie micro-onde se heurte à une double problématique. La première problématique est le choix du domaine spectral de l'onde électromagnétique, celui-ci va permettre d'observer la forme des tumeurs dans le cas du cancer du sein ou de la scène située derrière une cloison dans le cas de la vision à travers les murs. Il faut utiliser une grande longueur d'onde pour pouvoir traverser des milieux que ce soit homogènes ou hétérogènes sans que le signal soit trop atténué, mais en même temps la longueur d'onde doit être assez petite pour avoir une résolution spatiale suffisante afin de retranscrire les détails de l'objet à imager. La technologie Ultra Large Bande (ULB) permet d'allier ces deux caractéristiques. La seconde problématique consiste à extraire le maximum d'informations pertinentes issues des échos des cibles ou de l'environnement dans lequel se trouvent les cibles, afin de retranscrire ou de reconstruire de manière compréhensible l'image de la scène. Ce dernier point nécessite la mise au point d'algorithmes de traitements du signal spécifique.

Dans la littérature, plusieurs algorithmes ont été développés à base de techniques radar et tomographiques. Cependant, l'implémentation de ces algorithmes reste relativement difficile et les images obtenues sont de faibles résolutions et présentent des artefacts (bruits). L'objectif de cette thèse consiste en une contribution à la mise en œuvre d'algorithmes de reconstitution d'images en 2D basés sur la technique RADAR à savoir : la technique confocale de rétro-propagation et l'approche DASI (Delay and Sum Integration) en leur associant un algorithme de post-traitement dont le but est d'éliminer les bruits qui apparaissent au niveau de l'image. Comme applications, nous nous sommes penchés sur le dépistage précoce du cancer du sein, la vision à travers les murs et la détection des objets enfouis. Les différentes simulations ont été réalisées sous les logiciels CST MWS (Computer Simulation Technology- MicroWaves Studio) et Matlab. Pour atteindre cet objectif, le présent travail est scindé en quatre chapitres.

Le premier chapitre sera réservé aux généralités sur l'imagerie micro-onde. Nous introduisons, dans un premier temps, une brève définition de l'imagerie micro-onde et ses domaines d'applications. Dans un second temps, nous présentons les différents concepts et principes des systèmes d'imageries micro-ondes. Cette partie est axée principalement autour de systèmes dédiés à des applications pour lesquelles le corps humain est en jeu pour la détection de cancer du sein ainsi que pour des applications dans le domaine militaire (vision à travers le mur).

Le second chapitre introduit l'Ultra Large Bande (ULB) et quelques notions et applications sur les radars ULB, puis sont présentés les spécificités et les différents types de radar ULB utilisés dans l'imagerie micro-onde. Notre étude est ensuite plus centrée sur le radar ULB en mode impulsionnel, technique utilisée dans le cadre de cette thèse et qui présente de nombreux avantages en termes de performances. A la fin de ce chapitre, nous présentons des algorithmes d'imagerie radar, en détaillant les deux algorithmes utilisés dans le cadre de cette thèse à savoir : la technique confocale de rétro-propagation et l'approche DASI (Delay and Sum Integration).

Le chapitre 3 est consacré à l'application de ces deux techniques radars d'imagerie micro-ondes à la vision à travers le mur et à la détection d'objets enfouis. Dans un premier temps, nous essayons de mettre en exergue les particularités des techniques radars dans leurs applications à la localisation et la détection, puis les résultats de simulations sont esquissés

sous forme d'images en 2D et discutés. Enfin une étude comparative entre les deux algorithmes utilisés est présentée.

Le quatrième chapitre est dédié à la reconstruction d'images pour la détection du cancer du sein en utilisant les deux techniques radars d'imagerie micro-onde. Le sein a été illuminée par des impulsions à partir d'un certain nombre de positions d'une antenne ultra-large bande. Les réflexions recueillies sont de type fréquentielles pour la méthode de rétroprojection et temporelles pour la technique DASI. Les deux méthodes transforment ces données recueillies pour créer une carte énergétique du sein. Un nouvel algorithme est également introduit qui traite à posteriori les images résultantes, obtenues à partir de différentes configurations de positions de points d'acquisition. Ce post-traitement permet d'avoir une image beaucoup plus claire et avec moins d'interférences. Par conséquent, une ou deux tumeurs de 2 mm de diamètre peuvent être clairement identifiées et localisées. Enfin, une étude comparative entre les deux algorithmes utilisés est menée afin de mettre en exergue leurs particularités d'application dans le domaine de l'imagerie micro-onde.

Nous achèverons notre manuscrit par une conclusion générale sur tout ce qui a été dit ou obtenu à propos de la détection et la localisation des objets par imagerie micro-onde ainsi que sur les perspectives prometteuses existantes dans ce domaine d'études intéressant les services de sécurité, le domaine du génie-civil ainsi que le domaine médical.

Chapitre I: Contexte de l'étude : vers la détection et la localisation d'objets par imagerie micro-onde



I.1 Introduction

Des procédés d'imagerie sont régulièrement employés dans plusieurs domaines scientifiques. Pour le grand public, les applications médicales sont les plus connues, telles que la radiographie et la tomodensitométrie par rayons X (scanner) ou encore l'imagerie à résonance magnétique (IRM) pour établir un diagnostic. Les premières méthodes de reconstruction tomographique dans le domaine de l'imagerie micro-onde datent des années 80 [1-4]. Elles font appel à des algorithmes de résolution qualitative, basés sur des méthodes de tomographie par diffraction. Cette technique, dont le principal intérêt tient dans le faible coût en temps de calcul, permet de reconstruire uniquement les sources induites dans le milieu. La résolution quantitative permet quant à elle de reconstruire la permittivité complexe des objets et a fait l'objet d'études ultérieurement [5-6].

Un système d'imagerie micro-onde est donc confronté à des objets, qualifiés aussi de cibles ou d'hétérogénéités, localisés dans un milieu dont les caractéristiques sont connues. Plusieurs alternatives sont possibles pour parvenir à une image, que ce soit par investigation invasive ou non, avec une configuration circulaire ou linéaire autour du milieu. Dans cette thèse, nous étudions un système radar destiné à la détection d'objets en espace libre ou enfouis, basé sur un mode actif, non invasif. Le problème global de l'imagerie micro-onde est tributaire de deux aspects. Le premier est lié à la conception et la mise en œuvre d'un dispositif de mesure. Le système relève le champ diffracté, rayonné par les courants induits au sein des hétérogénéités, générés suite à l'éclairement du milieu par un champ électromagnétique incident. Le second aspect porte sur le traitement du signal en tenant compte de l'interaction onde-matière, qui se produit au sein des objets diélectriques soumis à un rayonnement micro-onde. Ainsi que l'utilisation d'algorithmes pour reconstruire une image liée aux caractéristiques des sources induites, dues au contraste de permittivité, du milieu sous investigation.

Le domaine de l'imagerie micro-onde est abordé dans ce chapitre, tout d'abord au regard des algorithmes de détection et de reconstruction. Avec la connaissance du champ incident et la mesure du champ diffracté, ils tendent vers l'obtention d'informations pour la détection et la localisation d'objets (imagerie qualitative), l'identification et la classification (imagerie quantitative). Dans ce chapitre, nous introduisons, dans un premier temps, une brève définition de l'imagerie micro-onde et ses domaines d'applications. Dans un second temps, nous présentons les différents concepts et principes des systèmes d'images micro-ondes. Cette

partie est axée principalement autour des systèmes d'imageries micro-ondes dédiés à des applications pour lesquelles le corps humain est en jeu, pour la détection du cancer du sein ou pour des applications dans le domaine civil ou militaire (vision à travers le mur). Pour ce type d'applications, seules les solutions millimétriques (micro-ondes) ont été envisagées dans notre étude.

I.2 Imagerie micro-onde

I.2.1 Présentation

Elle repose sur deux problèmes. Le premier, dit direct, a pour but de calculer la répartition du champ résultant de l'interaction des ondes électromagnétiques avec des diffuseurs soumis à un champ incident. Il nécessite la connaissance des sources qui sont appliquées, ainsi que les caractéristiques géométriques (dimensions et forme) et électromagnétiques (principalement la permittivité complexe) des objets et du milieu. Il est le point de départ des problèmes de diffraction.

Dans le second problème, dit inverse, il s'agit de retrouver certaines propriétés électromagnétiques d'un ou de plusieurs objets à partir de la mesure du champ diffracté, dans une région bien délimitée ou non. À partir de la connaissance du champ incident et de l'interaction dans un domaine restreint, il permet de reconstruire une image représentative de(s) l'objet(s). Il s'agit d'un problème mal posé dans le cas général, c'est-à-dire qu'il n'offre pas l'existence, l'unicité et la stabilité de la solution. En effet, la fonction qui relie les propriétés électriques de l'objet aux valeurs du champ diffracté est non linéaire. Cette caractéristique provient du phénomène de diffraction multiple au sein de l'objet, et est davantage présente en hautes fréquences [7].

Le rôle principal de l'imagerie micro-onde est qu'elle permet de reconstruire un objet ou plus précisément, de déduire les paramètres physiques d'un objet à partir de mesures des champs électromagnétiques dispersés ou réfléchis qui se produit lorsque l'objet est éclairé par une incidence micro-ondes connue. Un système typique de l'imagerie active micro-onde est représenté sur la figure I.1. L'émetteur génère un signal micro-onde (la génération du champ d'éclairage) qui sera diffusé par l'objet, le champ diffracté ou réfléchi est mesuré par les récepteurs.

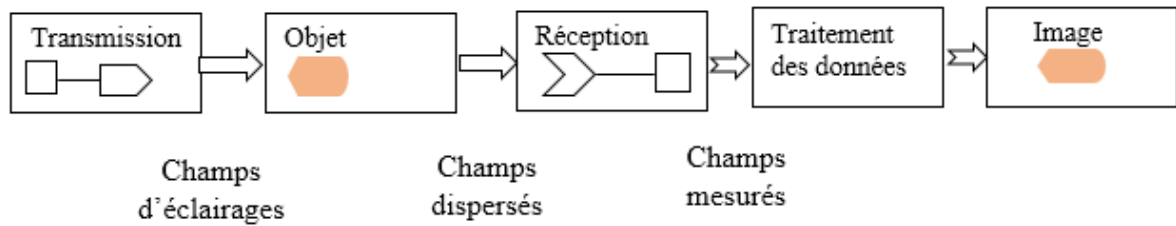


Figure I.1: Système actif d'imagerie micro-onde.

Parmi les méthodes actives d'imagerie micro-onde signalées dans la littérature, On peut distinguer deux types de méthodes : la tomographie à micro-ondes et les techniques radars ULB (Ultra Large Bande), qui cherchent à exploiter le contraste diélectrique. La reconstruction de l'image tomographique vise principalement à récupérer les propriétés diélectriques ou voir le profil d'objet à partir des signaux micro-ondes diffusés, en résolvant un problème non linéaire de diffusion inverse.

D'autre part, les techniques radars ULB ne tentent pas de reconstruire le profil complet diélectrique, au contraire elles cherchent à localiser et de détecter les objets par leurs signaux rétrodiffusés.

I.2.2 Quelques applications

Nous présentons une liste non exhaustive de trois applications concernant la détection d'objets : la vision à travers les murs, les objets enfouis et le cancer du sein. En effet, d'autres applications, en particulier en contrôle non destructif dans le domaine industriel, peuvent être envisagées.

I.2.2.1 Vision à travers le mur

La « vision » à travers les milieux opaques, au sens optique traditionnel, va constituer dans les années à venir un enjeu stratégique dans des domaines d'applications aussi divers que la sécurité, le biomédical, l'agroalimentaire, etc. Chaque milieu possède une (ou plusieurs) fenêtre spectrale de transparence, mais dans bien des cas, les « imageurs » permettant d'observer à travers ces fenêtres, ont un faible contraste ou une faible résolution spatiale donnant des images difficilement interprétables. Seuls les imageurs X permettent d'allier les deux, mais présentent l'inconvénient majeur d'être ionisants, et ont par conséquent un champ

d'application relativement restreint. Pour contourner ces limitations physiques, les images acquises à travers un milieu opaque, passent en général par une phase de reconstruction sémantique à partir d'informations multi-sources ou très large bande.

Le cadre de cette thèse traite ce type d'applications, qui présente de nombreuses applications tant dans le domaine militaire (lors d'assauts, de prise d'otages, etc.) que dans le secteur de la sécurité civile (recherche de personnes dans des décombres, dans un incendie, etc.). Pour ces utilisations, l'image réelle de la scène observée n'est pas nécessaire, seules certaines informations pertinentes suffisent : nombre de personnes, position, vitesse de déplacement, etc. (figure I.2).



Figure I.2: Détection de personnes derrière un mur.

I.2.2.2 Détection des objets enfouis

Pendant ces vingt dernières années, l'intérêt sur les méthodes d'imagerie micro-ondes a été croissant. Des applications ont été présentées pour le contrôle non destructif dans les bâtiments, la détection des objets métalliques et diélectriques, comme les mines antipersonnel, ainsi que pour des applications dans le domaine médical sur les tissus biologiques.

L'objet peut bien se trouver en espace libre, ou à l'intérieur d'un domaine supposé connu, dans le cas de l'imagerie des objets enfouis. Le champ électromagnétique qui interagit avec l'objet inconnu est issu d'une ou de plusieurs antennes d'émission. Le champ diffracté qui résulte de cette interaction est mesuré par une ou plusieurs antennes de réception. Le nombre et la façon selon laquelle sont disposés les émetteurs et les récepteurs, sont des caractéristiques supplémentaires des méthodes. Une configuration multi-incidence

(multiview) utilise plusieurs émetteurs, ou un seul émetteur qui se déplace. Le terme multistatique (multistatic) désigne la mesure du champ diffracté par plusieurs récepteurs, ou par un seul récepteur qui se déplace (figure I.3). En ce qui concerne la forme du champ incident, on peut distinguer entre les méthodes temporelles et les méthodes fréquentielles ; ce sont ces méthodes qui nous intéressent ici.



Figure I.3: Détection de personnes ensevelies sous la neige par le système ALVA.

I.2.2.3 Détection du cancer sein

Les statistiques montrent que le cancer du sein est de loin le cancer le plus fréquent chez les femmes dans le monde, avec une estimation de 1,67 millions de nouveaux cas diagnostiqués en 2012 [8]. En Algérie, il constitue 40,45% de tous les cancers féminins [9]. Aussi, il prend des proportions épidémiques inquiétantes avec plus de 9.000 nouveaux cas en 2009, soit 54 nouveaux cas pour 100.000 femmes ; actuellement ce chiffre est estimé à 11.000, soit une augmentation de 500 nouveaux cas par an. De plus, le cancer du sein, en Algérie touche autant la femme jeune que la femme ménopausée, ce qui complique son dépistage : l'âge médian est de 47 ans c'est-à-dire que 50% des cancers du sein ont déjà eu

lieu avant cet âge [9-10]. Cependant, pour contenir des cellules cancéreuses et les empêcher de se propager dépend essentiellement des techniques de détection précoce de la tumeur.

Depuis la naissance des techniques radiologiques dans les années 1960, plusieurs méthodes ont été mises au point. Les plus fréquentes sont basées sur l'utilisation des rayons X, des ultrasons et des champs magnétiques.

Le développement des techniques scientifiques actuelles améliore, de jour en jour, la qualité de la santé, du travail, et de la vie de l'être humain. Le domaine de la médecine en particulier a permis une amélioration considérable. Les techniques de diagnostic médical radiologique, qui permettent de visualiser l'intérieur d'un organisme de façon non évasive, sont les exemples mêmes de ce progrès scientifique [11].

La mammographie est l'examen de référence pour le dépistage et le diagnostic du cancer du sein [12-13]. Ses performances sont néanmoins limitées, notamment quand la densité mammaire est élevée, elles sont estimées à 82% [14].

L'imagerie du sein permet aujourd'hui non seulement la détection de lésions infracentimétriques, mais également leur caractérisation. La détection repose encore principalement sur la mammographie, qui est actuellement le meilleur examen de dépistage du cancer du sein. L'échographie et l'IRM sont des techniques de plus en plus employées pour la caractérisation de lésions mammaires douteuses ou ambiguës. La détermination du caractère bénin ou malin d'une lésion solide en échographie se base habituellement sur des critères morphologiques: forme, atténuation postérieure, irrégularité des contours ou microlobulations. L'analyse des lésions mammaires en IRM est basée principalement sur des critères morphologiques (taille, forme, contours, rehaussement interne des prises de contraste), mais aussi cinétiques (rapidité, intensité, dynamique de la prise de contraste).

Enfin, la technique d'imagerie micro-onde du sein utilise la diffusion de signaux par un objet, lorsque celui-ci est éclairé par un signal électromagnétique. La diffusion du signal par un objet dépend de divers facteurs, dont l'environnement, la force du signal, et les propriétés du matériau. Pour une source de signal de données, le signal diffusé dépend des caractéristiques électriques de l'objet, en particulier la constante diélectrique et la conductivité. Ce principe est utilisé pour détecter les tumeurs dans le sein à l'aide des signaux micro-ondes. Les tumeurs du sein ont des propriétés électriques très distinctes (permittivité

diélectrique élevée et une conductivité plus élevée), ce qui permet de les détecter en analysant les signaux diffusés. Comme le montre la figure I.4, la quantité de signal diffusée par une tumeur du sein est supérieure à celle des tissus mammaires normaux. Celle-ci peut être reçue par une antenne bien localisée ou la modification de ces propriétés d'émission en raison des signaux diffusés, peuvent être analysés et utilisés pour la détection des tumeurs.

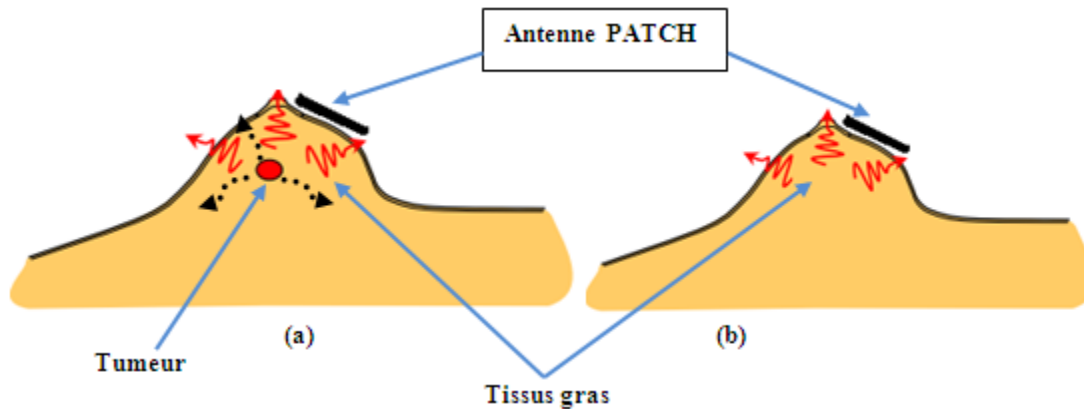


Figure I.4: Schéma représentatif du sein, antenne patch et tumeur montrant la diffusion de signaux. (a) sein avec tumeur. (b) sein normal.

I.3 Techniques d'imagerie micro-ondes

Dans le domaine de l'imagerie micro-onde, plusieurs techniques ont été proposées et discutées. Nous décrivons dans cette section, trois d'entre elles, les plus couramment utilisées à savoir:

- La technique d'imagerie tomographique
- La technique d'imagerie confocale radar
- La technique de retournement temporel

I.3.1 Technique d'imagerie micro-onde tomographique

La tomographie micro-onde est prometteuse en tant que technique, en particulier, pour la détection précoce du cancer du sein. Sa base physique, est le contraste important entre les propriétés diélectriques des tissus mammaires sains et celles des tumeurs malignes, à des fréquences de micro-ondes. Utilisant cette caractéristique, les systèmes d'imagerie micro-ondes visent à détecter, localiser et caractériser les tumeurs du sein.

Le contraste entre les propriétés diélectriques de l'objet crée la diffusion multiple de l'onde dans l'objet, cela pose un problème non linéaire de diffusion inverse. Les méthodes tomographiques tentent de résoudre ce problème, et elles sont divisées en deux groupes différents. Premièrement, la tomographie par diffraction, une approche linéaire qui utilise l'approximation de Born ou Rytov. C'est une méthode de calcul très efficace pour obtenir des images en temps quasi-réel [3] - [15-16], et dans des situations où les objets sont à faible contraste. Dans les situations des objets à contraste élevé, des méthodes non linéaires sont nécessaires.

Le deuxième groupe, est une approche non linéaire déterministe introduite par « Joachimowicz » dans le début des années 90 [17]. De plus, « Caorsi » a contribué très tôt dans ce domaine [18]. La méthode est basée sur une optimisation itérative d'une fonction d'objet pour résoudre le problème inverse d'imagerie micro-onde. En raison de la non-linéarité du problème de diffusion inverse (équation I.1), un algorithme de reconstruction itératif dans lequel une fonction de coût est réduite au minimum est nécessaire. Le champ diffusé dépend de deux types d'inconnues, la permittivité complexe et la totalité du champ à l'intérieur de l'objet, qui sont liés par une contrainte de domaine d'intégration de l'équation. En ce qui concerne ces inconnues, la plupart des méthodes de reconstruction peuvent être divisées en deux approches.

$$e_s(\vec{r}) = \iint_S G(\vec{r}, \vec{r}') C(\vec{r}') e(\vec{r}') d\vec{r}' \quad (I.1)$$

Où G est la fonction de Green.

$$\text{Avec} \quad C(\vec{r}) = k^2(\vec{r}) - k_1^2 \quad (I.2)$$

Où k_1 et $k(\vec{r})$ sont les constantes de propagation dans un milieu homogène et inhomogène respectivement.

Dans la première approche (cas classique), l'inconnu (champ total) est éliminé du problème, de telle sorte que la fonction de coût Eq.(I.1) ne dépend que de la permittivité complexe [19]. Les algorithmes de calcul sont très lourds, par conséquent l'imagerie en deux dimensions (2D) est généralement utilisée. Dans la seconde approche (modification du gradient), la contrainte domaine d'intégration de l'équation est ajoutée comme un second

terme à la fonction de coût, qui est ensuite réduite au minimum pour les deux types d'inconnues en utilisant un schéma d'optimisation du gradient conjugué [20-21].

Récemment, pour éviter les minima locaux, des systèmes alternatifs de l'optimisation ont été rapportés, tel que l'inversion de régularisation multiplicative de contraste source (Multiplicative Regularization Contrast Source inversion), ce qui donne un calcul efficace en particulier pour les solutions de situation 3D qui été introduite par « Abubakar » [22-23]. On trouve aussi les méthodes d'optimisation globale qui utilise les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques [24-26]. Ces méthodes évitent les minima locaux, toutefois par un ralentissement de la convergence et un temps de calcul plus élevé.

I.3.1.1 Le Problème direct

L'étiquette "problème direct" dans notre domaine de recherche correspond au calcul du champ électrique $E_{\text{disp}}(r)$ qui est dispersé à partir d'une distribution connue de permittivité complexe $\varepsilon(r)$ dans un domaine d'investigation D quand un champ incident connu $E_{\text{inc}}(r)$ empiète dans ce domaine figure (I. 5).

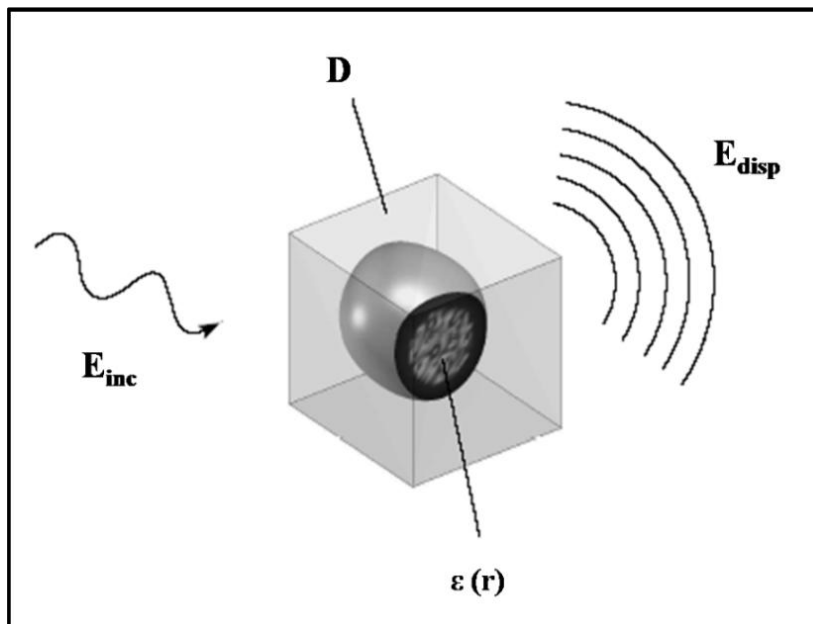


Figure I.5: Configuration 3D dispersion.

On peut supposer que le problème direct peut toujours être résolu en utilisant des méthodes numériques comme la méthode des Moments [17-18]-[27-28], la méthode des éléments finis (FEM) en hybride avec les éléments de frontière (BE) [29], ou dans certains cas des méthodes des différences finies (FDM) [31]. L'avancement rapide de la vitesse de calcul et des

algorithmes avancés FDTD (Finite Difference Time Domain) permettent de donner une solution exacte du problème direct dans un schéma itératif [26]-[33]. C'est pourquoi l'utilisation des modèles simplistes pour la solution du problème direct peut être évitée.

I.3.1.2 Problème inverse

Le problème de diffusion inverse consiste à récupérer la distribution de la permittivité complexe d'un objet, à partir d'un champ électromagnétique incident connu et le champ diffusé mesuré autour de l'objet. En général une multi-vue est nécessaire, afin de recueillir suffisamment de données indépendantes. En outre, la répartition des points de réception, par exemple le long d'une ligne ou d'un cercle (figure I.6), a un impact sur la reconstruction d'image. Toutefois, des études de comparaison [35-36] entre différentes configurations d'antennes de réception; montrent qu'une configuration circulaire a généralement plus d'avantage qu'une configuration plane, car des informations plus importantes peuvent être perçues.

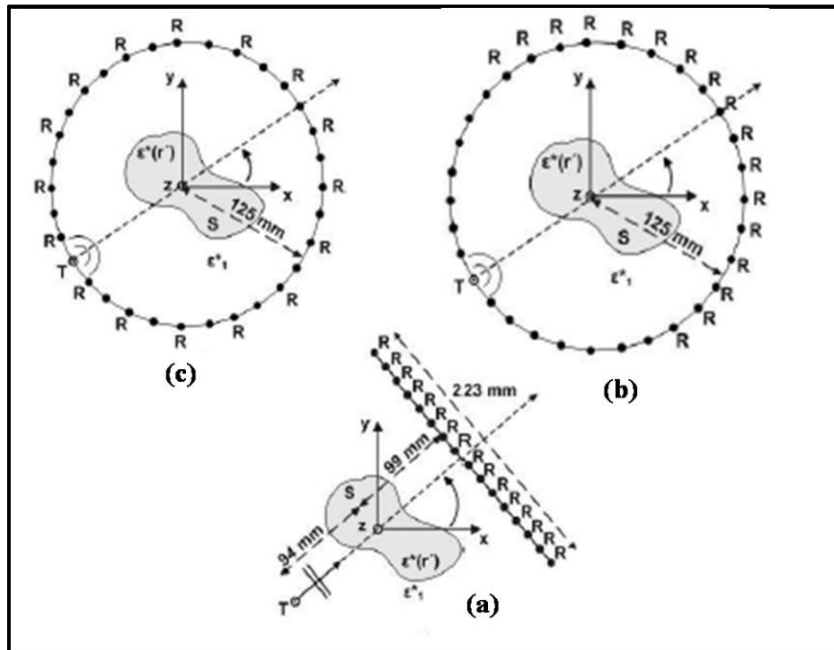


Figure I.6: Trois différentes configurations multi-vues. (a) Scanner plan. (b) Scanner demi-circulaire (c) Scanner circulaire.

Le champ diffusé est une fonction non-linéaire de la permittivité. En conséquence, le problème de diffusion inverse est résolu de manière itérative. Il est formulé comme un problème d'optimisation dans lequel les variables d'optimisations sont les valeurs de permittivité complexe $\epsilon(r)$ (figure I.7).

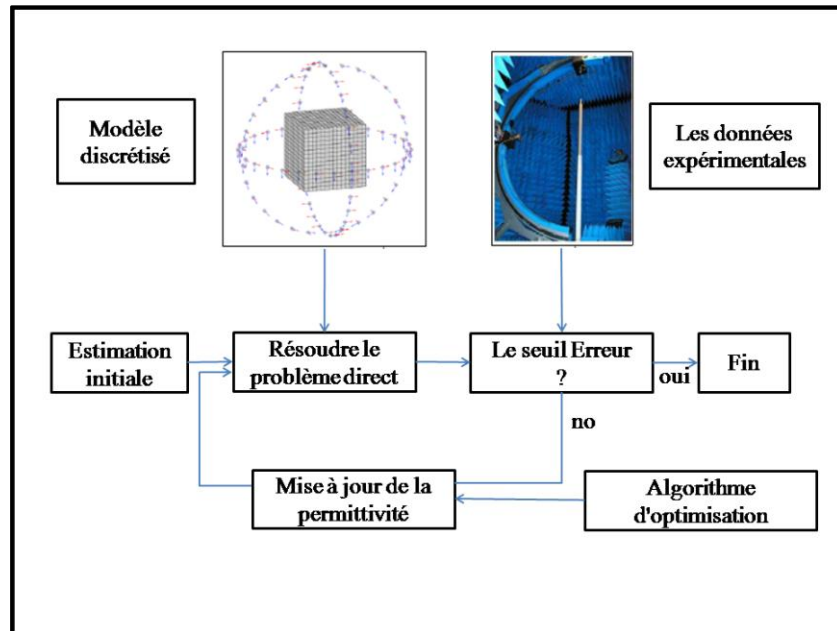


Figure I.7: Résolution itérative du problème de diffusion inverse

a) Problème mal posé

Dans cette section, nous allons donner un bref aperçu de notions importantes de problème inverse mal posé en utilisant, comme exemple, une équation linéaire :

$$A m = b \quad (I.3)$$

Avec un opérateur linéaire borné $A : H \rightarrow K$ où H et K sont deux espaces vectoriels. Nous pouvons définir le problème direct correspondant à trouver " b " supposant que " m " connu, alors que le problème inverse correspondant de trouver " m " connaissant " b ", qui satisfait l'équation I.3. Le problème du calcul de " m " est directement liée aux propriétés des opérateurs " A " et, si il existe le " A^{-1} ".

Nous disons que le problème inverse est bien posé ou correctement posé si les trois conditions suivantes sont remplies:

- La solution exacte existe ;
- Il n'y a pas plus d'une solution ;
- La solution dépend de manière continue des données.

Ces trois conditions signifient que " b " est de l'ordre de " A ", que " A " est injectif et " A^{-1} " existe et il est continue dans les espaces donnés. Habituellement, les problèmes inverses

typiques rencontrés dans l'imagerie micro-onde ne répondent pas à ces trois exigences, ce qui signifie que le problème inverse d'imagerie micro-onde est mal posé.

b) Régularisation

Pour résoudre le problème inverse qui est mal posé, nous avons besoin à régulariser le problème. En effet, la régularisation est un moyen qui permet de remplacer le problème inverse mal posé, par une famille de proximité de problèmes bien posés, ce qui est souvent caractérisé par un ou plusieurs paramètres de régularisation.

Les méthodes de régularisation visent à amortir ou à éliminer les parties de la solution qui correspond à de valeurs singulières très petites. Si un algorithme itératif est utilisé pour résoudre un problème inverse mal posé, alors l'arrêt précoce de la méthode itérative peut être interprété comme une forme de régularisation. Chaque méthode de régularisation emploie un paramètre spécial connu sous le nom de paramètre de régularisation, pour contrôler l'effet du bruit sur la solution. La nature du paramètre de régularisation est différente pour chaque méthode. Une forme de régularisation très populaire est présentée en [37].

En effet, Tikhonov est la méthode de régularisation la plus utilisée pour la résolution de problèmes mal posés ainsi que pour les problèmes inverses. Elle a été imaginée par le mathématicien russe « Andreï Nikolaïevitch Tikhonov ». Le fait que le problème inverse d'imagerie micro-onde est mal posé, plusieurs travaux utilisent cet algorithme [22]-[37-38]. Ils supposent que les éléments des distributions de conductivité sont statistiquement indépendants. Les méthodes de régularisation visent à amortir ou à éliminer les parties de la solution qui correspond à de très petites valeurs singulières [17]-[21]-[24]. La méthode de régularisation de Tikhonov est interprétée comme une méthode de filtrage, qui filtre les éléments de la décomposition des valeurs singulières.

En dehors des algorithmes de première génération [16]-[19]- [23]- [39], qui étaient adapté pour des environnements à faible contrastes et sans bruit. Ces algorithmes fournissent des reconstructions approximatives de la distribution de permittivités complexe. Récemment des algorithmes itératifs robustes pour la reconstruction de la permittivité complexe d'objets très contrastés, sont utilisés.

c) Les algorithmes itératifs optimisation

- Algorithme de RANSAC

RANSAC est une abréviation pour "RANdom SAmple Consensus". Il s'agit d'un algorithme itératif pour estimer les paramètres d'un modèle mathématique à partir d'un ensemble de données observées qui contient des valeurs aberrantes ("outliers"). L'algorithme a été publié pour la première fois par « Fischler » et « Bolles » en 1981 [40], il est peut-être l'estimateur robuste le plus utilisé dans le domaine de la vision par ordinateur. Quelques alternatives intéressantes ont été proposées pour simplifier le réglage des paramètres: Le MSAC et MLESAC [41], MINPRAN [42]. La forte limitation de l'algorithme RANSAC est qu'il ne permet que la reconnaissance d'un objet unique. Plusieurs approches ont été proposées pour permettre la détection de plusieurs groupes avec RANSAC. Ceux-ci peuvent être classés comme suit : une première stratégie [43-44] est de détecter tous les groupes simultanément. Une seconde stratégie [45] est de détecter des groupes de façon séquentielle par itération en cours d'exécution RANSAC.

- Algorithme de Gauss-Newton

L'algorithme de Gauss-Newton est une méthode de résolution des problèmes de moindres carrés. Elle est totalement spécifique à la minimisation d'une somme de fonctions au carré et présente un grand avantage de ne pas nécessiter les dérivées secondes, parfois complexes à calculer. L'application de l'algorithme de (GN) pour résoudre le problème non linéaire de l'imagerie micro-onde, est introduit par l'université privée des États-Unis « Dartmouth College » [46] avec régularisation de Tikhonov, ce qu'ils ont appelé par la technique de reconstruction (GN-T). Dans [28]-[47], l'algorithme de (GN) est considéré comme étant une technique de régularisation.

- Algorithme de Newton-Kantorovich

Newton-Kantorovich est l'un des premiers algorithmes qui été utilisée pour résoudre le problème non linéaire de diffusion inverse est qui vise à minimiser l'erreur itérative entre le champ mesuré diffusée par la cible et le champ diffracté calculé à partir d'un modèle numérique [5] - [48]. Cette technique a donné un bon résultat inattendu dans le traitement des données expérimentales [49]. L'algorithme de Newton-Kantorovich généralisée à la 3D, développé par « Joachimowicz », peut-être considéré comme point de départ pour l'imagerie

micro-onde 3D quantitative [17] - [48]. Dans [49] l'algorithme de Newton –Kantorovich avec régularisation de Tikhonov est présenté.

- Algorithme de Newton-Raphson

En analyse numérique, Newton-Raphson est un algorithme efficace pour trouver des approximations d'un zéro (ou racine) d'une fonction d'une variable réelle. Dans la littérature de nombreux algorithmes itératifs ont été publiés pour résoudre le problème inverse. Parmi ces algorithmes, celui où la méthode Newton-Raphson a été introduite dans le problème d'imagerie micro-onde par « T. J. Yorkey » [50]. Ensuite, des variantes de cette méthode ont été étudiées par « K. Boone » et « M. Marsili » [51-52]. Actuellement l'algorithme de Newton-Raphson est l'un des algorithmes itératif les plus robustes pour résoudre le problème inverse d'imagerie micro-onde [53].

- Algorithme du Gradient Conjugué

En analyse numérique, la méthode du gradient conjugué est un algorithme qui permet de résoudre des systèmes d'équations linéaires dont la matrice est définie positive (et par conséquent symétrique). Cette méthode, imaginée en 1950 simultanément par « Cornelius Lanczos » et « Magnus Hestenes », est une méthode itérative à grand intérêt pratique du point de vue du temps de calcul. Dans le domaine des images micro-ondes, l'algorithme du gradient conjugué a été introduit par « R. E. Kleinman » et « P. M. van den Berg » pour minimiser itérativement la fonction coût [54], la contrainte domaine d'intégrale de l'équation est ajoutée comme un second terme à la fonction coût, qui est ensuite optimisée pour les deux types d'inconnues de manière indépendante, en utilisant un schéma d'optimisation du gradient conjugué [20]-[55]. Le principal avantage de cette approche est que les solutions du problème direct ne sont pas nécessaires, mais le nombre de variables à optimiser et le nombre d'itérations est généralement beaucoup plus grand que l'approche conventionnelle.

- Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt, ou algorithme LM, permet d'obtenir une solution numérique au problème de minimisation d'une fonction, souvent non-linéaire et dépendant de plusieurs variables. L'algorithme interpole l'algorithme de Gauss-Newton et l'algorithme du gradient. Plus stable que celui de Gauss-Newton, il trouve une solution même s'il est démarré très loin d'un minimum. Cependant, pour certaines fonctions très régulières, il peut converger légèrement moins vite. L'algorithme fut découvert par Kenneth Levenberg [56]. Quelques travaux utilisent cet algorithme pour résoudre le problème inverse de l'imagerie micro-onde [27] – [57]. Par ailleurs dans [57-58], il est introduit comme une technique de régularisation.

Les critères déduits de formulations non-linéaires, comme c'est le cas ici, sont susceptibles d'être multimodaux (posséder des minimas locaux). Les méthodes itératives de minimisation n'assurent pas que la solution obtenue correspond bien à un minimum global. L'utilisation de ces méthodes en imagerie micro-ondes tomographique peut donc paraître risquée. Néanmoins, l'expérience montre que, pour un bon nombre de cas réalistes, les méthodes itératives convergent vers des solutions acceptables. C'est ce qui explique leur grande popularité dans le domaine. Pour cette raison plusieurs études utilisent les méthodes d'inversion globale où une convergence vers un minimum global est garantie.

- Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques [24-26], fonctionnent sur une population générée de façon aléatoire dans l'espace de recherche et effectuent simultanément une optimisation globale par les trois opérations génétiques. Bien que robustes du point de vue de la solution obtenue, ces méthodes nécessitent un coût de calcul qui augmente très rapidement avec le nombre d'inconnues à estimer.

- L'approche neuronale

Dans [59-61] l'algorithme de réseaux de neurone est utilisé pour la détection et la localisation des objets par micro-ondes. Le réseau de neurones permet non seulement d'établir des relations analytiques importantes pour la phase de détection, mais aussi une grande flexibilité, puisqu'il n'y a aucune restriction quant au nombre de paramètres du système en

entrée et en sortie. La phase de détection et de localisation des objets devient alors possible grâce à la relation explicite donnée par le réseau de neurones.

I.3.2 Techniques d'imagerie micro-ondes radar

Les techniques radars à ultra large bande (ULB) ne tentent pas de reconstruire le profil diélectrique complet, mais elles cherchent à localiser et à détecter les objets par leurs signaux rétrodiffusés. L'approche radar est abordée par des travaux publiés essentiellement par Hagness [62-67].

Selon la façon dont les données sont acquises, il existe trois approches d'imagerie micro-ondes confocale (CMI) qui sont : la mono-statique, la bi-statique et la multi-statique. Dans l'approche mono-statique, l'émetteur est utilisé comme un récepteur et se déplace pour former une synthèse d'ouverture. Pour l'approche bi-statique, une antenne de transmission et une autre de réception sont utilisés. Pour l'approche multistatique, une large ouverture réelle (figure I.8) est utilisée pour la collecte des données. Chaque antenne dans le réseau se relaye pour transmettre une impulsion de sondage, et toutes les antennes (dans certains cas, toutes sauf l'antenne de transmission) sont utilisées pour recevoir les signaux rétrodiffusés. La technique multistatique peut être considérée comme un cas particulier de l'approche large bande multi-entrées-multi-sorties (radar MIMO : Multiple Input Multiple Output) [68-69], avec de multiples formes d'ondes transmises étant soit des impulsions ULB ou des zéros.

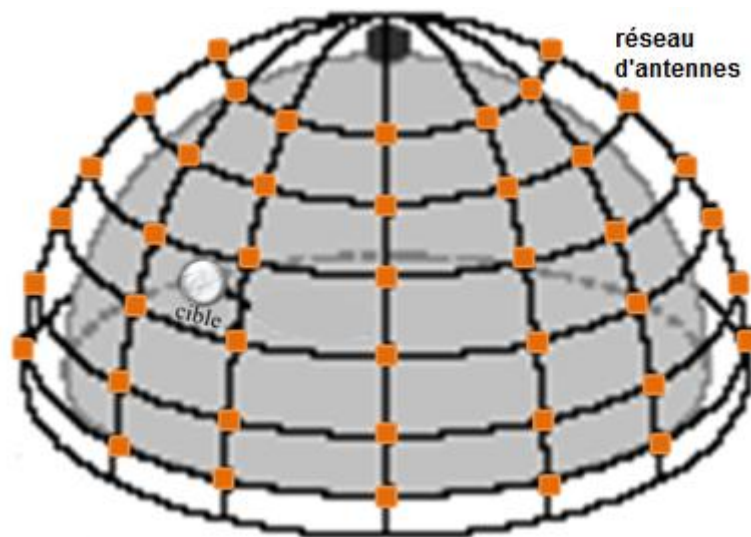


Figure I.8: Configuration de réseau d'antennes.

I.3.3 Technique de Retournement Temporel

Il est bien connu que l'imagerie radar ULB classique ne parvient pas à atteindre la résolution désirée due à la limite d'ouverture d'antenne. Cette limitation peut être surmontée en utilisant la technique de retournement temporel (TRM), car elle offre une meilleure résolution focale en augmentant l'ouverture d'antenne virtuellement. La méthode de retournement temporel a été largement utilisée dans de nombreuses applications qui utilisent la propriété de recentrage pour détecter et localiser une cible au moyen de la simulation numérique ou l'imagerie virtuelle [70-72].

En effet la TRM est une technique s'appuyant sur le principe de réciprocité. Celui-ci est décrit sur la figure I.9. Supposons qu'une source émette un signal qui se propage dans un milieu complexe et que ce signal soit détecté par un réseau d'antennes. Les signaux ainsi captés, sont enregistrés, retournés temporellement puis réémis par chaque antenne réceptrice respective. En raison du principe de réciprocité, toute l'énergie réémise se focalise sur la source qui l'a créée. La précision de focalisation est directement liée à la taille du réseau d'antennes. Celui-ci est habituellement nommé : miroir à retournement temporel « time reversal mirror ».

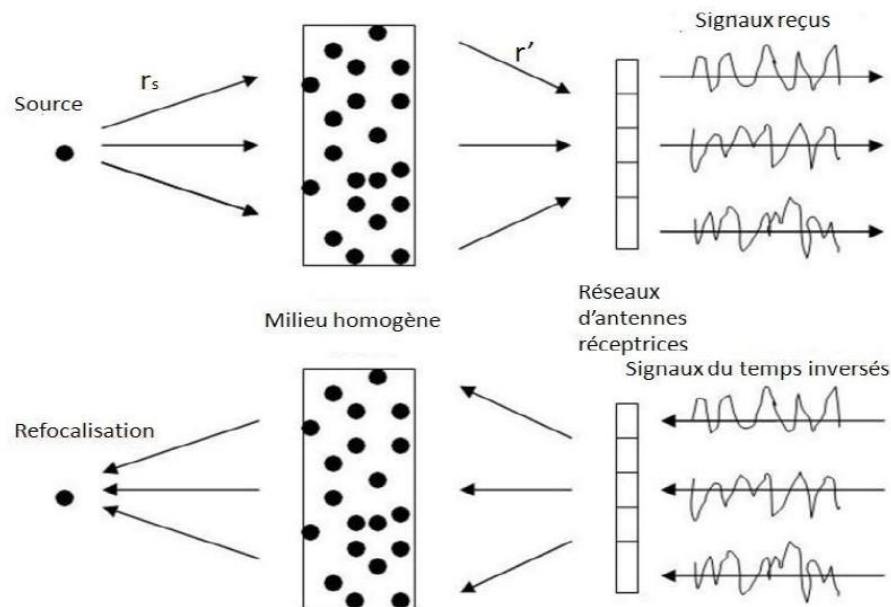


Figure I.9: Principe du retournement temporel. La propagation du signal vers l'avant et les mesures temporelles (en haut). La propagation des signaux reçus dans la direction inversée du temps vers l'arrière (en bas).

I.4 Conclusion

Dans ce chapitre, une revue des différentes techniques d'imagerie micro-ondes dans les systèmes modernes de détection et de localisation des objets est présentée. Par conséquent, un état d'art et les challenges des diverses algorithmes adaptés pour de telles applications sont énumérés. Dans un premier temps, une présentation des techniques d'imagerie micro-onde tomographique a été énoncée.

Notre choix est principalement basé sur la technique dite radar, vu que l'objectif de cette thèse est la détection et la localisation des objets enfouis. Le détail des algorithmes utilisés fera l'objet du chapitre suivant.

Références Chapitre I

- [1] G. Peronnet, C. Pichot, J.-C. Bolomey, L. Jofre, "A Microwave Diffraction Tomography System for Biomedical Applications", 13th European Microwave Conf., pp 529-533, Nurnberg, 1983.
- [2] A. Devaney, "Geophysical Diffraction Tomography", IEEE Trans. on Geosci. Remote Sensing, vol. GE-22, pp 3-13, 1984.
- [3] C. Pichot, L. Jofre, G. Peronnet, J.-C. Bolomey, "Active Microwave Imaging of Inhomogeneous Bodies", IEEE Trans. on Antenna and Propagation, vol. 33, pp 416-425, 1985.
- [4] J.-C. Bolomey, H. de Talhouet, Y. Anguill, "Mise en service et test de deux caméras microondes pour applications biomédicales", Proc. GBM/TEP n°84012, Contrat Anvar n°A844735, 1986.
- [5] A. Franchois, "Contribution à la tomographie microonde : algorithmes de reconstruction quantitative et vérifications expérimentales", Thèse de doctorat, Université Paris-Sud (Orsay), 1993.
- [6] P. Lobel, "Problème de diffraction inverse : reconstruction d'image et optimisation avec régularisation par préservation des discontinuités. Application à l'imagerie microonde", Thèse de doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, Septembre 1996.
- [7] W. Chew, H.-T. Lin, "A Frequency-Hopping Approach for Microwave Imaging of Large Inhomogeneous Bodies", IEEE Microwave and Guided Wave Letters, vol. 5, no. 12, pp 439-441, Décembre 1995.
- [8] J. Ferlay, I. Soerjomataram, et al. Cancer Incidence and Mortality Worldwide: IARC CancerBase No. 11. International Agency for Research on Cancer. 2013.
- [9] M. ZITOUNI. et al. "Plan National Cancer", Edition & Publication ANDS, 2014.
- [10] H. Cherif M et al., "Cancer estimation of incidence and survival in Algeria 2014", J Cancer Res Ther, 3(9):100-104, 2015.

- [11] M-D. Althuis, J-M. Dozier, W-F. Anderson, S-S. Devesa, L-A. Brinton, "Global Trends in Breast Cancer Incidence and Mortality 1973–1997," *Int. J. Epidemiol.*, vol. 34, no. 2, pp.405–12, 2005.
- [12] Corinne BALLEYGUIER, "Elastographie-IRM pour le diagnostic et la caractérisation des lésions du sein", école doctorale stits : sciences et technologies de l'information des télécommunications et des systèmes, laboratoire ir4m, 26/03/12.
- [13] H-J. Koning, "Mammographic screening: evidence from randomised controlled trials", *Ann Oncol.* vol. 14, no. 8, pp.1185-9, 2003.
- [14] P. Skaane, K. Engedal, A. Skjennald, "Interobserver variation in the interpretation of breast imaging. Comparison of mammography, ultrasonography, and both combined in the interpretation of palpable non calcified breast masses," *Acta Radiol.*;38(4 Pt 1), pp.497-502, jul. 1997.
- [15] L. Jofre, M. S. Hawley, A. Broquetas, E. De Los Reyes, M. Ferrando and A. R. Elias Fuste. "Medical Imaging with a Microwave Tomographic Scanner", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 37, pp.303–311, Mar. 1990.
- [16] S. X. Pan and A. C. Kak. "A Computational Study of Reconstruction Algorithms for Diffraction Tomography: Interpolation Versus Filtered Backpropagation", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 31, pp. 1262–1275, Oct. 1983.
- [17] N. Joachimowicz, C. Pichot and J. -P. Hugonin. "Inverse Scattering: An Iterative Numerical Method for Electromagnetic Imaging", *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, vol. 39, pp. 1742–1752, Dec. 1991.
- [18] S. Caorosi, G. L. Gragnani and M. Pastorino. "Two-Dimensional Microwave Imaging by a Numerical Inverse Scattering Solution", *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.*, vol. 38, pp. 981–989, Aug. 1990.
- [19] A. Fhager. "Microwave Tomography", Ph.D. Thesis, Department of Signals and Systems, Chalmers University of Technology, 2006.
- [20] A. Abubakar, T-M. Habashy, P-M. van den Berg, D. Gisolf. "The Diagonalized Contrast Source Approach: an inversion method beyond the Born approximation", *Inverse Problems*, Vol. 21, No. 2, pp. 685-702, 2005.
- [21] Z-Q. Zhang, Q-H. Liu. "Three-Dimensional Nonlinear Image Reconstruction for Microwave Biomedical Imaging", *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol. 51, No. 3, pp. 544-548, 2004.
- [22] S-Y. Semenov, A-E. Bulyshev, A. Abubakar, V-G. Posukh, Y- E. Sizov, A-E. Souvorov, P-M. van den Berg, and T-C. Williams, "Microwave Tomographic Imaging of the High Dielectric-Contrast Objects Using Different", *IEEE Trans. Microwave Theory Tech*, Vol. 53, No. 7, JULY 2005.
- [23] A. Abubakar, P-M. van den Berg and S-Y. Semenov. "Two- and Three-Dimensional Algorithms for Microwave Imaging and Inverse Scattering", *Journal of Electromag. Waves and Applicat.*, vol. 17, pp. 209–231, 2003.

- [24] M. Pastorino, A. Massa, and S. Caorsi. "A Microwave Inverse Scattering Technique for Image Reconstruction Based on a Genetic Algorithm", IEEE Trans. Instrumen. Measure., vol. 49, pp. 573-578, June 2000.
- [25] M. Pastorino, S. Caorsi, A. Massa, and A. Randazzo. "Reconstruction Algorithms for Electromagnetic Imaging", IEEE Trans. Instrumen. Measure., vol. 53, pp. 692-699, June 2004.
- [26] M. Pastorino, S. Caorsi, and A. Massa. "A Global Optimization Technique for Microwave Nondestructive Evaluation", IEEE Trans. Instrumen. Measure., vol. 51, pp. 666-673, Aug. 2002.
- [27] A. Franchois and C. Pichot. "Microwave imaging-complex permittivity reconstruction with a levenberg-marquardt method", IEEE Trans. Antennas Propagat., vol. 45, pp. 203-215, Feb. 1997.
- [28] J. De Zaeytjld, A. Franchois, C. Eyraud, J.M. Geffrin. "Full-wave threedimensional microwave imaging with a regularized Gauss-Newton method", Verona, Italy -2007.
- [29] K-D. Paulsen, P-M. Meaney, M-J. Moskowitz and J-M. Sullivan, "A Dual Mesh Scheme for Finite Element Based Reconstruction Algorithms", IEEE Trans. Medical Imag., vol. 14, pp. 504-514, Mar. 1995.
- [30] A. Fhager, P. Hashemzadeh, and M. Persson, "Reconstruction Quality and Spectral Content of an Electromagnetic Time-Domain Inversion Algorithm", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 53, pp. 1594-1604, Aug. 2006.
- [31] P. M. Meaney, Q. Fang, S. D. Geimer, A. V. Streltsov and K. D. Paulsen, "3D Scalar Microwave Image Reconstruction Algorithm" Microwave Symp. Digest, 2002 IEEE MTT-S International, vol. 3, pp. 2269-2272, 2-7 June 2002.
- [32] Yifan Chen, E.Gunawan, Kay Soon Low, S.C.Wang, Yongmin Kim and C.B. Soh, "Pulse design for time reversal method as applied to UWB microwave breast cancer detection: a 2-D analysis", IEEE Trans.on Ant. and Prop., vol. 55, no. 1, pp. 194-204, Jan 2007.
- [33] A. Sabouni and S. Noghianian, "Experimental results for microwave tomography imaging based on FDTD and GA", Progress In Electromagnetics Research M, Vol. 33, 69-82, 2013.
- [34] P-M. Meaney, M-W. Fanning, D. Li, S-P. Poplack and K-D. Paulsen, "A Clinical Prototype for Active Microwave Imaging of the Breast", IEEE Trans. Microwave Theory Tech., vol. 48, pp. 1841-1853, Nov. 2000.
- [35] R-C. Conceição, M. O'Halloran, M. Glavin, and E. Jones, "Comparison of planar and circular antenna configurations for breast cancer detection using microwave imaging", Progress In Electromagnetics Research, PIER Vol.99, 1-20, 2009
- [36] R-C. Conceição, M. O'Halloran, M. Glavin, and E. Jones, "Antenna configurations for ultra wide band radar detection of breast cancer," SPIE BIOS West, Vol. 7169, San Jose, CA, Jan. 2009.

- [37] V-A. Morozov, "Methods for solving incorrectly posed problems", New York: Springer, 1984.
- [38] Q. Fang, P-M. Meaney, and K-D. Paulsen, "Microwave image reconstruction of tissue property dispersion characteristics utilizing multiple-frequency information", *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol. 52, pp. 1866–1875, Aug. 2004.
- [39] X. Li, E. J. Bond, B. D. van Veen and S. C. Hagness "An Overview of Ultra-Wideband Microwave Imaging via Space-Time Beamforming for Early-Stage Breast-Cancer Detection", *IEEE Antennas Propagat. Mag.*, vol. 47, pp. 19–34, Feb. 2005.
- [40] M.A. Fischler and R.C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography", *CACM*, 24(6):381–395, June 1981.
- [41] P-H-S. Torr and A. Zisserman. Mlesac, "A new robust estimator with application to estimating image geometry", *Comput. Vis. Image Underst.*, Vol. 78, n°1, pp.138–156, 2000.
- [42] C-V. Stewart, "MINPRAN: A New Robust Estimator for Computer Vision", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17 n° 10, pp. 925-938, October 1995.
- [43] M. Zuliani, C-S. Kenney, and B-S. Manjunath, "The multi-RANSAC algorithm and its application to detect planar homographies", In *ICIP*, 2005.
- [44] W. Zhang and J. Kosecká, "Nonparametric estimation of multiple structures with outliers", In *WDV*, Vol. 4358, pages 60–74, 2006.
- [45] E. Vincent and R. Laganier, "Detecting planar homographies in an image pair", *Image and Signal Processing and Analysis*, pp. 182–187, 2001.
- [46] A-K. KUNDU, B. BANDYOPADHYAY, "Reconstruction Algorithm for Microwave Tomography Using Iterative Regularized Gauss-Newton Method", *International Conference on Computer and devices for Communication (CODEC 06)*, Kolkata, 2006.
- [47] T. Rubyk, P. M. Meaney, P. Meincke and K. D. Paulsen, "Nonlinear microwave imaging for breast-cancer screening using gauss-newton's method and the CGLS inversion algorithm", *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 55, pp. 2320-2331, Aug. 2007.
- [48] N. Joachimowicz. "Tomographie microonde: Contribution à la reconstruction quantitative bidimensionnelle et tridimensionnelle", Thèse de doctorat, Univ. Paris VII, Gif-sur-Yvette, France, 1990.
- [49] A-T. Nugroho, "Modified Newton Kantorovich Methods for Solving Microwave Inverse Scattering Problems", *Jurnal ILMU DASAR*, Vol. 10 No. 2, pp. 153-159, 2009.
- [50] T-J. Yorkey, J-G. Webster, and W-J. Tompkins, "Comparing Reconstruction Algorithms for Electrical Impedance Tomography", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 34, pp. 843-852, 1988.

- [51] K. Boone, D. Barber, and B. Brown, "Review: Imaging with Electricity: Report of the European Concerted Action on Impedance Tomography", *J Med. Eng. Tech.*, vol. 21, no. 6, pp. 201-232, 1997.
- [52] T. Condamines and P-M. Marsili, "A New Version of Wexler Algorithm in Electrical Impedance Tomography", *Conference on inverse problems of wave propagation and diffraction*, INRIA, 1996.
- [53] N. Xiao, "Interval finite element approach for inverse problem under uncertainty", Ph.D. Thesis, School of Civil and Environmental Engineering, Georgia Institute of Technology, USA, 2015.
- [54] R-E. Kleinman and P-M. Van den Berg, "A modified gradient method for two-dimensional problems in tomography", *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 42, no. 1, pp. 17-35, 1992.
- [55] P-M. Van den Berg and R-E. Kleinman, "A contrast source inversion method", *Inverse Problems*, vol. 13, no. 6, pp. 1607-1620, 1997.
- [56] K. Levenberg, "A method for the solution of certain problems in least squares", *Quart. Appl. Math.*, vol. 2, pp. 164-168, 1944.
- [57] A. Franchois, A. Joisel, C. Pichot and J. -C. Bolomey, "Quantitative Microwave Imaging with a 2.45-GHz Planar Microwave Camera", *IEEE Trans. Medical Imag.*, vol. 17, pp. 550-561, Aug. 1998.
- [58] B. Bandyopadhyay, A. Kundu, and A-N. Datta, "An Iterative Algorithm for Microwave Tomography Using Levenberg-Marquardt Regularization Technique", *nd J Pure & Appl Physics*, Vol. 43, 649 - 653, 2005.
- [59] F. Wang, V-K. Devabhaktuni, C. Xi, Q-J. Zhang, "Neural Network Structures and Training Algorithms for RF and Microwave Applications", *John Wiley & Sons, Inc*, Vol. 9, no. 3, pp. 216-240, 1999.
- [60] Q-J Zhang, K-C. Gupta, and V-K. Devabhaktuni, "Artificial Neural Networks for RF and Microwave Design—From Theory to Practice", *IEEE Transactions On Microwave Theory And Techniques*, Vol. 51, No. 4, 2003.
- [61] E. Ghayoula, R. Ghayoula, M. Haj-Taieb, J-Y Chouinard and A. Bouallegue, "Pattern Synthesis Using Hybrid Fourier-Neural Networks for IEEE 802.11 MIMO Application", *Progress In Electromagnetics Research B*, Vol. 67, 45-58, 2016.
- [62] S-C. Hagness, A. Taflove and J-E. Bridges, "Twodimensional FDTD analysis of a pulsed microwave confocal system for breast cancer detection: fixed-focus and antenna array sensors", *IEEE Transac. Biomed. Eng.*, vol. 45, pp. 1470-1479, 1998.
- [63] S-C. Hagness, A. Taflove and J-E. Bridges, "Threedimensional FDTD analysis of pulsed microwave confocal system for breast cancer detection: design of an antenna-array element", *Transac. Antennas Propag.*, vol. 47, pp. 783-791, May 1999.
- [64] X. Li and S. C. Hagness, "A confocal microwave imaging algorithm for breast cancer detection", *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, vol. 11, pp. 130-132, 2001.

- [65] J. Bond, X. Li, and S-C. Hagness, "Numerical and experimental investigation of an ultrawideband ridged pyramidal horn antenna with curved launching plane for pulse radiation", vol. 2, pp. 259–262, 2003
- [66] X. Li, S-K. Davis, S-C. Hagness, D-W. Van der Weide, and B-D Van Veen, "Microwave imaging via spacetime beamforming: Experimental investigation of tumor detection in multilayer breast phantoms", *IEEE Trans. Microwave. Theory Tech.*, vol. 52, pp. 1856–1865, Aug. 2004.
- [67] X. Li, E-J. Bond, B-D. Van Veen and S-C. Hagness, "An Overview of Ultra-Wideband Microwave Imaging via Space-Time Beamforming for Early-Stage Breast-Cancer Detection", *IEEE Antennas Propagation. Mag.*, vol. 47, pp. 19–34, Feb. 2005.
- [68] E. Fishler, A. Haimovich, R. Blum, D. Chizhik, L. Cimini, and R. Valenzuela. "MIMO radar: an idea whose time has come", in *Proceedings of IEEE Radar Conference*, pp. 71–78, Philadelphia, Pa, USA, April 2004.
- [69] L. Xu, J. Li, and P. Stoica, "Radar Imaging via Adaptive MIMO Techniques", In *Proceedings of 14th European Signal Processing Conference (EUSIPCO '06)*, Florence, Italy, September 2006.
- [70] E-A. Marengo et al, "Time-reversal MUSIC imaging of extended targets," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 8, pp. 1967-1984, Aug. 2007.
- [71] M-D. Hossain et al, "Beamspace time-reversal microwave imaging for breast cancer detection," *IEEE Antennas Wireless Propag. Lett.*, vol. 12, pp. 241-244, Feb. 2013.
- [72] F-K. Gruber, E-A. Marengo and A-J. Devaney, "Timereversal imaging with multiple signal classification considering multiple scattering between the targets", *J. Acoust. Soc. Am.* vol. 115 (6), pp. 3042-3047, June 2004.

Chapitre II: Systèmes Radars ULB



II.1 Introduction

La technologie ULB (Ultra Large Bande) ou UWB (UltraWide Band) a été mise au point à l'origine pour des applications militaires et récemment, on a commencé à l'utiliser dans des applications médicales et civiles. Puis suscitant un intérêt grandissant au sein de la communauté scientifique et industrielle, elle fut transportée pour des applications de télécommunications.

Ces dernières, allant des systèmes de communications tels que les échanges de données entre deux portables aux applications médicales, évoluent actuellement vers les systèmes de télécommunications dits "on body". Les propres caractéristiques de l'ULB comme sa large bande spectrale et sa forte résolution temporelle permettent de proposer des systèmes de communications à très hauts débits, pouvant ainsi atteindre plusieurs centaines de Mbits/s, voire 1 Gbits/s. Cette largeur de bande est donc favorable pour des émissions en milieux perturbés telles que les applications "indoor" où plusieurs fréquences et normes différentes y sont présentes.

Dans ce deuxième chapitre, nous allons présenter la technologie ultra large bande pour l'imagerie micro-onde et sera entièrement consacré à :

- Généralités sur les systèmes radars ULB, ainsi que leurs différentes structures et technologies.
- Quelques algorithmes de reconstruction d'images à base des techniques radars.

II.2 Généralités sur les radars ULB

II.2.1 Définition de l'ULB

L'ULB (Ultra-Large Bande, ou UWB pour Ultra WideBand), est un terme générique utilisé pour l'appellation d'une technique d'accès radio qui est basée sur la transmission d'impulsions de très courte durée, souvent inférieure à la nanoseconde. Elle a été nommée de différentes façons dans la littérature au cours de ces dernières années. On peut citer quelques termes de : "impulse radio" (radio impulsionnelle), "carrier free radio" (radio sans porteuse), "time domain radio" (radio du domaine temporel), "nonsinusoid radio" (radio non sinusoïdale), "orthogonal function radio" (radio à fonction orthogonale), et "large relative bandwidth radio" (radio à grande largeur de bande relative) [1]. La largeur de bande relative est définie par :

$$B_{f,3dB} = 2 \cdot \frac{F_H - F_L}{F_H + F_L} \quad (II.1)$$

où F_H et F_L représentent respectivement les fréquences de coupure supérieure et inférieure de la bande définie à -3dB. Les signaux ULB ont été initialement définis comme des signaux présentant une largeur de bande relative de 25% ou plus [2].

En 2002, l'autorité de régulation américaine nommée "Federal Communication Commission" (FCC), a étendu cette définition à tous les signaux ayant une bande relative $B_{f,10dB}$ supérieure à 20% ou présentant une bande de fréquence supérieure à 500 MHz [3]. Ceci a permis d'englober sous le vocable ULB des solutions qui ne sont plus nécessairement impulsionnelles. Ainsi toutes modulations présentant une bande instantanée supérieure ou égale à 500 MHz rentrent maintenant dans cette catégorie.

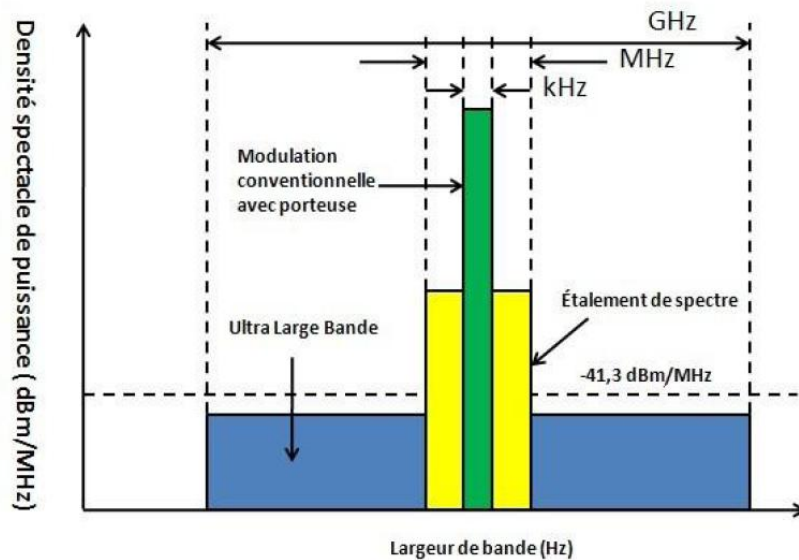


Figure II.1: Comparaison des spectres de différents systèmes radio [3].

La figure II.1 illustre une comparaison entre les systèmes radio conventionnels qui modulent généralement un signal de bande étroite sur une fréquence porteuse, les systèmes large bande, avec par exemple les approches par étalement de spectre, et les systèmes ULB présentant une très faible densité spectrale de puissance.

II.2.2 Spécificités des signaux ULB

Il existe actuellement plusieurs formes d'ondes permettant d'obtenir un signal ULB (cf. figure II.2). Deux techniques peuvent être distinguées :

- **La technique temporelle**

En utilisant cette technique, les signaux émis sont des impulsions temporelles très courtes (de l'ordre de la nanoseconde voire inférieures) ; ainsi avec cette technique, les mesures sont réalisées dans le domaine temporel.

- **La technique harmonique**

Les signaux sont des signaux ayant une forme sinusoïdale dont la fréquence varie entre une fréquence minimale et une fréquence maximale de manière continue (Frequency Modulated Continuous Wave - FMCW) ou de manière discrète (Stepped Frequency Continuous Wave - SFCW). La mesure est ainsi réalisée dans le domaine fréquentiel, et nécessite de faire appel à la transformée de Fourier inverse pour revenir dans le domaine temporel.

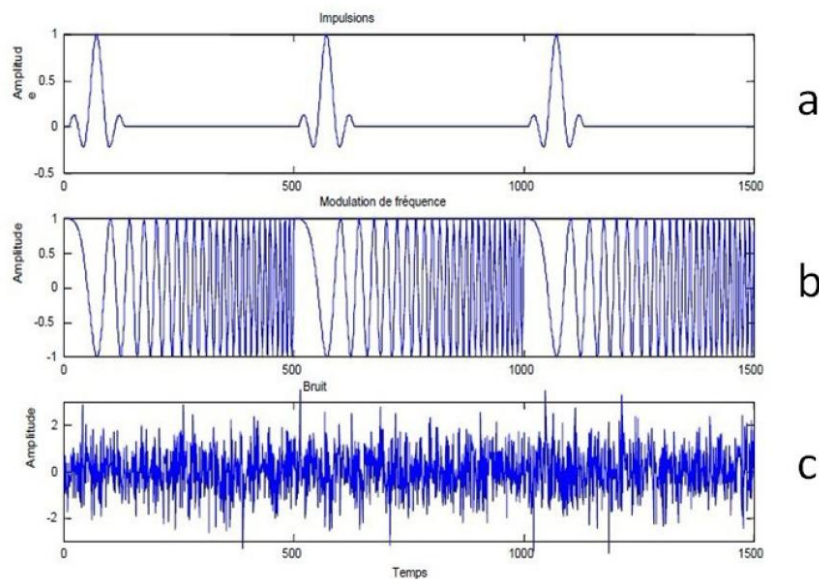


Figure II.2: Exemples de formes d'ondes ULB. (a. Signal impulsionnel ; b. FMCW ; c. Signal bruit)

II.2.3 Avantages du radar ULB

Le radar ULB a plusieurs caractéristiques qui le distinguent des autres radars à bande étroite, à savoir :

- Sa grande largeur de bande offre au radar ULB une résolution temporelle supérieure à celle des systèmes conventionnels, ce qui permet une localisation et une résolution plus précises. Si deux cibles sont très proches, avec des impulsions larges, les signaux réfléchis sont ainsi superposés, on ne voit qu'un seul écho sur l'écran et le nombre de cibles ne peut pas être ainsi distingué (cf. figure II.3, haut). En revanche, avec des impulsions courtes, on remarque bien deux échos sur l'écran, et les cibles peuvent alors être distinguées (cf. figure II.3, bas). La résolution est typiquement de l'ordre de la nanoseconde, soit de l'ordre de la dizaine de centimètres. Plus, le signal est court, meilleure sera la résolution.

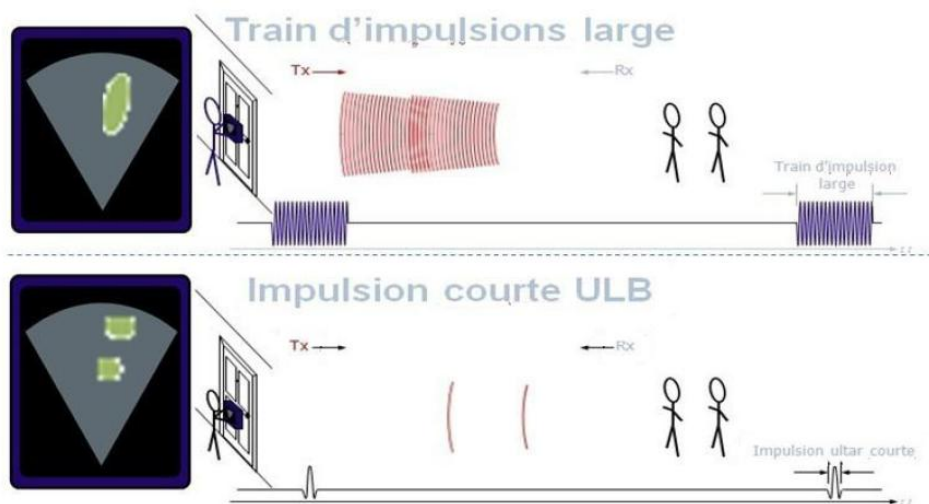


Figure II.3: Problématique de la résolution en distance : signaux réfléchis par les cibles.

- Une courte durée d'impulsion qui permet une grande robustesse face aux évanouissements rapides qui sont dus aux trajets multiples dans un environnement dense.
- Cette courte durée permet l'exploitation d'un nombre supérieur de trajets.
- Une faible densité spectrale de puissance permettant la coexistence de radar ULB et des services existants (téléphone mobile par exemple).

II.2.4 Applications des radars ULB

L'avènement de la technologie ULB a permis le développement de radars compacts et relativement bon marché. Récemment, le radar ULB a donc été utilisé dans un grand nombre d'applications.

- **Radar ULB anti-collision**

Le système anti-collision [4], développé principalement par les constructeurs automobiles, équipe déjà des voitures de série. Il s'agit d'une combinaison de radars ULB (à 24 GHz) et de radars conventionnels à effet Doppler. Cette association permet ainsi de détecter des obstacles avec une résolution en distance de 10 cm à 30 cm et de mesurer donc leurs vitesses de déplacement. Ces systèmes sont placés dans les pare-chocs et sur les côtés du véhicule, ils avertissent ainsi le conducteur d'éventuels impacts avec d'autres obstacles.

- **Radar ULB de surveillance locale**

Les systèmes radar ULB de surveillance locale [5] sont commercialisés, et permettent ainsi de créer un dôme de surveillance autour d'un objet sensible. Ces systèmes compacts, de la grandeur d'une canette, contiennent un mini radar ULB ayant une portée d'une dizaine de mètres, un système radio standard permettant de transmettre l'alarme en cas d'intrusion, voire d'un système GPS pour des applications spécifiques. Ce type de système peut également servir comme système d'alarme autour d'une maison ou aux abords d'une piscine.

- **Radar ULB dans le secteur médical**

Dans le secteur médical, on peut distinguer deux applications principales. Tout d'abord les systèmes dits de surveillance [6], installés au plafond d'une chambre d'hôpital, ils permettent de suivre les rythmes cardiaques ou respiratoires de plusieurs malades (patients) en même temps. Ils peuvent également servir pour actionner l'alarme rapidement dans le cas d'apnée du sommeil ou du syndrome de mort subite chez les nouveaux nés. Ils permettent aussi de surveiller en continu les fonctions vitales du fœtus dans le ventre de la mère lors de grossesses pathologiques.

L'autre grande catégorie d'applications médicales concerne actuellement les systèmes d'imagerie médicale [7]. Comme les différents tissus humains ont des caractéristiques d'absorption et de réflexion qui leur sont propres, il est possible de concevoir des systèmes

d'imagerie très performants et de poser un diagnostic plus rapide et moins lourd pour le patient que s'il avait fallu avoir recours à la RMN (Résonance Magnétique Nucléaire), ou à des appareils fonctionnant avec les rayons X. Des systèmes très prometteurs de mammographie sont en cours de développement, ils permettent de détecter de petites tumeurs dans le sein non détectables avec les appareils standards actuels.

- **Systèmes ULB de discrimination et de caractérisation de l'objet**

Ils sont conçus afin de distinguer et d'identifier clairement les différents types de matériaux. Placés par exemple à proximité de la lame d'une scie circulaire, ils peuvent facilement distinguer un morceau de bois d'un doigt qui s'approcherait dangereusement et d'activer ainsi l'arrêt d'une machine [8].

Une récente application [9] se développe autour des détecteurs d'armes. A une époque où le terrorisme devient toujours plus ingénieux, l'apparition de matériaux tels que la fibre de carbone, le kevlar, les céramiques ou autres matériaux synthétiques très résistants, permettent de développer des armes à feu non détectables dans les portillons d'aéroports standards.

- **L'imagerie radar ULB à travers les murs et système d'analyse de matériaux du bâtiment**

Les radars ULB permettent de voir à travers les murs ou au travers d'autres obstacles. Ces systèmes compacts, de la grandeur d'un ordinateur portable, sont réservés aux forces de sécurité (police) ou aux forces armées afin de déterminer par exemple le nombre d'ennemis (terroristes) ou de preneurs d'otages retranchés dans une maison. De tels appareils existent actuellement aussi dans les boucliers anti-émeute des forces de l'ordre afin de voir ce qui se passe derrière une barricade ou à travers un nuage de fumée de gaz lacrymogènes. Ces radars [10] ne sont évidemment pas destinés au grand public, néanmoins un dérivé de cette technologie est utilisé dans le domaine du bâtiment afin de détecter d'une manière très précise les structures à l'intérieur d'un mur comme les barres de renforcement, lignes électriques enfouies ou autres conduites d'eau.

On peut s'imaginer, à moyen terme, que de tels systèmes équiperont les perceuses électriques du futur évitant ainsi au bricoleur occasionnel de percer une conduite d'eau ou une ligne électrique.

II.2.5 Différentes configurations des radars ULB

II.2.5.1 Radar monostatique

Le radar monostatique [11] contient, dans la même unité ou structure, les fonctions d'émission et de réception du radar. Il utilise la même antenne pour émettre et recevoir les signaux (figure II.4). La configuration monostatique permet de réduire l'encombrement et les coûts de synchronisation entre l'émetteur et le récepteur au détriment d'une perte de l'énergie diffusée par la cible.

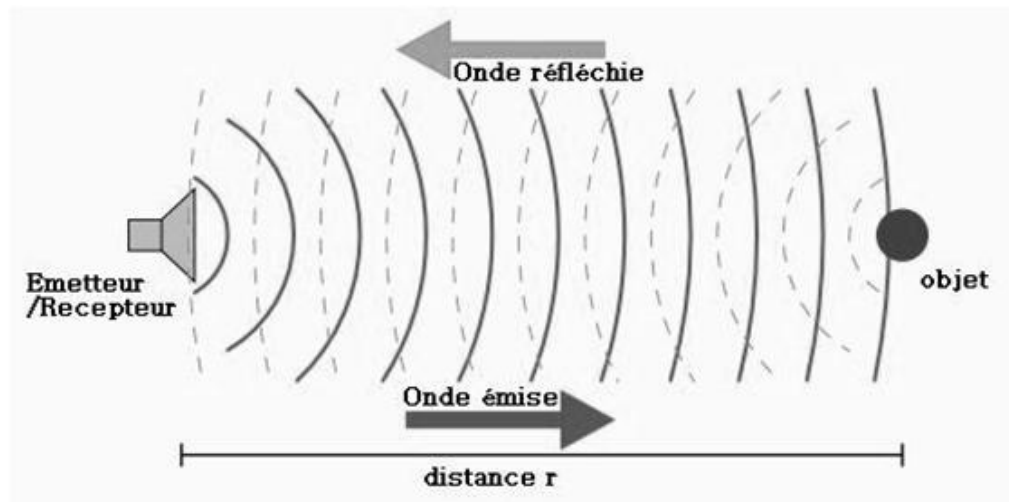


Figure II.4: Configuration du radar monostatique

II.2.5.2 Radar bistatique

Le radar bistatique n'utilise pas la même antenne à l'émission et à la réception, l'émetteur et le récepteur sont généralement séparés (figure II.5). Il permet d'augmenter le volume d'informations sur les cibles à condition d'avoir une bonne synchronisation entre l'émetteur et le récepteur. Si la distance cible - radar est très grande devant la distance antenne d'émission - antenne de réception, le radar bistatique peut être ainsi assimilé à un radar monostatique [12].

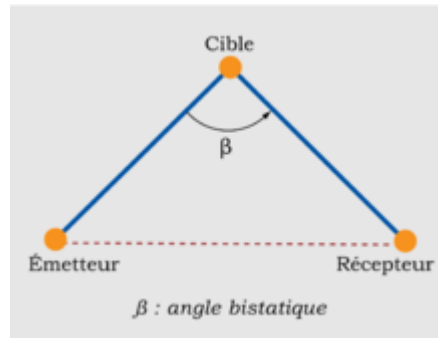


Figure II.5: Configuration du radar bistatique

II.2.5.3 Radar multistatique

La configuration multistatique, quant à elle, permet d'avoir une multi-vue de la scène. Elle est la plus performante en termes d'illumination et de sensibilité. Toutefois, le même problème de synchronisation se pose.

Les configurations monostatique et bistatique sont dites SISO (un émetteur et un récepteur). La configuration multistatique peut être SIMO (figure II.6) ou MISO. Le cas MIMO est le plus large. Il utilise plusieurs émissions codées simultanément pour récolter le plus d'informations possibles sur la scène.

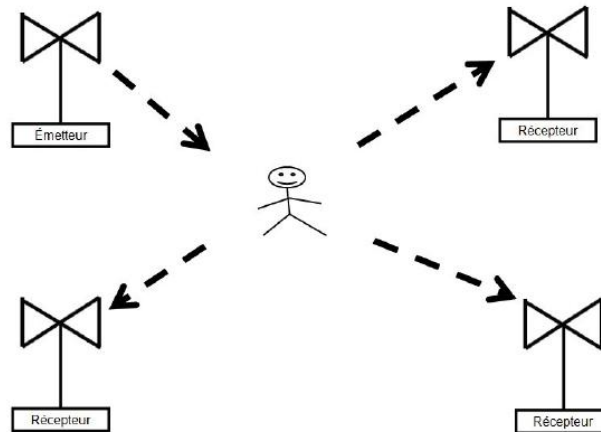


Figure II.6: Exemple d'une configuration de radar SIMO: 1 émetteur et 3 récepteurs.

II.2.5.4 Radars MIMO

La configuration du radar MIMO est constituée de N émetteurs et de K récepteurs. Les N émetteurs émettent simultanément, ce qui complexifie la réception et le traitement du signal associé, puisque on ne peut plus distinguer de quel émetteur provient le signal. Pour remédier,

chaque émetteur émet un code particulier ce qui permet, côté récepteur de différencier les signaux issus de chacun des émetteurs (technique de type CDMA) [13].

La configuration MIMO permet ainsi d'améliorer la qualité du rapport signal à bruit et la diversité des informations mesurées. Une configuration de radar MIMO est illustrée sur la figure II.7 :

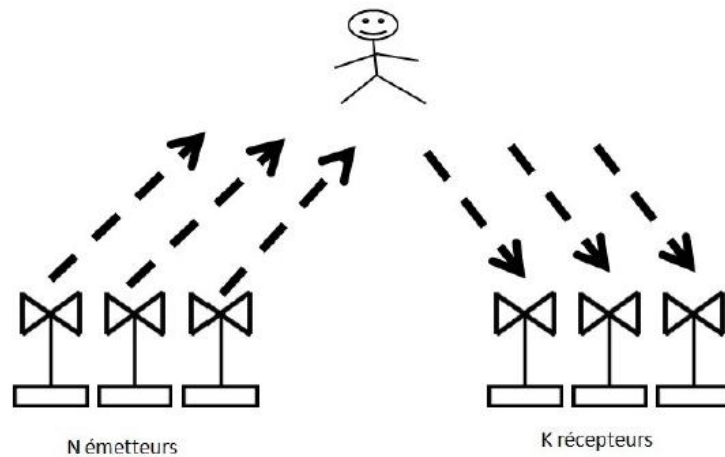


Figure II.7: Configuration de radar MIMO

II.2.6 Différentes architectures de radar ULB

En fonction des informations qu'ils doivent fournir, les radars ULB utilisent des qualités et des architectures différentes.

II.2.6.1 Le radar à onde continue (CW radar)

Le radar CW (Continuous Wave) est le plus simple de tous les radars. Il émet une onde électromagnétique de façon continue et la fait interférer avec l'onde réfléchie permettant alors un système d'ondes stationnaires entre le radar et la cible (figure II.8). Le radar CW est également appelé radar Doppler et est généralement utilisé pour mesurer des vitesses. Cependant il présente des capacités restreintes en termes de résolution ou de précision en distance.

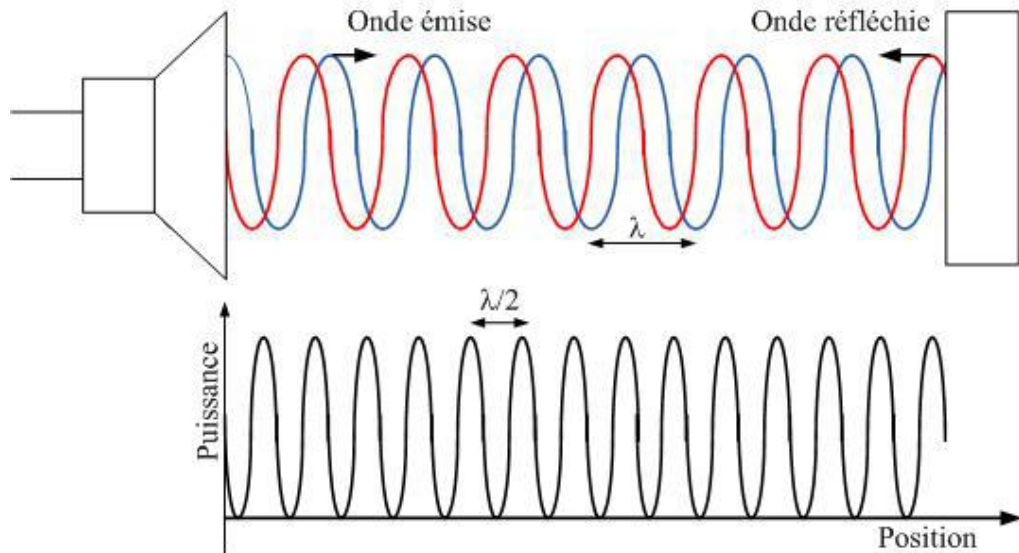


Figure II.8: Principe du radar CW

II.2.6.2 Le radar à onde continue modulée en fréquence (FMCW radar)

L'inconvénient du radar CW est son incapacité à mesurer des distances. La variation de la fréquence émise permet d'apporter une solution à ce problème. En effet, Le radar FMCW (Frequency Modulated Continuous Wave), permet de fournir la vitesse relative de la cible, par effet doppler et la distance relative entre l'antenne et la cible par la modulation. Son principe repose sur une modulation en fréquence de la porteuse, ce qui introduit un marquage temporel du signal nécessaire à la mesure de distance.

Le signal reçu par le radar est retardé d'une durée correspondante à la distance de la cible divisée par la vitesse de la lumière, causée par le temps de propagation de l'onde électromagnétique. Son principe est décrit dans la figure II.9

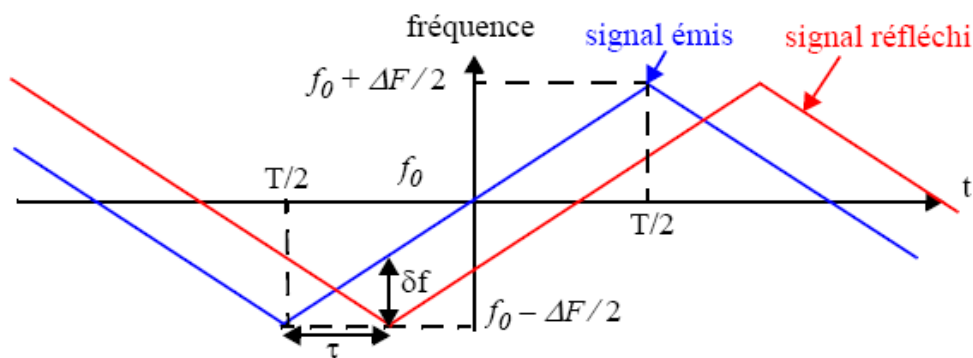


Figure II.9: Principe du radar FMCW

D'après cette figure, la différence de fréquence entre le signal émis et le signal réfléchi est proportionnelle au retard et par conséquent à la distance de la cible. Lorsque cette dernière est en mouvement un décalage Doppler s'ajoute à la différence de fréquence causée par le retard. Il existe d'autres types de modulations, on peut citer par exemple les modulations sinusoïdales et modulations en escalier etc.

Le système d'émission est constitué ainsi d'un oscillateur commandé en tension (VCO : Voltage Controlled Oscillator) contrôlé par un système chargé d'asservir toutes les variations de la fréquence et de la rendre linéaire en fonction du temps. Pour la réception, le signal reçu est mélangé avec une fraction du signal émis et est prélevé à l'aide d'une sonde.

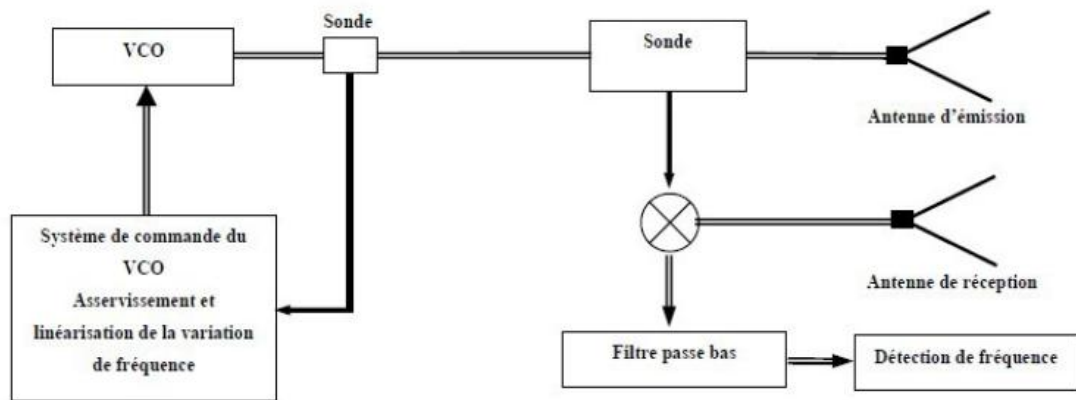


Figure II.10: Principe de fonctionnement du radar FMCW [14].

II.2.6.3 Le radar à ondes entretenues interrompues avec modulation de fréquence (FMiCW radar)

Un radar FMiCW (Frequency Modulated interrupted Continuous Wave) est un type spécial de radar à onde continue. Lors de la modulation en fréquence, le signal du transmetteur est coupé vers l'antenne à intervalles réguliers pour en faire un signal pulsé. L'onde complète est cependant fournie au récepteur par une dérivation et celui-ci peut l'utiliser pour la conversion vers la fréquence de base lors de l'analyse des échos.

La mesure de la distance est toujours obtenue par décalage en fréquence entre le signal transmis et l'écho, comme dans un radar à onde continue normal, et non par le temps aller-retour de l'impulsion, comme pour radar pulsé avec modulation intra-impulsion. La pulsation est en fait utilisée pour permettre l'utilisation d'un récepteur plus sensible durant les temps morts d'émission et ainsi augmenter la portée utile [15].

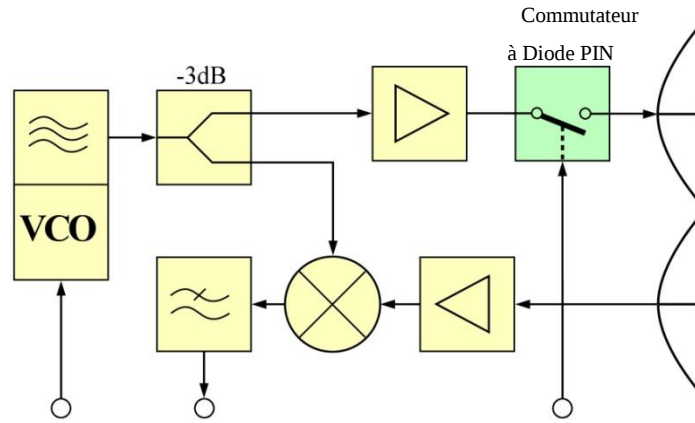


Figure II.11: Radar FMICW radar utilisant un commutateur à diode PIN pour mettre hors-circuit l'alimentation du transmetteur [15]

II.2.6.4 Technologie SFCW

Le principe de la technologie SFCW (Stepped Frequency Continuous Wave) ou « technologie à modulation à saut de fréquence », consiste à générer une bande de fréquences en utilisant un synthétiseur DDS (Digital Direct Synthesis) qui commute d'une fréquence minimale $F_{\min}$ à une fréquence maximale $F_{\max}$ en N pas de fréquence ΔF . La figure II.12 présente l'évolution de la fréquence en fonction du temps. Celle-ci reste constante et stable sur un intervalle de temps.

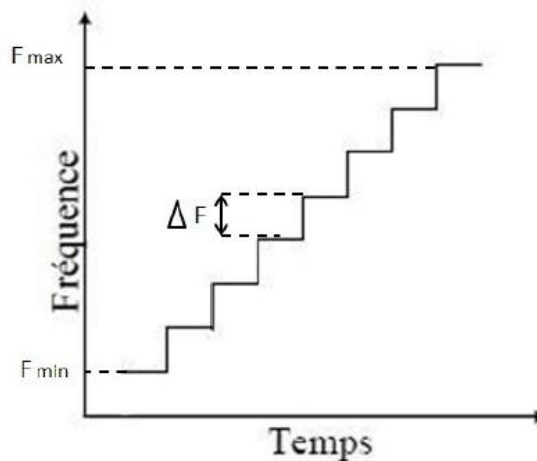


Figure II.12: Evolution de la fréquence en fonction du temps.

II.2.6.5 Technologie à bruit

Le radar à bruit émet une séquence de bruit blanc (ayant donc un spectre très large). La partie d'émission est relativement simple, mais la réception nécessite la mise en œuvre d'un corrélateur.

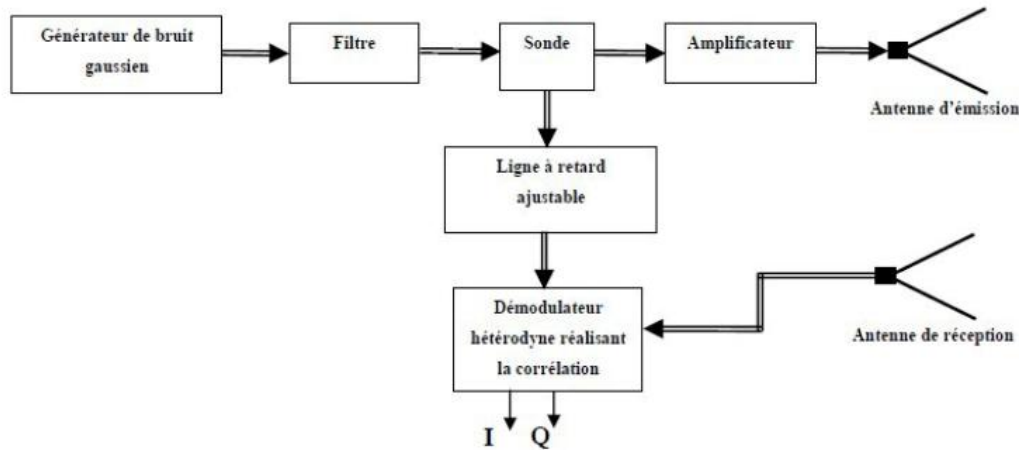


Figure II.13: Radar à bruit [14].

Les deux données de sortie I & Q, peuvent ensuite être traitées par un logiciel approprié.

I étant la bande de base du signal en phase et Q celle en quadrature de phase.

II.2.6.6 Technologie impulsionnelle

La technique la plus couramment utilisée pour générer un signal ULB est de transmettre des impulsions temporelles de durées très courtes, de l'ordre de la nanoseconde. Le spectre d'une impulsion très courte est très large (cf. figure II.14), peut s'étendre alors de quelques MHz à quelques GHz.

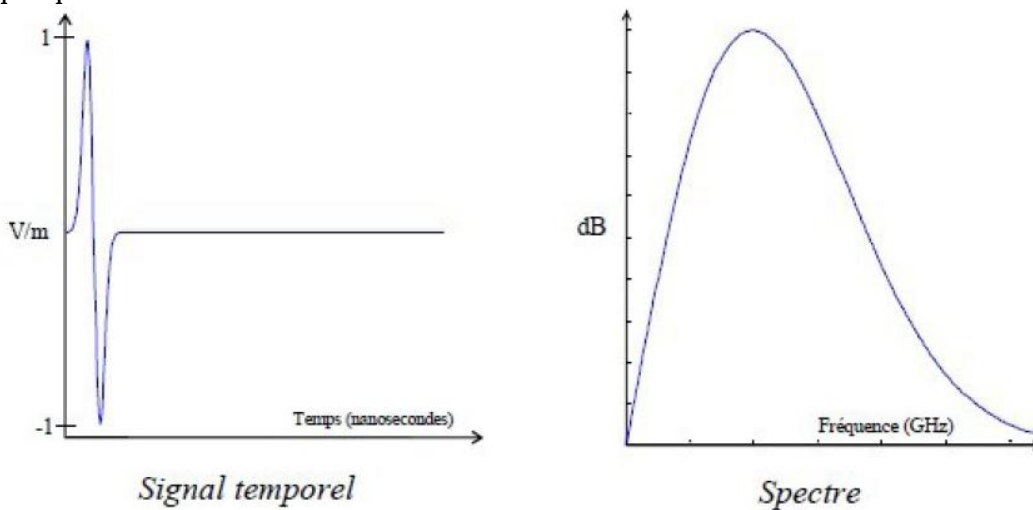


Figure II.14: Signal émis par un radar ULB.

L'inconvénient de ce radar réside dans la complexité du récepteur qui nécessite la mise en œuvre d'un échantillonneur ultra-rapide.

Le laboratoire L3i de l'université de la Rochelle a développé un premier prototype autour d'une antenne émettrice dans une configuration monostatique [16] puis un deuxième prototype en configuration multistatique [17]. Il utilise une antenne d'émission travaillant sur la bande 3 – 6 GHz.

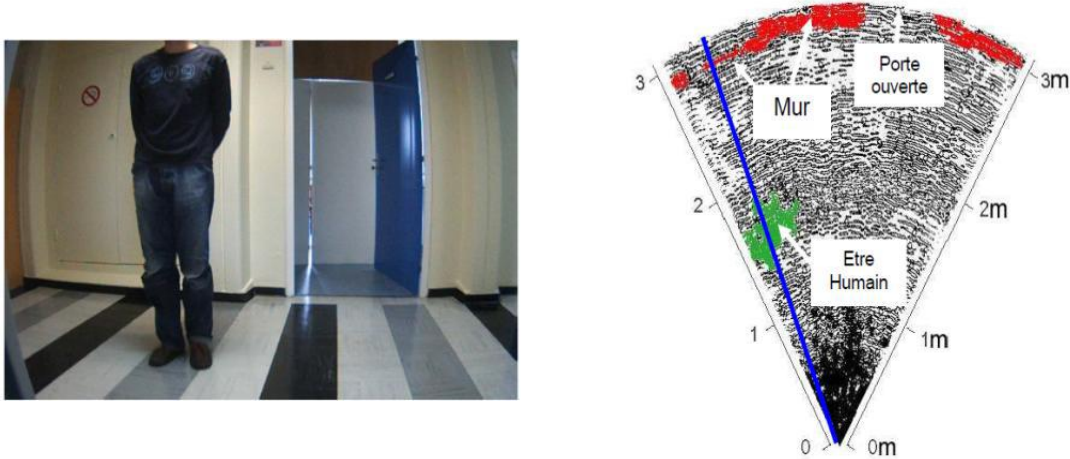


Figure II.15: Résultats obtenus par le premier prototype dans [16].

II.2.7 Nature de l'information mesurée

La nature de l'information mesurée ainsi que son rendu sont des paramètres clés d'un système radar. Évidemment, plus l'information mesurée est riche, plus le système radar employé sera complexe et volumineux. Nous détaillons dans ce qui suit, les différentes informations qui peuvent être visualisées avec un système radar.

- Système à zéro dimension (0D) : avec ce système, l'information sur la scène de mesure est très limitée, la seule information disponible est la présence ou l'absence de cibles. Le système ne peut pas dénombrer, ni localiser les cibles. Il est encore moins précis si les cibles sont mobiles ou fixes. En revanche, ce système est très simple et facile à réaliser.
- Système à une dimension (1D) : avec ce système, en plus de l'indication de présence de cibles, nous pouvons mesurer la distance à laquelle se trouve la cible. Mais nous ne pouvons toujours pas dénombrer les cibles.
- Système à deux dimensions (2D) : avec ce système, la localisation et le dénombrement des cibles sont possibles. Des traitements spécifiques sont envisageables, comme le suivi de cibles.
- Système à trois dimensions (3D) : avec ce système, la position verticale des cibles peut être estimée. Ainsi, nous pouvons avoir une information sur la taille des cibles,

leurs comportements (assis, debout, etc.). La complexité de ce système est qu'il nécessite un réseau d'antenne 2D à la réception.

Dans ce qui suit, nous exposerons des algorithmes d'imagerie radar pour la localisation d'objets en 2D.

II.3 Différentes techniques d'imagerie radar pour la détection d'objets

Le défi à l'imagerie micro-onde radar est de concevoir des algorithmes de traitement du signal pour améliorer la résolution et de supprimer les fortes interférences. Les algorithmes de traitement du signal peuvent être classés suivant deux méthodes : données dépendantes ou adaptatives(DA) et données indépendantes (DI).

Les algorithmes DI utilisent un modèle de propagation supposé se rapprocher d'une réponse souhaitée indépendamment des données du signal en entrée. Ils sont basés sur une large bande de formation de faisceau, où l'algorithme se rapproche des retards de propagation des signaux afin de focaliser la réponse à une position spécifique.

Ces algorithmes, tels que le DAS ("Delay-And-Sum") utilisant une configuration mono-statique [18] ou multistatique [19] et le MIST (Microwave Imaging Space-Time) [20], ont été utilisés pour la détection du cancer du sein en imagerie micro-onde bidimensionnelle (2D) et sur des modèles simplifiés tridimensionnels (3D). Ces travaux ont démontré la possibilité d'utiliser l'imagerie micro-onde ULB pour la détection du cancer du sein. Toutefois, ils ont une faible résolution et une faible capacité de suppression d'interférences.

Par contre, les algorithmes de données adaptatives sont supposées plus performants que leurs homologues de données indépendantes, vu qu'ils peuvent reconstruire des images de haute résolution lorsque le vecteur de direction ou la forme d'onde du signal d'intérêt (SOI) est précisément connu. Cependant, cela est très difficile dans des scénarios réalistes d'imagerie micro-onde. Néanmoins, nous citons entre autres, MAMI (Multistatic Adaptive Microwave Imaging) [21-22], RCB (Robust Capon Beamforming) [23] et TR-MUSIC (Time-Reversal Multiple Signal Classification) [24-25], qui sont des algorithmes d'imagerie micro-onde très prometteurs que se soit dans le domaine de la vision à travers les murs ou dans la détection précoce du cancer du sein.

Nous expliquons dans ce qui suit le principe de quelques algorithmes utilisés en imagerie micro-onde radar.

II.3.1 Algorithme RCB

L'algorithme adaptatif RCB pour la détection précoce du cancer du sein a été mis en œuvre par Guo et al. [26]. Avant l'application de RCB, les signaux sont correctement alignés et pondérés. Il produit un vecteur de direction complexe qui minimise les effets indésirables d'interférences et de bruit dans les signaux. Cet algorithme est développé pour traiter les effets de canaux de propagation non complètement connus et d'autres artefacts tels que les mésappariements dans les caractéristiques des antennes, le couplage mutuel, etc. Il est décrit comme suit :

$$\min_w \{w^T R_w\} \text{ tel que } w^T a_0 = 1 \quad (\text{II-2})$$

où $w = [w_1, w_2, \dots, w_M]^T$ est un vecteur pondéré pour M canaux multistatistiques, a_0 le vecteur de direction correspondant au signal d'intérêt, et R la matrice de covariance d'échantillon.

$$I(r) = \sum_{n=1}^{T_{win}} \sum_{i=1}^M w_i \cdot s_i(r, n - \Delta_i(r)) \quad (\text{II-3})$$

$s_i(r, n)$ représente le $i^{\text{ème}}$ signal temporel diffusé, n est un indice d'échantillon avec un retard temporel discret dans le $i^{\text{ème}}$ canal décrit comme $\Delta_i(r) = (d_i(r))/(vT_s)$, où $d_i(r) = |r - r_i^t| + |r - r_i^r|$ décrit la $i^{\text{ème}}$ longueur du parcours du canal. r_i^t et r_i^r sont les positions d'antennes d'émission et de réception; v est la vitesse moyenne de propagation du signal dans le tissu mammaire, T_{win} la longueur de la fenêtre pour les échantillons de temps, et T_s l'intervalle d'échantillonnage. Le terme w_n est un facteur de pondération pour compenser l'atténuation du signal due à la propagation dans le tissu mammaire.

II.3.2 Algorithme MAMI

L'algorithme MAMI implémente l'algorithme RCB en deux étapes afin d'améliorer ses performances. Les signaux estimés de la première étape peuvent être représentés comme suit:

$$\hat{S}(n) = a_s s(n) + e_s(n), \quad n = 1, \dots, N \quad (\text{II-4})$$

Où $\hat{S}(n)$ est une représentation temporelle des signaux estimés à partir de la première étape, a_s désigne le vecteur de direction pour la deuxième étape, $e_s(n)$ est l'erreur d'estimation, et $s_n(n)$ est le signal désiré.

Le vecteur poids w_s pour la deuxième étape de MAMI peut se définir comme suit:

$$w_s = \frac{R_s^{-1} a_s}{a_s^T R_s^{-1} a_s} \quad (\text{II-5})$$

Ainsi, l'énergie au point focal $r = [x, y, z]$ dans l'espace imagé peut être calculée comme suit:

$$I(r) = \sum_{n=1}^{T_{win}} \sum_{i=1}^M w_{s_i} \cdot \hat{s}_i(r, n) \quad (\text{II-6})$$

Où $\hat{s}_i(r, n)$ est une estimation du signal $s_i(n)$ dans l'équation (II-4) pour le calcul de l'énergie à l'emplacement r .

II.3.3 Algorithme TR-MUSIC

L'algorithme adaptatif TR-MUSIC estime généralement les paramètres de signaux à bande étroite en séparant les sous-espaces signal et bruit. Pour appliquer l'algorithme MUSIC à un signal ULB, nous devons d'abord prétraiter les signaux rétrodiffusés reçus à chaque antenne. En appliquant une transformée de Fourier discrète (DFT) sur un signal ULB rétrodiffusé à chaque antenne, on décompose la sortie en un certain nombre de sous-bandes de fréquences à bande étroite. La matrice d'inversion de temps (Time Reversal Matrix) peut être formée à la sortie du récepteur pour chacune des sous-bandes. La réponse combinée de toutes les sous-bandes de fréquences peut être formée en utilisant la relation de transformation qui existe entre les sous-espaces de signal de chaque sous-bande de fréquences.

Soit un réseau T_x / R_x linéaire uniforme de N éléments centrés en un point r_j où, $j = 1, 2, \dots, N$. Les éléments d'antenne de l'émetteur-récepteur sont placés au-dessus de la surface du modèle du sein. On considère un scénario où chacun des éléments du réseau rayonne dans le modèle du sein et reçoit l'énergie électromagnétique dispersée. On suppose que le milieu de propagation à l'intérieur de la poitrine est réciproque, qui peut être constitué de M diffuseurs spatialement répartis (cible et bruit) dans la région d'intérêt. Les signaux de rétrodiffusion reçus au $j^{\text{ème}}$ récepteur en raison de l'éclairement d'impulsions ULB peuvent être donnés par :

$$\psi_j(t) = \sum_{m=1}^M e_j(t) \otimes g(x_m, r_j, t) \quad (\text{II-7})$$

Ici, e_j est l'excitation appliquée avec une impulsion ULB à la borne de la $i^{\text{ème}}$ antenne en mode transmission et g (fonction de Green) est la réponse rétrodiffusée du milieu où la cible est noyée. Après prétraitement du signal reçu donné par (II-7), la réponse rétrodiffusée pour la $i^{\text{ème}}$ bande de fréquence peut être écrite comme :

$$\psi_j(\omega) = \sum_{m=1}^M g(x_m, r_j, \omega) \otimes e_j(\omega) \quad (\text{II-8})$$

La matrice de retournement temporel T peut être formée avec la matrice de réponse multistatique K qui est donnée par :

$$T = K^* K \quad (\text{II-9})$$

Où la réponse multistatique, K est donnée par :

$$K = \sum_{m=1}^M g_m g_m^T \quad (\text{II-10})$$

où $g_m = [g(r_1, x_m, \omega), g(r_2, x_m, \omega), \dots, g(r_N, x_m, \omega)]^T$

Où g_m est le vecteur de réponse rétrodiffusé en fonction de la fréquence de la sous-bande choisie. r et x sont respectivement les positions des éléments d'antenne et des diffuseurs.

Dans le cadre de nos applications de la vision à travers les murs et la détection du cancer du sein, deux algorithmes de données indépendantes ont été proposés et discutés à savoir :

- Rétroprojection ou BP (BackProjection)
- DAS (Delay And Sum)

II.3.4 Algorithme de rétroprojection

Nous présentons dans ce paragraphe les lignes de l'algorithme bien connu de la rétroprojection conventionnelle, puis nous l'explicitons plus précisément dans le cadre de notre problématique. Nous donnerons également les raisons de son adoption pour notre étude.

L'algorithme de rétroprojection est très souvent utilisé dans les problématiques d'imagerie radar dans le but de reconstruire une scène composée d'objets statiques ou dynamiques. La réflectivité en un point M de la scène est donnée par la somme des valeurs des signaux reçus

sur chaque antenne, prises à un instant t défini par la distance parcourue par l'onde à une vitesse donnée, de l'émetteur à la cible puis de la cible au récepteur.

A la position de la cible, les amplitudes sont sommées de façon cohérente ou non suivant le type d'acquisition. L'algorithme de rétroprojection se décompose classiquement selon les étapes suivantes :

1. La région à imager est divisée en un nombre fini de pixels en largeur et en profondeur;
2. Pour chaque pixel (x_i, y_i) de la scène, on calcule le temps $t_i(n)$ de parcours (propagation) de l'onde de la distance : antenne émettrice - pixel - antenne réceptrice ;
3. Pour chaque antenne réceptrice, et pour chaque pixel, on recherche la valeur du signal associée à cette distance, et on somme ensuite ces valeurs pour connaître l'intensité de réflexion $I(x_i; y_i)$.

Les équations utilisées sont précisées ci-dessous dans le cas d'un espace libre :

$$I(x_i, y_i) = \sum_n P[t_i(n), n] \quad (\text{II.11})$$

où $P[t_i(n), n]$ est la valeur du signal (prétraité) représentant la réflectivité au point i par rapport à la $n^{\text{ème}}$ antenne, avec :

$$t_i(n) = \frac{T_i + R_i(n)}{c} \quad (\text{II.12})$$

$$T_i = \sqrt{(x_i - x_T)^2 + (y_i - y_T)^2} \quad (\text{II.13})$$

$$R_i(n) = \sqrt{(x_i - x_{R(n)})^2 + (y_i - y_{R(n)})^2} \quad (\text{II.14})$$

où c est la vitesse de propagation de la lumière en espace libre (m/s) ; $t_i(n)$ le temps de propagation total associé au pixel $(x_i; y_i)$; T_i la distance entre l'antenne émettrice et le pixel $(x_i; y_i)$; R_i la distance entre le pixel $(x_i; y_i)$ et la $n^{\text{ème}}$ antenne réceptrice ; $(x_T; y_T)$ les coordonnées de l'antenne émettrice et $(x_{R(n)}; y_{R(n)})$ celles de la $n^{\text{ème}}$ antenne réceptrice.

Dans le cas d'un espace non libre, l'équation II.12 devient :

$$t_i(n) = \frac{T_i + R_i(n)}{c/\sqrt{\epsilon_r}} \quad (\text{II.15})$$

L'algorithme de rétroprojection standard, à courte portée (par rapport à la taille de l'ouverture du système) donne une image fidèle de la scène. En revanche, pour de longues portées, ou dans le cas de cibles multiples, de nombreux artéfacts viennent entacher l'image. Pour résoudre ce problème, des algorithmes de rétroprojection modifiée ont été développés [27-31].

II.3.5 L'algorithme DAS (Delay And Sum)

Dans le cadre de notre travail, nous nous sommes intéressés à l'algorithme DASI (Delay And Sum **Integration**) dans le cas d'un système mono-statique. Cet algorithme diffère du DAS puisqu'on utilise une fenêtre d'intégration pour générer la valeur de l'intensité du pixel, plutôt que de choisir simplement un point de la réponse reçue à la valeur correspondante du retard aller-retour.

En effet, DAS est basé sur l'approche micro-onde confocale monostatique [32-37]. Dans cette approche, un signal ULB micro-ondes illumine l'objet à imager et l'énergie micro-ondes rétrodiffusée par les cibles potentielles est enregistrée par la même antenne émettrice. DAS implique un temps de décalage et une addition des signaux rétrodiffusés. Par conséquent, si un objet cible existe à un point focal spécifique, les retours de ce site potentiellement rétro-diffuseur vont s'ajouter de façon cohérente. Par contre, les retours dues aux variations du reste de l'environnement s'ajouteront de façon incohérente, et seront donc supprimées. L'énergie à ce foyer synthétique est mesurée et stockée, et un profil d'énergie de l'environnement est créé en discriminant la position de cette cible.

Le principe de l'algorithme DAS est le suivant :

1. Calcul de la distance entre le point focal et chaque $n^{\text{ème}}$ position de l'antenne.
2. Calcul du retard correspondant, c.-à-d. le temps nécessaire aller-retour de l'onde pour se déplacer de l'antenne vers le point focal et il est donné par la formule suivante dans le cas d'un milieu homogène :

$$\tau_n(\vec{r}) = \frac{2|\vec{r} - \vec{r}_n|}{v} \quad (\text{II.16})$$

Où $\vec{r}$ et $\vec{r}_n$ sont la position du point focal et de l'antenne respectivement et v est la vitesse de propagation du signal à l'intérieur de la structure à étudier.

3. Pour chaque position de l'antenne, la contribution pour le point $\vec{r}$ de l'image est donnée par la valeur absolue du signal associé à sa position, nommé $B_n(t)$ à l'instant τ_n
4. La contribution pour les n acquisitions (positions de l'antenne), est calculée de la façon décrite précédemment, puis additionnée. Enfin on associe au point focal dans l'image finale, la valeur de l'intensité $I(\vec{r})$ donnée par la formule suivante :

$$I(\vec{r}) = [\sum_n B_n(\tau_n(\vec{r}))]^4 \quad (\text{II.17})$$

II.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons pu voir une définition de l'Ultra Large Bande (ULB) et quelques notions théoriques générales sur les radars ULB et leurs diverses applications. Nous nous sommes ensuite focalisés sur les radars ULB destinés pour l'imagerie micro-onde.

Nous avons ensuite évalué, dans le cas du radar ULB impulsif, les deux grandeurs principales d'un radar utilisé dans l'imagerie micro-onde : la résolution et la portée. Pour finir ce chapitre, une description d'algorithmes utilisés pour l'imagerie micro-onde a été dressée, dans le but de les appliquer à la détection et la localisation d'objets par imagerie radar.

Références Chapitre II

- [1] T. W. BARRETT, "History of ultrawideband (UWB) radar & communications: pioneers and innovators", in Progress in Electromagnetics Symposium, Cambridge, MA, USA, juillet 2000.
- [2] J. D. TAYLOR, Introduction to Ultra-Wideband Radar Systems, Boca Raton : CRC Press, 1995.
- [3] FCC, "First report and order, revision of Part 15 of the Commission's rules regarding ultra-wideband transmission systems", Document technique ET Docket 98-153, FCC, avril 2002.
- [4] L. Sakkila, C. Tatkeu F. Boukour, F. El Hillali, A. Rivvenq, and J-M. Rouvean, "Uwb radar system for road anti-collision application. Information and Communication Technologies: From theory to Applications", ICTTA 3rd International conference, pp. 1-6, April 2008.
- [5] A. Martinez-Vazquez and J. Fortuny-Guasch, "Uwb mimo radar arrays for small area surveillance applications". Antennas and Propagation, EuCAP. The second European Conference, pp. 1-6, November.2007.

-
- [6] D. Zito, D. Pepe, B. Neri, and D. De Rossi, "Feasibility study of a low-cost system-on-a-chip uwb pulse radar on silicon for the heart monitoring". Waveform Diversity and Design Conference International, pp. 32-36, June 2007.
 - [7] M. Jalilvand, E. Pancera, X. Li, T. Zwich, and W. Wiesbeck, "Hemorrhagic stroke detection via adaptive uwb medical imaging radar". Radar Conference (EuRAD), European, pp. 317-320, October 2011.
 - [8] G-K. Stratis, V. Naik, W-M, Boerner and J-B. Cole, "Wideband polarimetric radar imaging", Antennas and Propagation Society International Symposium, AP-S. Digest. Held in Conjunction with : URSI Radio Science Meeting and Nuclear EMP Meeting., IEEE, Vol. 2, page 1130, July 1992.
 - [9] L. Carrer, A-G. Yarovoy, "Concealed weapon detection using UWB 3-D radar imaging and automatic target recognition". Antennas and Propagation (EuCAP), 2014 IEEE 8th European Conference, pp. 2786 – 2790, 2014.
 - [10] R. Salman, T. Schultze, and I. Willms, "Uwb materail characterisation and object recognition with applications in fire and security". Ultra-Wideband, ICUWB. IEEE International Conference, Vol. 2: pp. 203- 206, September 2008.
 - [11] R. Zetik and R-S.Thoma, "Monostatic imaging of small objects in uwb sensor networks. Ultra-Wideband. ICUWB 2008. IEEE International Conference, Vol. 2: pp. 191-194, 2008.
 - [12] P. Bezoušek, V. Schejbal, "Bistatic And Multistatic Radar Systems", Radioengineering, Vol. 17, 2008.
 - [13] E. Fishler, A. Haimovich, R. Blum, D. Chizhik, L. Cimini, and R. Valenzuela. "MIMO radar: an idea whose time has come", in Proceedings of IEEE Radar Conference, pp. 71–78, Philadelphia, Pa, USA, April 2004.
 - [14] J.C. DIOT "Conception et réalisation d'un radar ultra large bande impulsionnel optoélectronique". Thèse de doctorat, Université de Limoges, 2006.
 - [15] F. FIORANELLI. "Through-The-Wall Detection Using Ultra Wide Band Frequency Modulated Interrupted Continuous Wave Signals". Thèse de Doctorat, Université de Durham, 2013.
 - [16] C. Liebe, "Radar ULB : Applications à la vision à travers les murs", Thèse de Doctorat, de l'Université de La Rochelle, 2010.
 - [17] O. Benahmed Daho, "Radar ULB pour la vision à travers les murs : mise au point d'une chaine de traitement de l'information d'un radar imageur". Thèse de Doctorat, de l'Université de La Rochelle, 2014.
 - [18] X. Li and S. C. Hagness, "A confocal microwave imaging algorithm for breast cancer detection", IEEE Microwave and Wireless Components Letters, vol. 11, pp. 130–132, 2001.
 - [19] R. Nilavalan, A. Gbedemah, I. J. Craddock, X. Li, and S. C. Hagness, "Numerical investigation of breast tumour detection using multi-static radar", IEE Electronics Letters, vol. 39, December 2003.

- [20] E-J. Bond, X. Li, S-C. Hagness, and B-D. Van Veen, "Microwave imaging via spacetime beamforming for early detection of breast cancer", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 51, pp. 1690–1705, August 2003.
- [21] Y. Xie et al, "Multistatic adaptive microwave imaging for early breast cancer detection" *IEEE Trans. Biomed.Eng.*, vol. 53, no. 8, pp. 1647-1657, Aug. 2006.
- [22] Y-F. Chen et al, "Multiple-input multiple-output radar for lesion classification in ultrawideband breast imaging," *IEEE J. Sel. Topics Signal Process.*, vol. 4, no. 1, pp. 187-201, Feb. 2010.
- [23] J. Li, P. Stoica and Z. Wang, "On Robust Capon Beamforming and Diagonal Loading," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 51, No. 7, 1702-1715, July 2003.
- [24] E-A. Marengo et al, "Time-reversal MUSIC imaging of extended targets," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 8, pp. 1967-1984, Aug. 2007.
- [25] M-D. Hossain et al, "Beamspace time-reversal microwave imaging for breast cancer detection," *IEEE Antennas Wireless Propag. Lett.*, vol. 12, pp. 241-244, Feb. 2013.
- [26] B. Guo, Y. Wang, J. Li, P. Stoica, and R. Wu, "Microwave imaging via adaptive beamforming methods for breast cancer detection", *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, Vol. 20, No. 1, 53-63, 2006.
- [27] S. Jacobsen and Y. Birkelund, "Improved Resolution and Reduced Clutter in Ultra-Wideband Microwave Imaging Using Cross-Correlated Back Projection: Experimental and Numerical Results", *International Journal of Biomedical Imaging*, Volume 2010, Article ID 781095, 2010.
- [28] J. Moll, P. Schops, V. Krozer, "Towards Three-Dimensional Millimeter-Wave Radar With the Bistatic Fast-Factorized Back-Projection Algorithm—Potential and Limitations", *IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology*, Vol. 2(4), 2012.
- [29] Y-S. Cho, H-K. Jung, C. Cheon, Y-S. Chung, "Adaptive Back-Projection Algorithm Based on Climb Method (CM-ABP) for Microwave Imaging", *IEEE Transactions on Magnetics*, Vol. 52(3), 2016.
- [30] L. Zhou, C-L.Huang, Y. Su, "A fast back-projection algorithm based on cross correlation for GPR imaging", *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, Vol 9, 228–232, 2012.
- [31] W. Lei, S. Zeng, J. Zhao,Q. Wang, J. Liu, "An improved back projection imaging algorithm for subsurface target detection". *Turk. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, Vol. 21, 1820–1826, 2013.
- [32] X. Li and S.C. Hagness, "A confocal microwave imaging algorithm for breast cancer detection," *IEEE Microwave Wireless Components Lett.*, vol. 11, pp. 130-132, Mar. 2001.
- [33] S-C. Hagness, A. Taflove and J-E. Bridges, "Twodimensional FDTD analysis of a pulsed microwave confocal system for breast cancer detection: fixed-focus and antenna array sensors", *IEEE Transac. Biomed. Eng.*, vol. 45, pp. 1470-1479, 1998.

- [34] X. Li and S. C. Hagness, "A confocal microwave imaging algorithm for breast cancer detection", IEEE Microwave and Wireless Components Letters, vol. 11, pp. 130–132, 2001.
- [35] . Fear, E. C., X. Li, S. C. Hagness, and M. A. Stuchly, "Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Localization of tumors in three dimensions," IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 49, No. 8, 812–812, 2002.
- [36] . Fear, E. C., X. Li, S. C. Hagness, and M. A. Stuchly, "Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Localization of tumors in three dimensions," IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. 49, No. 8, 812–812, 2002.
- [37] M. Klemm, I. J. Craddock, J. A. Leendertz, A. Preece And R. Benjamin, "Improved Delay-and-Sum Beamforming Algorithm for Breast Cancer Detection", International Journal of Antennas and Propagation, Vol. 04.2008, pp. 761402-1 - 761402-9, 2008.

Chapitre III: Vision à travers le mur et détection d'objets enfouis



III.1 Introduction

La recherche dans les domaines de la vision à travers les murs [1, 2] et la détection d'objets enfouis [3, 4] a pris une ampleur considérable durant la dernière décennie avec l'avènement de l'informatique et de l'électronique embarquée. Les applications de la vision à travers les murs restent multiples à savoir : la sécurité intérieure, le sauvetage dans des constructions effondrées ou la localisation de personnes dans des bâtiments incendiés ou ensevelis sous la neige, etc.

L'idée consiste à utiliser des antennes ULB pour la transmission d'une onde électromagnétique puis de recevoir les ondes réfléchies, et grâce à la différence de propriétés électriques entre ces objets ou humains et leur environnement, une image est ainsi construite permettant de les localiser.

Ainsi, ce chapitre portera sur l'application des techniques radars d'imagerie micro-ondes pour la vision à travers le mur et la détection d'objets enfouis. Dans un premier temps, nous essayons de mettre en exergue les particularités des techniques radars dans leurs applications à la localisation et la détection, puis les résultats de simulations seront esquissés sous forme d'images en 2D.

III.2 Vision à travers les murs

Dans cette section, nous discutons d'abord les raisons pour lesquelles nous avons choisis les simulations numériques de systèmes radar sur ordinateur, tout en étant dans le contexte de la vision à travers le mur communément appelée la TTWD (Through The Wall Detection). Un examen rapide de certaines des œuvres les plus intéressantes de la littérature est présenté, avec un accent particulier sur les effets de la propagation à travers la paroi et le besoin de modèles appropriés.

III.2.1 Simulations numériques

La simulation informatique, ou simulation numérique, est une série de calculs effectués sur un ordinateur et reproduisant un phénomène physique. Elle aboutit à la description du résultat de ce phénomène, comme s'il s'était réellement déroulé. Cette représentation peut être une série de données, une image, etc.

Un simulateur peut réagir à des modifications de paramètres et modifier ses résultats en conséquence. Un simulateur de vol, par exemple, modifie la trajectoire calculée de l'avion en fonction des commandes transmises par l'utilisateur.

Une simulation numérique peut représenter des phénomènes physiques complexes dont la description repose sur un modèle mathématique comportant des équations aux dérivées partielles. L'ordinateur résout alors ces équations numériquement en utilisant différentes techniques de calcul. Par exemple, en électromagnétisme, le simulateur HFSS (High Frequency Simulation Software) utilise la méthode des éléments finis, par contre CST Microwave Studio de "Computer Science Technology", se base sur la technique des intégrales finis (FIT- Finite Integration Technique), pour déterminer les solutions aux problèmes électromagnétiques régis par les équations de Maxwell sous formes intégrales. Comme tous les simulateurs 3D, l'avantage de cet outil est sa possibilité de traiter toutes sortes de structures homogènes et inhomogènes, quelle que soit la technologie désirée.

III.2.1.1 Importance des simulations numériques

Les simulations numériques permettent l'analyse des capacités et des limites d'un radar système avant de le construire et à effectuer des mesures. Grâce à ces simulations il est possible de prédire la performance du système et de sa sensibilité aux variations des nombreux paramètres impliqués. Ceci est très important dans le contexte de TTWD, où la détection réussie des cibles est influencée par un grand nombre de paramètres: paramètres de forme d'onde comme la forme, la durée et la bande passante, les paramètres d'antenne comme le nombre, la position et largeur de faisceau, les paramètres cibles comme la surface efficace radar ou "Radar Cross Section" (RCS), et paramètres du scénario comme l'épaisseur, les matériaux et la structure interne de la paroi. La performance du système peut donc être testée en changeant un ou plusieurs de ces paramètres, en évitant donc une perte de temps de mesure des mêmes erreurs en utilisant du matériel.

Un exemple très simple de simulation pour TTWD est représenté dans [5]. Cette simulation n'est pas réaliste puisque le scénario est simplement modélisé en deux dimensions, avec un carré métallique comme cible placée à l'intérieur d'un rectangle qui modélise une salle.

La source d'excitation est simplement modélisée sous la forme d'un point, et l'excitation est une impulsion centrée à 2 GHz. L'élément intéressant de ce document est la mise en œuvre de

l'algorithme "Back-projection" (BP), avec une estimation du retard supplémentaire causé par la propagation dans le mur.

Des scénarios de simulations plus proches à la réalité sont présentés par le laboratoire de recherche de l'armée américaine dans [6]. Dans cet article, les auteurs ont mentionné l'importance de l'étude de la RCS du corps humain. Le RCS ne change pas beaucoup si le fantôme humain est modélisé comme un objet uniforme sans les détails des tissus internes, mais tout en utilisant les paramètres électriques de la peau. En effet, la peau possède une permittivité diélectrique $\epsilon_r=37.9$ et une conductivité $\sigma= 1.49$ S/m, et en choisissant une gamme de fréquences pertinentes utilisées pour TTWD, cela permet aux ondes électromagnétiques d'être principalement réfléchies par la peau, sans pénétration dans les tissus internes.

III.2.1.2 Effets de la propagation à travers les murs

Une bonne connaissance des propriétés électromagnétiques des matériaux est extrêmement importante pour modéliser avec précision les effets de la propagation à travers la paroi. Aussi, la réflexion à l'interface air / paroi produit un signal fort rétrodiffusée qui peut compromettre la performance des systèmes de radar pour TTWD et a donc besoin d'être atténué par des techniques appropriées. La quantité d'énergie réfléchie dépend du contraste diélectrique entre l'air et le matériau de la paroi, mais aussi sur l'angle d'incidence et le lissé de la paroi de surface. Les ondes électromagnétiques sont ralenties quand elles se propagent dans les matériaux diélectriques tels que les murs, donc il y a un délai supplémentaire qui doit être pris en compte. Ce délai dépend de l'épaisseur de la paroi et de la permittivité diélectrique ϵ_r . Dans [7], la constante diélectrique complexe pour dix matériaux muraux communs, parmi lesquels le bois, le contreplaqué, cloisons sèches, le verre, le béton et la brique, sont fournis dans la gamme de fréquences supérieures à 2 GHz. Dans [8] un résumé des recherches les plus pertinentes sur les propriétés diélectriques des matériaux muraux sont fournis. C'est ces valeurs que nous avons utilisé dans cette thèse.

En conclusion, nous pouvons dire que les simulations peuvent être donc extrêmement utiles pour prédire et analyser ces effets, ce qui permet d'étudier la sensibilité de la performance d'un radar à certains paramètres du mur et d'optimiser entre autre la forme d'onde pour compenser les effets de paroi indésirables.

III.2.1.3 Simulations sous CST Microwave Studio

Exécuter des simulations d'un environnement ou d'un objet signifie essentiellement la prévision d'informations sur le comportement des champs électromagnétiques dans un certain espace. Mathématiquement, cela implique de résoudre Les équations de Maxwell, qui représentent le comportement électromagnétique exact du système sous test. Étant donné que ces simulations sont numériques, les quantités continues comme le temps et l'espace qui apparaissent dans les équations doivent être discrétisée. Différentes méthodes numériques ont été développées. Un aperçu rapide de certains aspects des différentes méthodes peut être trouvé dans [9]. Ces méthodes numériques peuvent appartenir soit au domaine temporel ou au domaine fréquentiel.

CST Microwave Studio fournit à l'utilisateur, différentes méthodes, pour dérouler ses simulations. Nous citons par exemple, dans le domaine temporel, la technique des intégrales finis (FIT- Finite Integration Technique [10]) et dans le domaine fréquentiel, le maillage tétraédrique du volume.

Nous citons dans ce qui suit les caractéristiques de la technique FIT de CST, les plus adaptées au domaine TTWD :

- C'est une méthode "pleine onde" sur la base d'une solution exacte des équations de Maxwell, sans aucune approximation. Par conséquent, elle peut modéliser précisément toutes les ondes propagées, y compris celles dans le champ proche ou la diffusion multiple, est négligée par d'autres méthodes approximatives.
- La combinaison des techniques de grille hexaédrique permet de modéliser des structures hétérogènes et complexes, comme des fantômes de corps humain.
- Étant une technique du domaine temporel, la réponse en fréquence UWB du scénario en cours de test est possible avec l'opération FFT.
- Cette méthode peut être facilement exécutée sous un environnement de machines performantes parallèles.

Sous le logiciel CST, nous avons réalisé l'ensemble de nos simulations. Aussi, Malgré qu'il utilise par défaut des impulsions gaussiennes comme forme d'onde, nous avons défini et testé d'autres types d'excitation.

III.2.2 Modèle de simulation

Dans le cadre de notre travail, nous avons simulé un mur, des objets derrière ce mur ainsi qu'une antenne possédant une directivité et une bande de fréquences satisfaisantes pour nos simulations, que nous avons placé devant ce même mur (figure III.1).

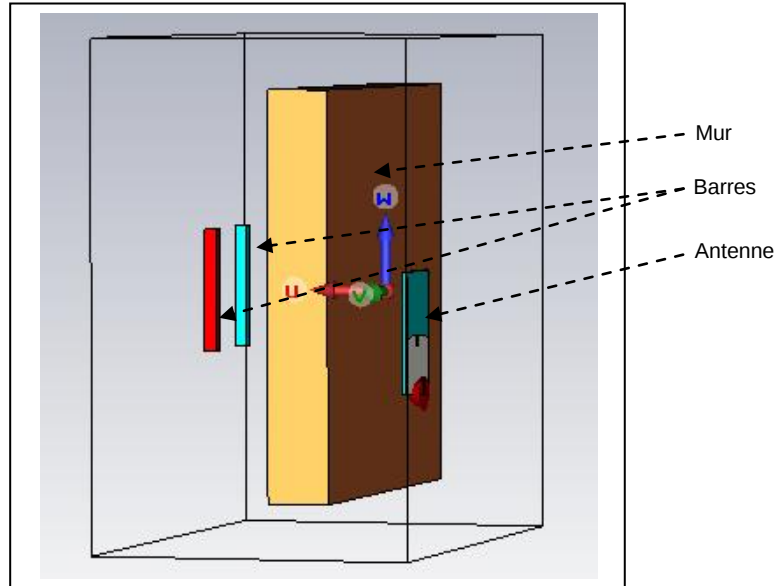


Figure III.1: Modèle sous CST, représentant deux barres derrière un mur.

Ces simulations que nous présentons dans ce manuscrit sont en 3D, cependant les images radar obtenues après détection sont en 2D. Les dimensions du mur considérées sont (10x10x1.5cm). Le mur est considéré comme homogène, c'est-à-dire, nous supposons que les briques et les joints de mortier possèdent les propriétés diélectriques moyennes suivantes : ($\epsilon_r=5.5$ $\mu=1$ $\sigma=0.042$ m/s) [11]. Les propriétés diélectriques des objets cibles (deux barres) sont semblables à celui des propriétés moyennes d'un corps humain ($\epsilon_r=50$ $\mu=1$ $\sigma=4$ m/s).

III.2.3 Type d'antennes utilisé

Dans nos applications, nous avons utilisé une antenne micro-ruban (Annexe A) [12], ayant la forme d'un patch rectangulaire ($l=12$ mm, $w=10$ mm), réalisé sur un substrat de type FR-4 ($\epsilon_r=3.34$, épaisseur=0.794mm) et de dimensions $L=30$ mm et $W=25$ mm, Le plan de masse semi-circulaire est imprimé sur la surface inférieure du substrat, et sa hauteur H est de 13.2mm, il est de même largeur que le substrat (figure III.2)

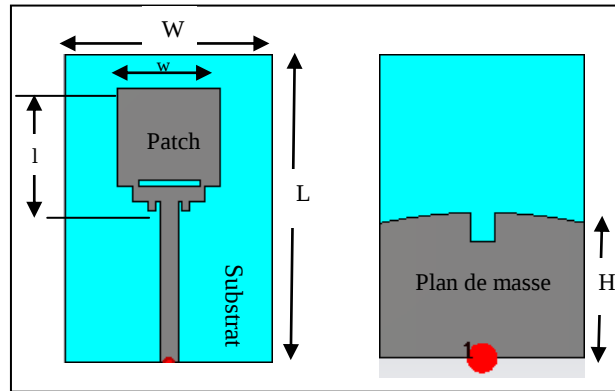


Figure III.2: Antenne micro-ruban [12]

L'antenne a répondu de manière satisfaisante à nos attentes en termes de coefficient de réflexion (S_{11}) avec une bande passante allant de 3.55 à 11.17 GHz, (figure III.3).

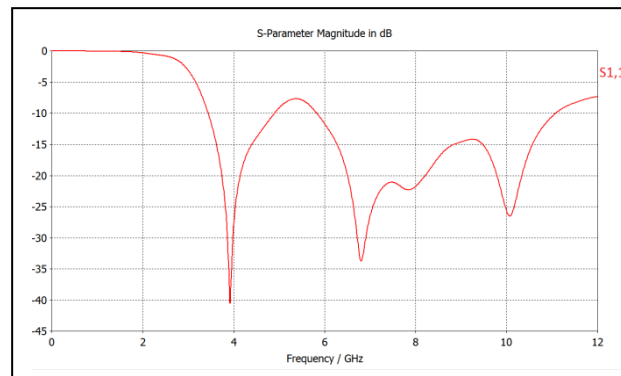


Figure III.3: Coefficient de réflexion (S_{11}) de l'antenne pour des simulations, sans objet cible.

Par ailleurs, nous avons comparé le coefficient de réflexion des simulations avec et sans objets, à certaines positions de l'antenne. Nous avons constaté que pour les positions où l'antenne est éloignée de l'axe de l'objet, les coefficients de réflexion des deux simulations coïncident dans la sous-bande 3.5 à 5.5 GHz, (figure III.4).

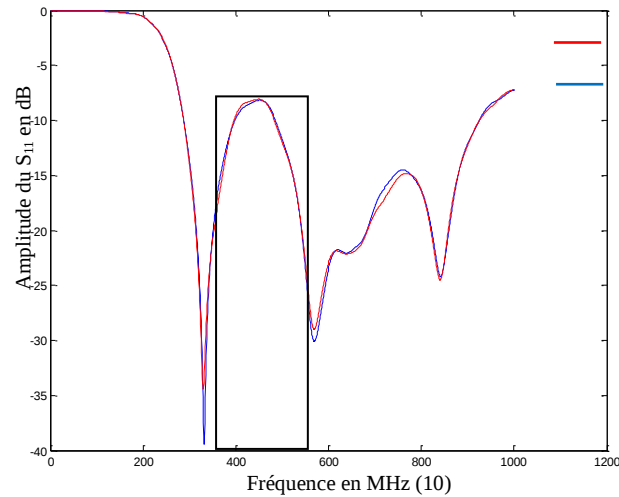


Figure III.4: Comparaison de deux S_{11} avec et sans objets - Antenne éloignée de la position de l'objet cible.

Par contre, pour les positions où l'antenne est sur l'axe de l'objet cible, les coefficients de réflexion des deux simulations avec et sans objets se différencient, dans la même sous-bande de 3.5 à 5.5 GHz, (figure III.5).

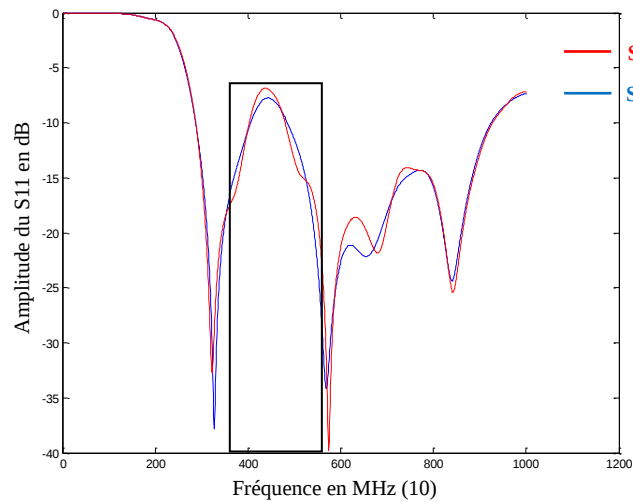


Figure III.5: Comparaison entre deux coefficients de réflexion avec et sans objets - Antenne proche de la position de l'objet cible.

C'est cette différence qui sera exploitée pour reconstruire l'image de l'objet cible à partir des données récupérées des simulations avec et sans objets, par l'implémentation de la technique d'imagerie micro-onde confocale de rétroprojection, introduite dans [13].

III.2.4 Implémentation de l'algorithme confocale de rétroprojection

Dans cette section, nous présentons le fonctionnement de notre implémentation de la technique confocale nommée "BackProjection" (BP). Nous rappelons que la technique d'imagerie confocale micro-onde utilise un système de radar mono-statique composé d'une

antenne placé à différentes positions XY et qui transmet des micro-ondes dans une large bande de fréquences.

Deux ensembles de signaux (S_{11}) de chaque position XY de cette antenne sont enregistrés dans deux fichiers. Dans nos simulations, X et Y parcourent une grille de 5 par 5 (25 positions). $E_{XY}(f)$ représentant l'ensemble des fréquences et des signaux récupérés de l'environnement sans l'objet cible et $EC_{XY}(f)$ représentant l'ensemble des fréquences et des signaux récupérés de l'environnement avec l'objet cible. Afin de transformer ces signaux rétrodiffusés en image bidimensionnelle traçant la forme de l'objet placé derrière le mur, nous avons schématisé un diagramme représentant les étapes de l'algorithme confocale (figure III.6).

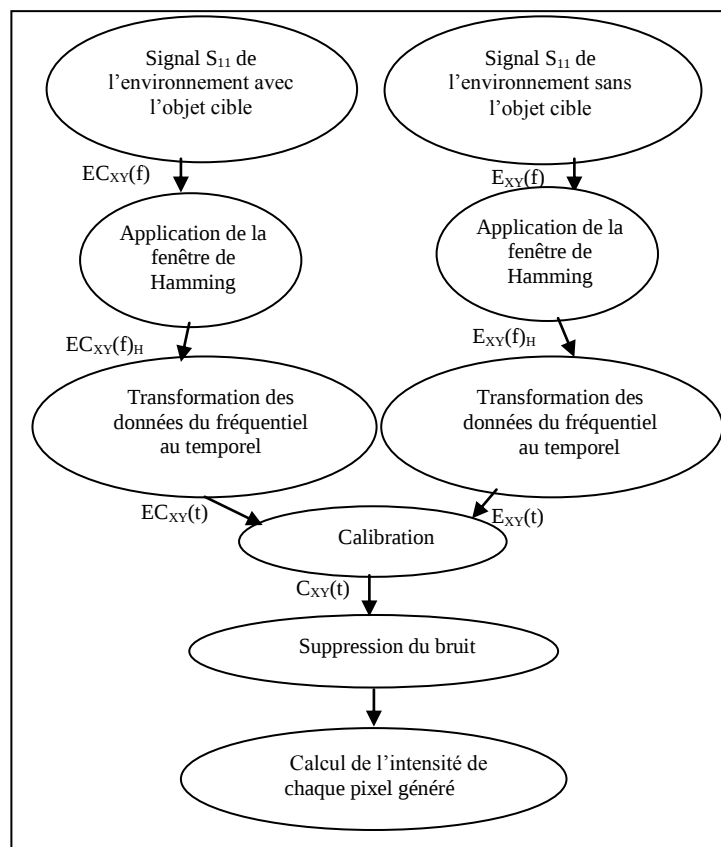


Figure III.6: Diagramme représentant les étapes de notre implémentation de l'algorithme confocale

Nous avons implémenté cet algorithme sous l'environnement Matlab, dont nous détaillons les étapes comme suit:

III.2.4.1 Fenêtre de Hamming

Nous avons appliqué aux deux signaux une fenêtre de Hamming afin de minimiser l'effet des lobes secondaires dans notre traitement.

III.2.4.2 Transformation

Les signaux $E_{XY}(f)_H$ et $EC_{XY}(f)_H$ sont transformés du domaine fréquentiel vers le domaine temporel en faisant appel à la Transformée de Fourier Rapide Inverse (IFFT).

$$E_{XY}(t) = \text{ifft}(E_{XY}(f)_H) \ \& \ EC_{XY}(t) = \text{ifft}(EC_{XY}(f)_H) \quad (\text{III.1})$$

III.2.4.3 Calibration

Pour ne garder que la signature de l'objet cible, sans l'environnement, nous soustrayons les signaux de l'environnement sans l'objet cible $E_{XY}(t)$ des signaux de l'environnement avec l'objet cible $EC_{XY}(t)$.

$$C_{XY}(t) = EC_{XY}(t) - E_{XY}(t). \quad (\text{III.2})$$

III.2.4.4 Suppression du bruit

Le signal $C_{XY}(t)$ contient toujours des réflexions d'ondes dû à l'antenne elle-même et à l'environnement, et pour éliminer ce bruit, nous calculons la moyenne de chaque ligne de $C_{XY}(t)$, puis nous la soustrayons de $C_{XY}(t)$.

$$A_X(t) = \frac{\sum_{Y=1}^N C_{XY}(t)}{N}, \ P_{XY}(t) = C_{XY}(t) - A_X(t). \quad (\text{III.3})$$

N représente le nombre de lignes et de colonnes de la grille des 25 positions de l'antenne.

III.2.4.5 Génération des pixels et de leurs intensités

Cette étape consiste à générer des pixels sur une surface de (10 x 10 cm), puis à évaluer la distance de chaque position de l'antenne à chaque pixel, ensuite on calcule le temps que met le signal pour parcourir cette distance. Ce temps de parcours est fonction de la permittivité moyenne de l'environnement. Cette moyenne est trivialement estimée.

Enfin, nous calculons l'intensité de chaque pixel en évaluant le signal traité $P_X(t)$ en utilisant les équations déjà citées dans la section II.3.4, où t représente le temps de parcours déjà calculé.

III.2.5 Résultats de simulation de l'algorithme de rétroprojection

Après implémentation et déroulement de l'algorithme d'imagerie BP, nous avons obtenu les trois images correspondant aux trois simulations à savoir : une barre assez large et assez éloignée du mur (figure III.7), une plus étroite et plus proche au mur (figure III.8), et deux

barres (figure III.9). Sur ces figures, nous avons montré avec un cadre en noir, la position et les dimensions originales des objets cibles.

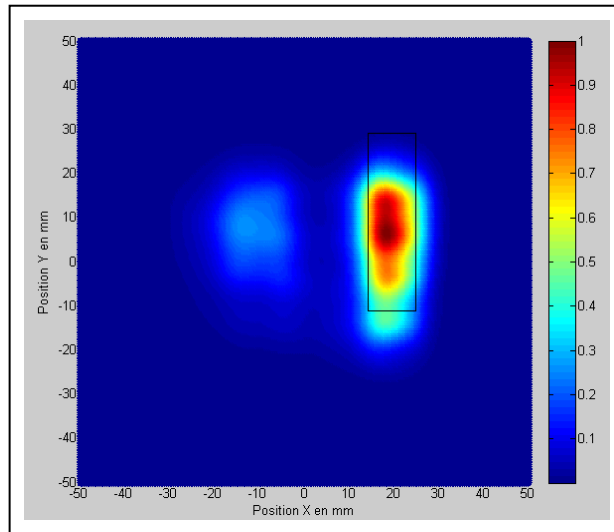


Figure III.7: Simulation avec une barre large.

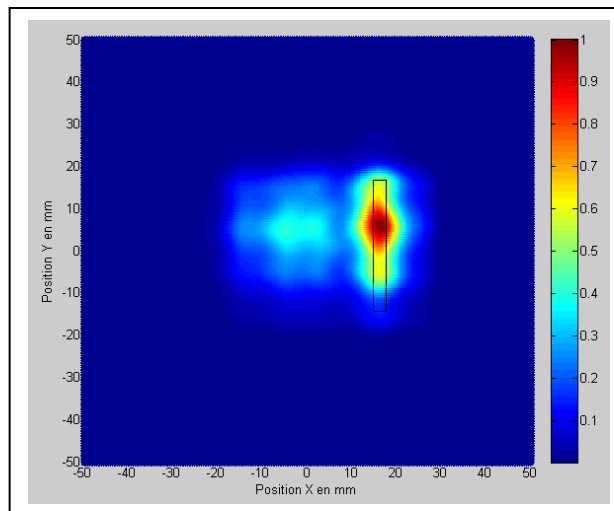


Figure III.8: Simulation avec une barre étroite.

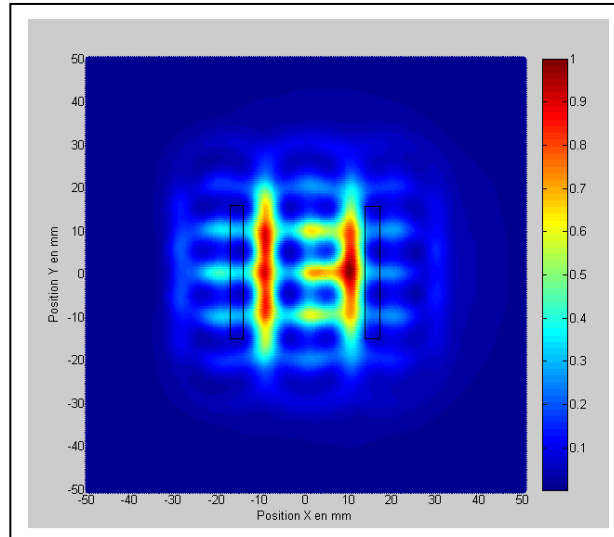


Figure III.9: Simulation avec deux barres.

Comme il a été démontré dans [13], plus la fréquence utilisée est élevée, meilleure est la résolution. Cependant, le signal a tendance de s'atténuer avec les hautes fréquences. Pour cela, et afin de voir à travers un mur, nous avons choisi une bande de fréquence entre 3.5 GHz et 6 GHz. Cette gamme de micro-ondes peut se propager à travers les matériaux avec une faible atténuation. Cependant il y a une perte de la résolution de l'image reconstruite.

Dans la figure III.7, nous constatons que l'image reconstruite a presque les mêmes dimensions que l'objet, avec un décalage vers le bas. Ceci est dû au rayonnement de l'antenne et à l'éloignement de l'objet du mur.

Dans la figure III.8, l'image reconstruite n'a pas les mêmes dimensions que l'objet, avec un décalage vers le haut. Ceci est dû essentiellement au rayonnement de l'antenne et aux dimensions assez étroites de l'objet.

Dans la figure III.9, les deux objets sont reconstruits avec presque les mêmes dimensions mais avec un décalage vers le centre, dû principalement aux réflexions des micro-ondes mutuelles entre ces deux objets.

III.3 Détection d'objets enfouis

Actuellement, il existe différentes méthodes et techniques qui ont été utilisées pour la détection et la reconstruction d'objets enfouis. Dans cette section, nous montrons que l'imagerie ULB en milieux opaques peut être utilisée aussi dans le domaine du génie-civil pour l'observation de structure de construction. Pour cela, nous présentons une nouvelle

méthode d'imagerie pour détecter des barres métalliques dans un pilier en béton grâce à l'application de l'imagerie micro-onde radar et utilisant l'algorithme DASI. Nous avons réussi la détection et la localisation d'un, de deux et de quatre barres de 4 mm de diamètre. L'introduction d'un nouvel algorithme, qui consiste à post-traiter les images résultantes obtenues est également exploré. Ce post-traitement permet d'obtenir une image beaucoup plus claire avec moins de bruits (d'artéfacts).

III.3.1 Télédétection d'objets

Récemment, dans le domaine de la télédétection, plusieurs approches d'imagerie micro-ondes ont été développées pour une variété d'applications. L'imagerie micro-onde est un sujet d'intérêt depuis déjà plusieurs années et l'une de ses nombreuses applications est de concevoir des mécanismes pour détecter des objets enfouis dans un milieu donné, qui est essentiellement réalisé par la détection et la reconstruction d'images. Certaines des applications où l'imagerie micro-onde peut être utile sont la recherche sur les propriétés électromagnétiques de matériaux, les essais non destructifs, la détection d'objets enfouis dans le sol tels que les mines, le câble etc. Il existe différents types de procédés et techniques qui ont été utilisées pour la détection et la reconstruction des objets enfouis. On peut citer dans le domaine de l'imagerie micro-onde, l'utilisation de l'approche confocale ou tomographique [14-16].

III.3.2 Méthodologie utilisée

Nous avons introduit une nouvelle méthode pour la détection et la reconstruction basée sur la technique monostatique DASI (Delay And Sum Integration).

Dans une approche monostatique, un signal ULB micro-onde illumine l'environnement et l'énergie micro-onde rétrodiffusée par des objets cibles potentiels, est enregistrée par la même antenne émettrice. DAS implique un temps de décalage et une addition des signaux rétrodiffusés. Quant-à DASI ou "Delay-And-Sum **Integration**" implique que le résultat obtenu est mis au carré ou à la puissance 4 selon l'application, puis intégré sur une fenêtre de temps spécifiée pour créer un foyer de synthèse [17,18].

Dans cette section, nous allons démontrer la performance de DASI en simulant des signaux rétrodiffusés reçus de piliers en béton conçu sous le logiciel CST [19]. Tout d'abord, une simulation avec une barre métallique insérée dans un pilier est effectuée. Ensuite, un modèle avec deux barres est également simulé. Enfin, une simulation est réalisée avec quatre barres. L'introduction d'un nouvel algorithme, qui consiste à post-traiter les images résultantes

obtenues est également exploré. Ce post-traitement permet d'obtenir une image beaucoup plus nette avec moins d'artéfacts.

III.3.3 Acquisition de données

Les données utilisées par notre méthode d'imagerie micro-onde UWB sont acquises à partir d'un modèle d'un pilier en béton conçu sous le logiciel CST. Une antenne monopôle utilisée pour la transmission et la réception de l'impulsion UWB est également utilisée (figure III.10).

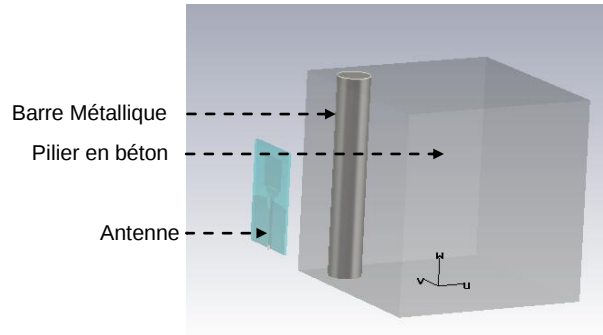


Figure III.10: Modèle d'un pilier en béton et d'une antenne monopôle sous le logiciel CST (Vue de face).

Les dimensions du pilier en béton et de la barre métallique du modèle sont données dans le tableau III.1. Les propriétés diélectriques figurent dans le tableau III.2, où σ est la conductivité (siemens / m) et ϵ_r est la permittivité relative.

TABLEAU III.1 DIMENSIONS DES PARTIES DU MODELE DU PILIER EN BETON

Partie du modèle	Dimension (mm)
Largeur du piler en béton	60
Diamètre de la barre	4

TABLEAU III.2 : PROPRIETES DIELECTRIQUES DES PARTIES DU MODELE DU PILIER EN BETON [20]

Matériau	Conductivité σ (S/M)	Permittivité ϵ_r
Béton	0	6.5
Métal	$9,93 \times 10^6$	Infinie

III.3.4 Antenne utilisée pour la collecte des données

Pour nos simulations, nous utilisons la même antenne microruban citée dans la section III.2.3. (Figure III.2) puisqu'elle présente de bonnes performances en termes de coefficient de

réflexion. Elle est placée soit directement soit à faible distance de la surface du pilier en béton.

Ensuite, cette antenne monopôle est déplacée de façon séquentielle afin de former un réseau circulaire synthétique et, à chaque position prédéfinie, elle transmet une impulsion UWB dans le pilier en béton. Le signal rétrodiffusé est enregistré par la même antenne dans une configuration radar monostatique (Figure III.11). Les signaux enregistrés du réseau synthétique sont exportés dans "Matlab" pour traitement et création de l'image.

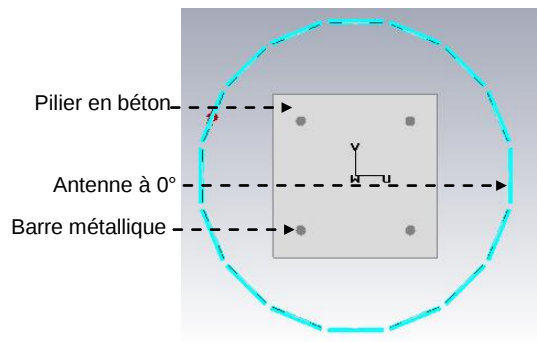


Figure III.11: Un réseau synthétique circulaire formé par les différentes positions de l'antenne autour du pilier en béton (vue de dessus).

La figure III.12 montre la forme d'onde monocycle Gaussienne ULB utilisée comme signal d'excitation normalisé, de l'antenne utilisée dans les simulations. La bande de fréquences utilisée est de 4 à 5 GHz.

La figure III.12 montre également le signal d'excitation et la forme d'onde réfléchié dans l'une des positions de l'antenne. Le signal rétrodiffusé est composé de réflexions du pilier en béton, de la barre métallique (lorsqu'elle est présente) et de l'antenne elle-même. Dans la section suivante, nous allons montrer comment ces signaux recueillis sont transformés en image 2D en utilisant l'algorithme DASI.

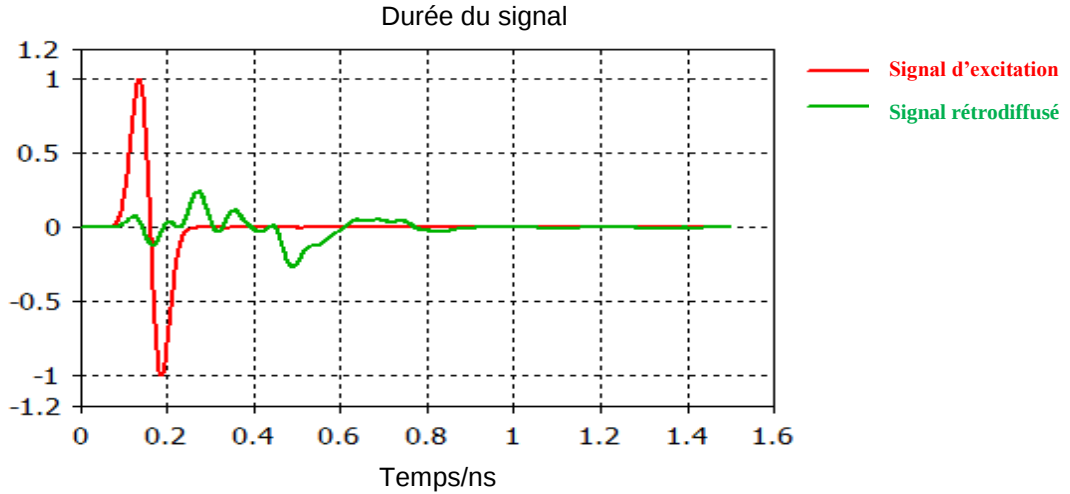


Figure III.12: Excitation (rouge) et signal rétrodiffusé enregistré (vert) à une position de l'antenne.

III.3.5 Implémentation de l'algorithme DASI

DASI est basé sur l'algorithme DAS (déjà cité à la section II.3.5) et permet de calculer les retards appropriés T_i pour tous les signaux reçus. Le temps de retard T_i pour l'émission et la réception d'une antenne donnée est calculée en fonction de la position de l'antenne, la position du point focal $r = (x, y)$, ainsi qu'une estimation de la vitesse moyenne de propagation des ondes.

Le délai de rétropropagation de l' $i^{\text{ème}}$ antenne au point focal à r , est donnée par :

$$T_i(r) = (2 d_i(r)) / v, \quad (\text{III.4})$$

avec $d_i(r) = |r - r_i|$ décrit la distance entre l' $i^{\text{ème}}$ antenne à la position r_i et le point focal r , v est la vitesse de propagation dans l'environnement (ici, le pilier en béton),

$$v = c / \sqrt{\epsilon_r} \quad (\text{III.5})$$

ϵ_r représente la permittivité relative de cet environnement.

Au cours de la mise au point, le point focal se déplace d'une position à une autre dans le pilier en béton, formant un faisceau spatiale. À chaque position, toutes les réponses décalées dans le temps sont additionnées de manière cohérente et intégrée. En effet, "DAS Integration" ou DASI est une version améliorée de l'algorithme DAS. L'intégration est effectuée sur le signal via une fenêtre, et la longueur de la fenêtre d'intégration est choisie en fonction de la

bande passante du système. Une carte bidimensionnelle (2D) de l'énergie diffusée est formée de cette manière. Les avantages de l'algorithme DASI sont sa simplicité, son efficacité.

L'énergie diffusée au point focal donné dans le pilier en béton est exprimée par la relation suivante :

$$F_e(x, y) = \int_0^t \left(\sum_{i=1}^M w_i(x, y) \cdot y_i(t - T_i(x, y)) \right)^4 dt \quad (III.6)$$

avec $M=N(N-1)/2$, N est le nombre de positions de l'antenne, w_i est un coefficient, dépendant de la position du point focal calculé lors d'un éventuel prétraitement, y_i est le signal radar mesurée et T_i est le temps de retard. t est la longueur de la fenêtre d'intégration, choisie en fonction de la bande passante du système.

Dans ce qui suit, nous présentons la mise en œuvre de la technique d'imagerie DASI. Pour cela, plusieurs étapes sont nécessaires pour reconstruire l'image:

III.3.5.1 Calibration

La première étape de reconstruction de l'image est le processus de calibration. Cela implique l'élimination dans les signaux reçus, les réflexions d'ondes dû à l'antenne elle-même et de l'environnement. Ces réflexions parasites ont généralement une amplitude beaucoup plus grande que celle de la cible, et par conséquent, si elles ne sont pas éliminées, elles masqueront la signature de cette cible [21]. Pour supprimer les interférences de l'antenne, du pilier ainsi que d'éventuelles réflexions non désirées sous CST, on soustrait des signaux reçus, les réponses enregistrées sans la présence des barres métalliques.

III.3.5.2 Intégration

DASI diffère de BP dans l'utilisation de l'intégration sur une fenêtre temporelle pour générer l'intensité du pixel, plutôt que simplement choisir un point de la réponse reçue à une valeur correspondante du délai aller-retour. Cela génère des images radar où les intensités liées aux cibles apparaissent plus colorées.

Pour chaque pixel, sont considérés les N signaux reçus correspondants aux maximums des délais allers-retours (Antenne-pixel), tandis que les autres signaux sont éliminés. Chaque signal est ensuite décalé de manière circulaire par le délai aller-retour correspondant à cette paire pixel-récepteur particulière. Enfin, tous les signaux décalés sont ajoutés ensemble et le

résultat est intégré sur une fenêtre appropriée pour obtenir la valeur d'intensité de pixel (équation III.6). L'image radar est obtenue en répétant ce processus pour tous les pixels.

La longueur de la fenêtre d'intégration t est égale à la durée d'impulsion dans [17]-[22], où les systèmes à impulsions sont discutés. L'ensemble des signaux obtenu est intégré, pour transformer l'impulsion du monocycle reçue "passage par zéro" en maxima local.

L'efficacité de DASI repose sur des estimations précises des retards allers-retours qui, dans le contexte de la TTWD, ne sont pas une tâche triviale en raison des effets de la propagation de la paroi.

III.3.5.3 Estimation du retard aller-retour dans le contexte de la TTWD

Dans l'équation (III.6), on peut voir que la mise en œuvre effective de DASI dépend de l'estimation précise du délai aller-retour pour le trajet émetteur-pixel-récepteur. En supposant que la position des émetteurs et récepteurs soit connue, l'estimation de ce retard serait aisée si le scénario à l'essai était en espace libre, puisque le délai serait tout simplement égal à la distance spatiale divisée par la vitesse de propagation c (3×10^8 m/s).

Malheureusement, la présence du mur complique cette estimation. La présence du mur ralentit les ondes électromagnétiques et cet effet est proportionnel à la racine carrée de la permittivité diélectrique ϵ_r . Par conséquent, les matériaux à haute permittivité comme le béton présentent des effets plus forts. Un facteur additionnel devrait donc être ajouté à l'estimation du délai aller-retour par rapport à la situation d'espace libre idéale. La valeur de cette correction dépend de la longueur du chemin traversant: plus les ondes se propagent dans le mur, plus le facteur de retard de correction sera long. Le problème réel est donc l'estimation du chemin de propagation de la traversée.

Le non-respect de ce délai supplémentaire entraîne le déplacement et le flou des cibles dans les images radar finales. Dans [23], les auteurs analysent ces effets lorsque l'estimation de l'épaisseur ou de la permittivité d'un mur uniforme présente des inexactitudes.

Ils proposent des méthodes pour réduire cette incertitude en combinant des données de mesures à différentes distances de séparation du mur. Les mêmes auteurs proposent dans [24] une technique d'autofocus basée sur une statistique d'ordre élevé extraite des données afin d'atténuer les effets indésirables sur l'image finale.

III.3.5.4 Focalisation

Dans cette étape, la zone d'intérêt est une grille de pixels, connus comme points focaux et l'énergie associée à chaque point focal est évaluée en utilisant l'algorithme DASI spécifié dans l'équation (III.6). Une fois que l'énergie de chaque pixel a été évaluée, une intensité correspondante est calculée et une image correspondant à leur carte d'intensité est alors créée.

III.3.6 Résultats et analyse des simulations

Pour l'analyse, trois simulations avec plusieurs positions et différents nombres de barres métalliques insérées dans un pilier de béton ont été envisagées. Nous avons opté pour différents balayages circulaires de l'antenne formant ainsi un réseau synthétique autour du pilier en béton (Figure III.11). Dans ce qui suit, les figures sont données en vue de dessus.

Pour la première simulation, représentée sur la Figure III.13 (a), une barre cylindrique en métal de 4 mm de diamètre, a été insérée dans le modèle de pilier en béton. Des simulations ont été effectuées séquentiellement sur 16 différentes positions de l'antenne autour du modèle de pilier. L'image résultante est donnée dans la Figure III.13 (b). Sur ces figures III.13 (a et b), le carré représente le contour du pilier en béton, le cercle en pointillés représente le contour de la barre métallique. Sur la figure III.13 (b), les étoiles représentent les positions de l'antenne. Toutes les intensités des pixels sont normalisées à 1.

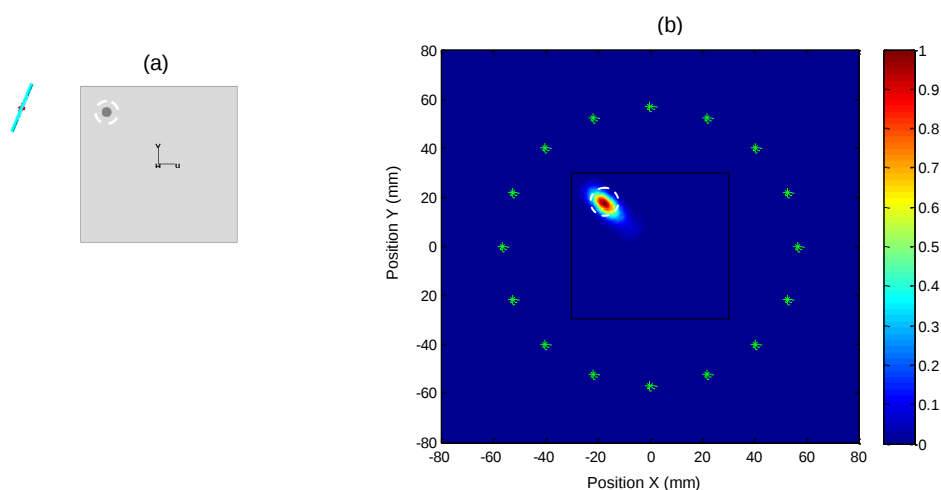


Figure III.13: Une seule barre de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position de la barre dans le modèle CST, (b) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne.

La figure III.13 (b), montre une coupe en vue de dessus du pilier où nous pouvons facilement reconnaître la réponse de la barre métallique. L'image est claire et sans présence d'interférences.

En termes de résolution, notre système utilisant l'algorithme DASI est capable de détecter des objets aussi petits que 4 mm de diamètre.

Dans la simulation suivante, nous avons inséré deux barres (figure III.14 (a)). L'image obtenue est donnée à la figure III.14 (b). Comme on peut le voir sur l'image, des artefacts sont présents, et sont entourés avec un carré en pointillés. Un léger décalage des deux barres de leurs positions d'origines vers l'intérieur. La formation de ces artefacts entre les deux objets et le léger décalage sont dues aux réflexions micro-ondes mutuelles entre ces deux barres métalliques.

Ces artefacts peuvent encore être réduits en augmentant le nombre de positions de l'antenne, et mieux en utilisant l'algorithme proposé dans la simulation suivante.

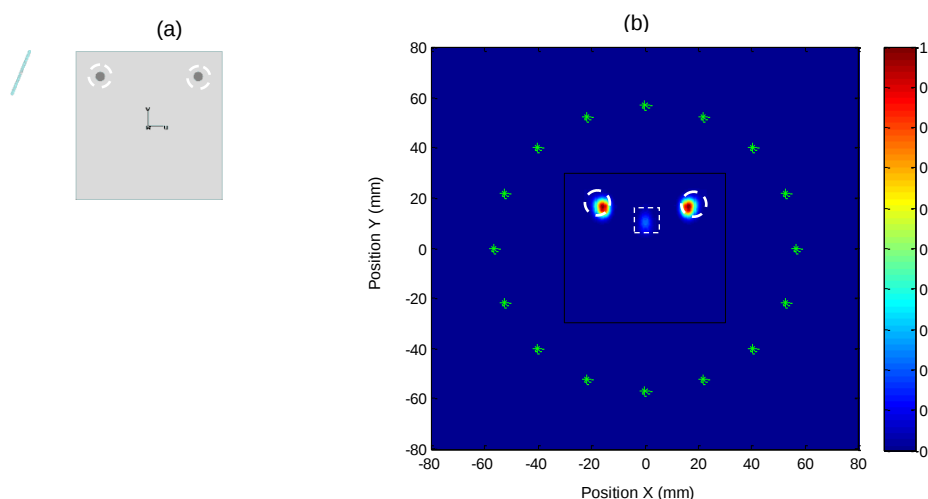


Figure III.14: Deux barres de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position des barres dans le modèle CST, (b) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne.

Dans la dernière simulation, nous avons introduit quatre barres métalliques dans le pilier en béton. Les images résultantes sont données par la figure III.15 (b, c et d). Le résultat illustré par la figure III.15 (b) a été obtenu à partir de 16 positions de l'antenne. Les réflexions mutuelles entre les quatre (04) objets, révèlent beaucoup plus d'artefacts. Le résultat de la figure III.15 (c) a été obtenu avec les mêmes positions de l'antenne que celles de la figure III.15 (b), cependant, nous avons supprimé la moyenne des signaux recueillis afin de montrer le changement des positions et des formes des artefacts. Cette moyenne a été calculée après calibration (Eq. III.7).

$$S_{moy}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S_{cal,i}(t) \quad (III.7)$$

Avec $S_{cal,i}(t)$ est le signal calibré associé à la $i^{ème}$ position de l'antenne.

Dans la figure III.15 (b), nous constatons que la suppression de la moyenne comme prétraitement des signaux, ne suffit pas à améliorer l'image. Pour cela nous avons pensé à appliquer un post-traitement afin d'éliminer les éventuels artefacts.

L'intersection des images des figures III.15 (b) et (c), nous permettent d'obtenir une image beaucoup plus claire et avec moins d'artefacts (figure III.15 (d)). Cela a pu être obtenu en utilisant notre algorithme de post-traitement décrit comme suit:

La suppression des interférences est basée sur le produit pixel par pixel, des matrices des images. Soit A la matrice représentant l'image résultat de la figure III.15 (b) et B la matrice représentant l'image résultat de la figure III.15 (c). C représente la matrice produit pixel par pixel (Eq. III.8).

$$C(i, j) = [A(i, j) \times B(i, j)]^p \quad (III.8)$$

avec "i" la ligne du pixel et "j" sa colonne.

L'algorithme est basé sur la multiplication des intensités de pixels des différentes images. Ce produit nous a permis de garder les intensités de pixels persistantes dans les deux images des figures III.15 (b) et (c). Les autres intensités ont été réduites, voire éliminées en particulier en augmentant cela par une certaine puissance p. Le choix de la valeur de p doit être supérieur à 1. Nous notons que, par l'intersection des images des figures III.15 (b) et (c), on obtient une image (figure III.15 (d)) avec moins d'artefacts et permettant une meilleure détection des quatre barres.

D'une manière générale, le fait que les interférences générées par les diverses configurations ne sont pas les mêmes, l'application de l'algorithme d'intersection supprime la majorité d'entre elles. Si cet algorithme est appliqué à plusieurs images (supérieur à 2), il permettra d'obtenir de meilleurs résultats.

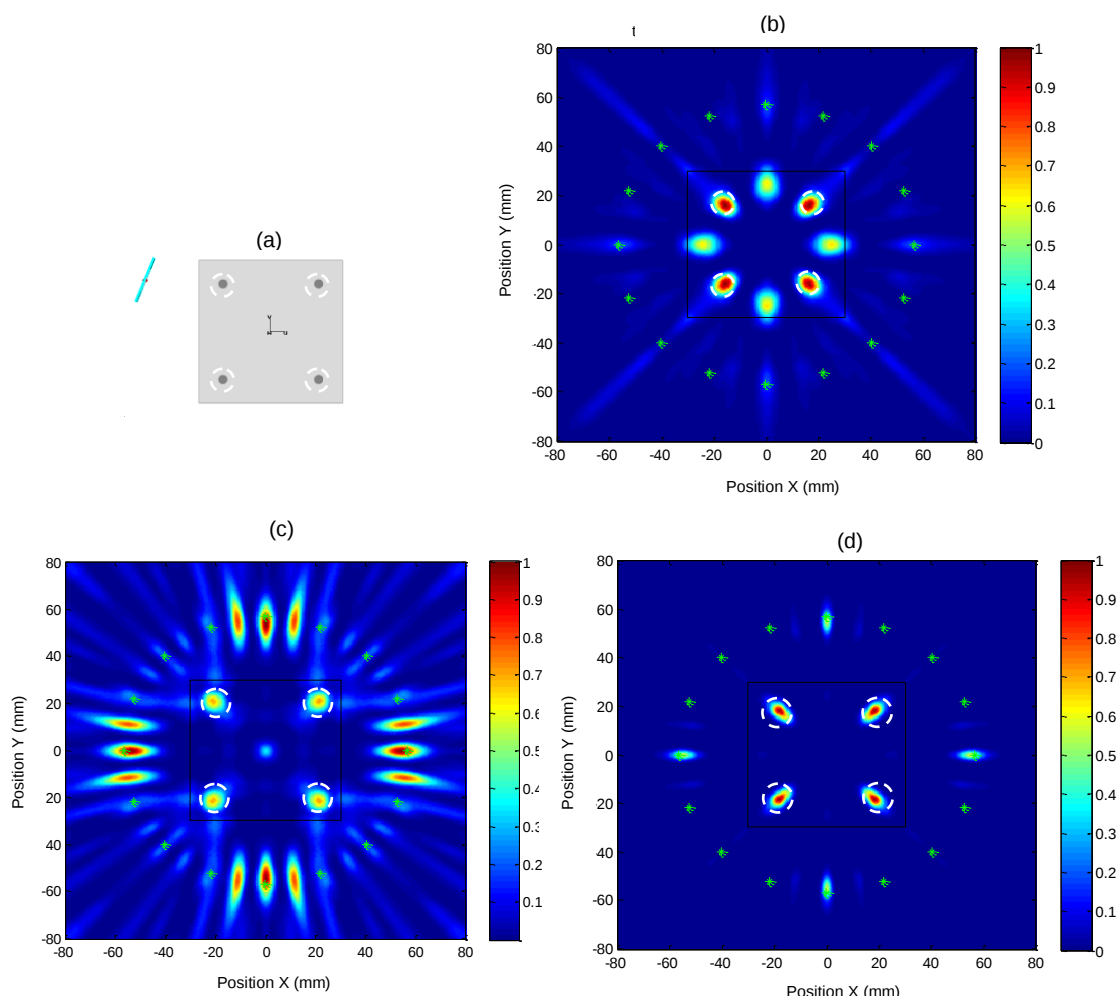
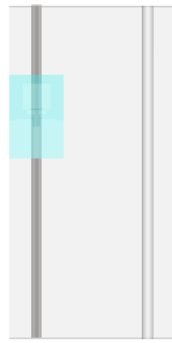


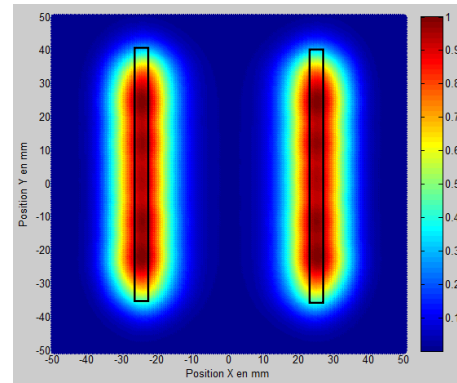
Figure III.15: Quatre barres de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position des barres dans le modèle CST, (b) et (c) résultat des images à partir de 16 positions de l'antenne, respectivement avec et sans suppression de la moyenne, (d) image résultat après application de notre algorithme d'intersection

III.4 Etude comparative

Nous présentons dans cette section et à titre de comparaison des résultats obtenus en utilisant les deux algorithmes de reconstructions à savoir : DASI et BP. Les résultats de simulation en utilisant l'algorithme DASI sont déjà esquissés sous formes d'images en 2D pour le cas de deux barres insérées dans un pilier en béton (figure III.14) et quatre barres dans un pilier (figure III.15). L'application de l'algorithme BP pour détecter deux barres a permis d'obtenir l'image esquissée sur la figure III.16. On remarque que les deux barres sont bien détectées avec l'apparition de bruit entourant les barres. Cependant, la détection des quatre barres est impossible vu leur superposition (on détecte uniquement deux barres).



(a)



(b)

Figure III.16: Deux barres de 4 mm de diamètre dans le pilier en béton. (a) Position des barres dans le modèle CST, (b) image résultat à partir de 64 positions de l'antenne.

Dans ce qui suit, nous résumons dans le tableau III.3, les avantages et inconvénients des deux algorithmes de reconstruction utilisés.

TABLEAU III.3 : ETUDE COMPARATIVE ENTRE LES DEUX ALGORITHMES UTILISES

	Avantages	Inconvénients
DASI	▪ Image très nette ▪ Localisation exacte des objets cibles malgré que dans certaines positions un objet peut "cacher" un autre (cas de 4 barres) ▪ L'algorithme associée à une configuration circulaire permet une vue de dessus permettant la détection d'objets "cachés ou superposés"	▪ Temps d'exécution assez long (~5 minutes)
BP	▪ Temps d'exécution court pour la génération de l'image (quelques secondes) ▪ Configuration appropriée pour ce modèle cubique du pilier ▪ Détection de barres inclinées ▪ Détection de la longueur des barres	▪ Nécessite un grand nombre d'antennes (64 positions) → Temps de balayage (simulation) très long (~ 4 heures) ▪ Détection impossible de barres superposées

III.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons réussi à reconstruire les formes des objets cibles en utilisant les Algorithmes BP et DASI. Cependant, il reste à éliminer certains parasites ainsi qu'affiner leurs localisations exactes. Quoique les objets cibles aient, des propriétés diélectriques moyennes des tissus humains, comme perspectives, nous comptons utiliser dans notre système de détection, des modèles de tissus humains hétérogènes et plus réels.

Les résultats présentés dans le présent document suggèrent que DASI est un algorithme performant pour détecter et localiser des objets enfouis. Nous avons montré la faisabilité et la robustesse dans la détection de quatre barres métalliques dans un pilier en béton. En outre, l'introduction d'un algorithme de post-traitement à base d'une intersection d'images résultantes, s'est montrée très performantes, en éliminant les artéfacts et en relocalisant les positions des barres de fer. Enfin, une étude comparative a été menée afin de valider les algorithmes utilisés

Références Chapitre III

- [1] X. ZHAO, "Détection et localisation de cibles derrière un mur avec un système radar ULB", Thèse soutenue le 16 Novembre 2012.
- [2] F. FIORANELLI. "Through-The-Wall Detection Using Ultra Wide Band Frequency Modulated Interrupted Continuous Wave Signals". Thèse de Doctorat, Université de Durham, 2013.
- [3] X. Chen and K. Huang, "Microwave Imaging of Buried Inhomogeneous Objects Using Parallel Genetic Algorithm Combined with FDTD Method", Progress in Electromagnetics Research, PIER 53, pp. 283-298, 2005.
- [4] S. Mohanna, E. Valian, and S. Tavakoli, "Nondestructive position detection of a metallic target within soil substrate using electromagnetic tomography", Res. Nondestr. Eval, Vol. 24, n°4, pp. 177-190, 2013.
- [5] L. Chen, O. Shan, "Through-wall Surveillance using Ultra-wideband Short Pulse Radar: Numerical Simulation", Industrial Electronics and Applications. ICIEA 2007. 2nd IEEE Conference, 2007.
- [6] T. Dogaru and C. Le, "Simulated Radar Range Profiles of a Simple Room As Computed by FDTD and Xpatch", Adelphi, MD: Army Research Laboratory, 2008.
- [7] A. Muqaibel, A. Safaai-Jazi, A. Bayram, A-M. Attiya; S-M. Riad, "Ultrawideband through-the-wall propagation", IEE Proceedings - Microwaves, Antennas and Propagation, Vol. 152, n° 6, 581-588, 2005.
- [8] G-A. Moeness, "Through-the-Wall Radar Imaging", CRC Press, 2010

- [9] T. Weiland, Martin B. Timm, I. Munteanu, "A practical guide to 3-D simulation", IEEE Microwave Magazine, Vol. 9 N° 6 pp. 62-75, 2009.
- [10] T. Weiland, "Finite Integration Method and Discrete Electromagnetism: Computational Electromagnetics", Springer Berlin Heidelberg, Vol. 28, pp. 183-198, 2003.
- [11] G. Klysz, J-P. Balayssac and X. Ferrières: "Evaluation of dielectric properties of concrete by a numerical FDTD model of a GPR coupled antenna—parametric study", NDT & E International Vol. 41, N° 8, pp. 621-631, 2008.
- [12] N. Seladji, F.Z. Marouf, L. Merad, et al., "Antenne microruban miniature Ultra Large Bande ULB pour imagerie microonde". Proceedings of the Congrès Méditerranéen des Télécommunications, CMT'12, March 22-24, pp. 21-25, Fès, Morocco, 2012.
- [13] X. Li and S. C. Hagness, "A confocal microwave imaging algorithm for breast cancer detection", IEEE Microwave and Wireless Components Letters, vol. 11, pp. 130–132, 2001.
- [14] X. Chen and K. Huang, "Microwave Imaging of Buried Inhomogeneous Objects Using Parallel Genetic Algorithm Combined with FDTD Method", Progress in Electromagnetics Research, PIER 53, pp. 283-298, 2005.
- [15] S. Mohanna, E. Valian, and S. Tavakoli, "Nondestructive position detection of a metallic target within soil substrate using electromagnetic tomography", Res. Nondestr. Eval, Volume 24, Issue 4, pp. 177-190, 2013.
- [16] M. Pastorino, and A. Randazzo, "Buried object detection by an inexact-Newton method applied to nonlinear inverse scattering", Int. J. Microwave Sci. Technol, 2012.
- [17] D. Byrne, M. O'halloran, M. Glavin, and E. Jones, "Data independent radar beamforming algorithms for breast cancer detection". Progress In Electromagnetics Research, Vol. 107, pp. 331-348 2010.
- [18] M. Klemm, I. J. Craddock, J. A. Leendertz, A. Preece And R. Benjamin, "Improved Delay-and-Sum Beamforming Algorithm for Breast Cancer Detection", International Journal of Antennas and Propagation, Vol. 04.2008, pp. 761402-1 - 761402-9, 2008.
- [19] CST Microwave Studio, CST Inc., 2014.
- [20] H-C. Rhim and O. Büyüköztürk, "Electromagnetic Properties of Concrete at Microwave Frequency Range", ACI Materials Journal, Title n° 95-M25, pp.262-271, 1998.
- [21] Salvador, S. M., "Microwave Imaging of Biological Structures", LAP Lambert Academic publishing Edition, 2010, U.K.
- [22] L. Hooi Been, et al., "Confocal microwave imaging for breast cancer detection: delay-multiply-and-sum image reconstruction algorithm," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol. 55, pp. 1697-1704, 2008.
- [23] W. Genyuan and M. G. Amin, "Imaging through unknown walls using different standoff distances," Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 54, pp. 4015-4025, 2006.
- [24] F. Ahmad, et al., "Autofocusing of through-the-wall radar imagery under unknown wall characteristics," Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 16, pp. 1785-1795, 2007.

Chapitre IV: Détection précoce du cancer du sein

IV.1 Introduction

Le cancer est de plus en plus une préoccupation dans le monde entier, non seulement pour les patients eux-mêmes, mais aussi aux professionnels de la santé qui se tiennent sans défense contre tous les différents types de cancer. De grandes quantités d'efforts et de fonds sont investies afin de trouver un remède contre le cancer. Cependant, jusqu'à ce que toute cette recherche ait un succès, les techniques actuelles utilisées pour contenir des cellules cancéreuses et les empêcher de se propager dépendent étroitement de la détection précoce de la tumeur cancéreuse. Un type de cancer qui affecte un grand nombre de femmes est le cancer du sein. Bien qu'il soit l'une des formes les plus contrôlables et gérable du cancer; la détection précoce joue encore un rôle crucial dans la gestion de la maladie [1].

En outre, il devrait être possible de détecter spécifiquement des tumeurs malignes au stade le plus précoce possible, tout en étant rentable, facile à réaliser, et de fournir des résultats cohérents et concluants. Alors que la mammographie aux rayons X offre actuellement la meilleure combinaison possible de ces caractéristiques idéales, d'autres techniques d'imagerie établies, telles que l'échographie et l'imagerie par résonance magnétique (IRM), ont été utilisées avec un certain succès pour compléter la mammographie dans certains cas spécifiques. Par exemple, les ultrasons peuvent être utilisés pour déterminer si une lésion détectée par la mammographie est un kyste liquide ou une tumeur solide [2]. Cependant, même avec l'utilisation combinée de la mammographie, l'échographie, et les techniques d'IRM, la méthode actuelle de dépistage du cancer du sein ne répond pas aux exigences idéales de l'institut américain de médecine rapporté dans [2].

Une technique prometteuse est l'imagerie micro-onde du sein qui utilise des signaux rétrodiffusés pour identifier les tissus cancéreux. C'est une approche non invasive et utilise des rayonnements non ionisants et elle est actuellement proposée au sein de la communauté de recherche comme une alternative potentielle pour les méthodes citées ci-dessus. L'imagerie micro-onde du sein peut être divisée en trois approches distinctes: l'imagerie radar ULB [3, 4], la tomographie micro-ondes [5, 6, 7] et les techniques d'imagerie hybrides [8, 9].

La tomographie micro-onde tente de reconstituer l'ensemble du profil diélectrique du sein à partir de la solution d'un problème de diffusion inverse. Les techniques hybrides comme la tomographie Thermo-acoustique induite par les micro-ondes [8] sont basées sur le principe

selon lequel l'énergie électromagnétique (EM) absorbée par le tissu tumoral malin va induire des ondes sonores, qui peuvent être détectés par un transducteur.

L'imagerie micro-onde radar ULB pour la détection du cancer du sein, est une technique intéressante pour remplacer la mammographie utilisant les rayons X et l'IRM. En effet, cet intérêt est principalement justifié par les grands contrastes qui existent, aux fréquences micro-ondes, entre les propriétés électriques des tissus sains et celles des tissus pathologiques [9].

Nous présentons dans ce chapitre, une reconstruction d'image efficace pour la détection du cancer du sein en utilisant les mêmes approches d'imagerie micro-onde décrites au chapitre précédent. Ces approches consistent à appliquer d'abord la technique confocale de rétroprojection puis la version améliorée de l'algorithme DAS, avec un post-traitement des images résultantes. Cela nous permettra de valider nos algorithmes dans un environnement et avec des cibles différents. Pour cela, nous avons créé et utilisé un fantôme numérique 3D du sein sous le logiciel CST.

Le sein a été illuminée par des impulsions à partir d'un certain nombre de positions d'une antenne ultra-large bande. Les réflexions recueillies sont de type fréquentielles pour la méthode de rétroprojection et temporelles pour la technique DAS. Les deux méthodes transforment ces données recueillies pour créer une carte énergétique du sein.

Notre nouvel algorithme cité en section III.3.6 est également réutilisé pour traiter à posteriori les images résultantes, obtenues à partir de différentes configurations de positions de points d'acquisition. Ce post-traitement permet d'avoir une image beaucoup plus claire et avec moins d'interférences. Par conséquent, la localisation d'une ou de deux tumeurs de 2 mm de diamètre peuvent être clairement identifiées.

IV.2 Application de l'algorithme de rétroprojection

Parmi les deux démarches que nous avons appliquées, pour la détection à un stade précoce, du cancer du sein, celle utilisant l'algorithme dit "BackProjection" (BP). Dans cette thèse, nous avons simulé sous l'outil CST des tumeurs dans un sein constitué de peau, de graisse et d'une poitrine. Aussi, nous avons utilisé une antenne pour la transmission d'une onde électromagnétique puis la réception des ondes réfléchies, et grâce à la différence de propriétés électriques entre les tissus sains et les tissus pathologiques, nous constituons une image qui permettra de localiser ces tumeurs. L'antenne utilisée est miniature de forme rectangulaire

satisfait les caractéristiques ULB en termes de bande passante et de coefficient de réflexion (S_{11}) [10]. Enfin, nous avons implémenté l'algorithme d'imagerie confocale micro-onde de rétroprojection. Les propriétés diélectriques de ces tumeurs permettent de les différencier de l'environnement où ils se trouvent [11]. Nous avons réussi entre autre à localiser parfaitement plusieurs tumeurs de différentes tailles ainsi qu'une tumeur d'un rayon de 2 mm.

Pour se faire, sous le logiciel CST MWS, nous avons réalisé quatre (04) simulations, une simulation sans la présence de tumeurs dans le sein et trois autres simulations en présence des tumeurs. Dans chacune d'elles nous avons déplacé l'antenne suivant une matrice de 49 positions (7x7) pour balayer tout l'espace au dessus du sein. Dans la première simulation, nous n'avons pas mis de tumeur, l'objectif étant d'avoir un signal S_{11} représentant l'environnement que nous devons soustraire des autres simulations, pour obtenir les images des tumeurs. Dans la deuxième simulation, nous avons inséré une tumeur de 05 mm au centre du sein. Dans la troisième, nous avons placé 03 tumeurs de différentes tailles (3, 4 et 5 mm de rayon) à différentes positions comme le montre la figure IV.1. Enfin, dans la quatrième et dernière simulation, nous avons placé une tumeur de 02 mm de rayon, comme le montre la figure IV.2.

Les résultats de simulation sont esquissés sous forme d'images en 2D.

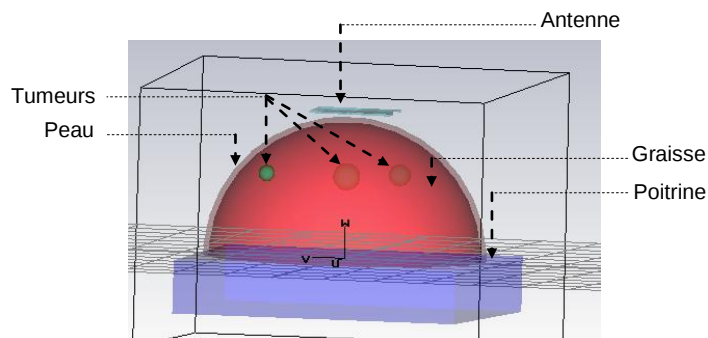


Figure IV.1: Modèle sous CST représentant (03) tumeurs dans un sein.

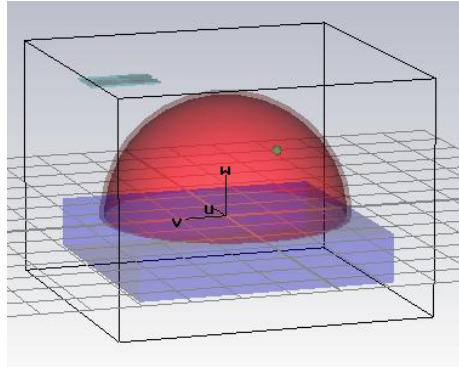


Figure IV.2: Modèle sous CST, représentant une tumeur dans un sein.

IV.2.1 Modèle de simulation

IV.2.1.1 Modèle du sein

Les tissus mammaires des femmes ont été étudiés par plusieurs chercheurs [12-13], avec un accent sur la détection de cancer du sein. Dans nos applications, nous avons alors utilisé les données du modèle présentées dans l'article [14]. Les propriétés diélectriques sont données dans le tableau IV.1, où σ est la conductivité des tissus en (siemens / mètre) et ϵ_r est la permittivité relative.

TABEAU IV.1 : PROPRIETES DIELECTRIQUES DES PARAMETRES DU MODELE

	Conductivité σ (S/M)	Permittivité ϵ_r
Peau	1.49	37.9
Graisse	0.14	5.14
Poitrine	1.85	53.5
Tumeur	1.20	50

Dans la littérature, plusieurs modèles du sein ont été utilisés à savoir : les modèles sphériques, cylindriques, etc. Dans notre cas, nous avons choisis un modèle développé par « S. A. AlShehri et S. Khatun » [14], ayant la forme hémisphérique et les dimensions les plus courantes sont données dans le tableau IV.2. Dans la littérature, le rayon de la tumeur varie de 0,2 cm à 1,5 cm.

TABEAU IV.2: DIMENSIONS DES PARAMETRES DU MODELE

Partie du Modèle	Taille en (cm)
Diamètre du sein	10
Hauteur du sein	6
Epaisseur de la peau	0.2
Epaisseur de la poitrine	2

IV.2.1.2 Antenne utilisée pour la collecte des données

Dans cette application, nous avons utilisé la même antenne micro-ruban [10], que celle citée dans le chapitre précédent. Les détails sont cités en Annexe A.

L'antenne a répondu de manière satisfaisante à nos attentes en termes de coefficient de réflexion S_{11} avec une bande passante allant de 3.55 à 11.17 GHz, (Figure. IV.3).

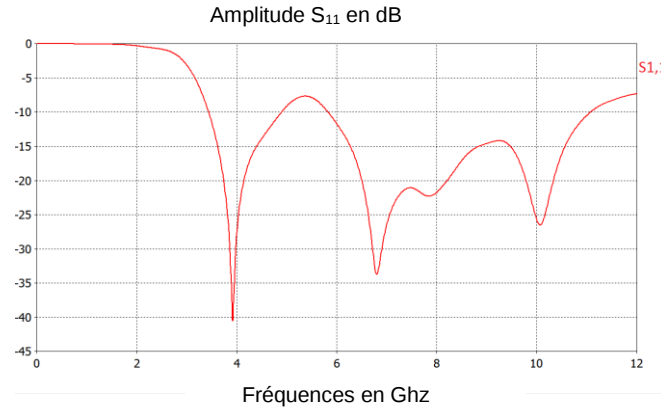


Figure IV.3: Coefficient de réflexion (S_{11}) de l'antenne pour une des 49 simulations, sans objet cible.

Par ailleurs, nous avons comparé le coefficient de réflexion (S_{11}) des simulations avec et sans tumeurs, à certaines positions de l'antenne. Nous avons constatés que pour les positions où l'antenne est éloignée de l'axe de la tumeur, les S_{11} des deux simulations coïncident dans la sous-bande 3.5 à 5.5 GHz, (Figure IV.4). Cependant, pour les positions où l'antenne est sur l'axe de l'objet cible (tumeur dans notre cas), les S_{11} des deux simulations avec et sans objets se différencient, dans la même sous-bande de 3.5 à 5.5 GHz, (Figure IV.5). C'est cette différence qui sera exploitée pour reconstruire l'image de la tumeur à partir des données récupérées des simulations avec et sans objets cibles, par l'implémentation de la technique d'imagerie micro-onde confocale de rétroprojection.

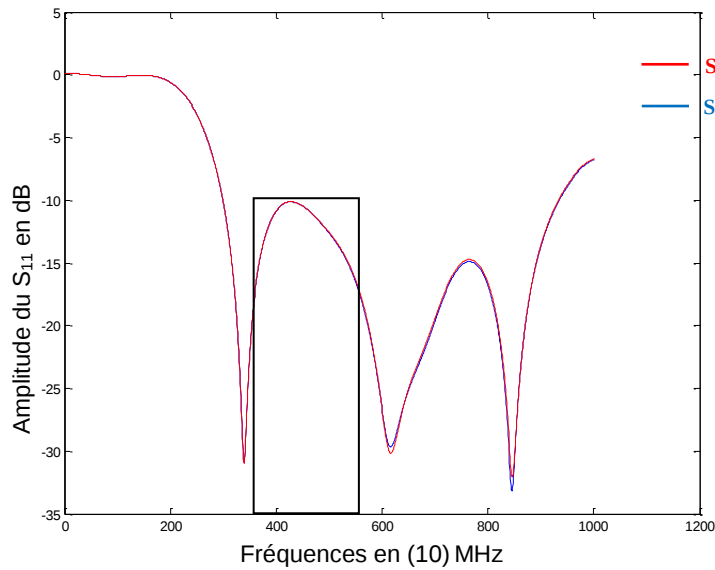


Figure IV.4: Comparaison de deux S_{11} avec et sans tumeurs. Antenne éloignée de la position de l'objet cible.

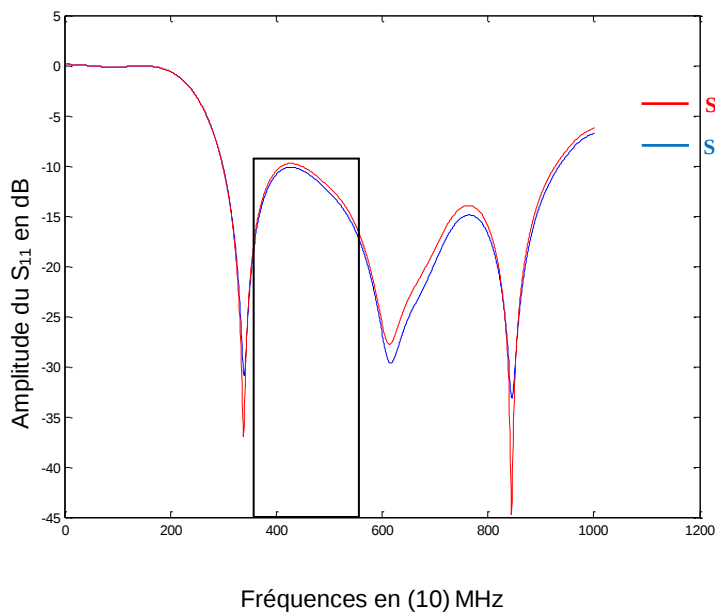


Figure IV.5: Comparaison de deux S_{11} avec et sans tumeurs - Antenne proche de la position de l'objet cible.

IV.2.2 Algorithme confocale de rétroprojection

Dans le but de montrer les performances de l'algorithme d'imagerie confocale, nous avons du l'appliquer à la détection du cancer du sein. Nous avons suivi les mêmes étapes décrites dans la section III.2.4. Nous rappelons que la technique d'imagerie confocale micro-onde utilise un système de radar mono-statique composé d'une antenne placée à différentes positions XY et qui transmet des micro-ondes dans une large bande de fréquences. Deux ensembles de signaux S_{11} de chaque position XY de cette antenne sont enregistrés dans deux fichiers. Dans nos simulations, X et Y parcourent une grille de 49 positions.

IV.2.3 Résultats et analyse

Une fois l'algorithme implémenté, nous avons obtenu les trois images correspondant aux trois simulations à savoir : une tumeur de 05mm, trois tumeurs placées dans différentes positions et une tumeur précoce de 02mm placée en excentre du sein. Ces images sont représentées respectivement par les figures IV.6, IV.7 et IV.8.

Ces résultats montrent qu'une bonne localisation des tumeurs est obtenue, avec la présence de quelques artéfacts qui peuvent être supprimés en utilisant des filtres appropriés tels que (notre algorithme de postraitement, sobel, etc.).

La bande de fréquence (entre 3.5 GHz et 5.5 GHz) qui nous permet d'obtenir ces résultats, est un compromis entre hautes et basses fréquences.

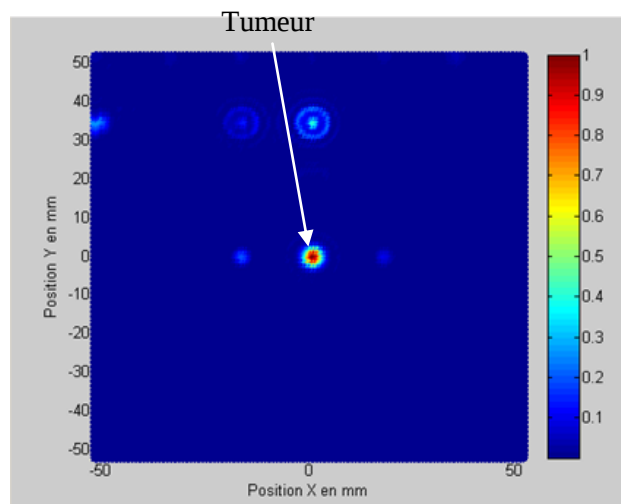


Figure IV.6: Une tumeur de 05 mm de rayon placée au centre du sein.

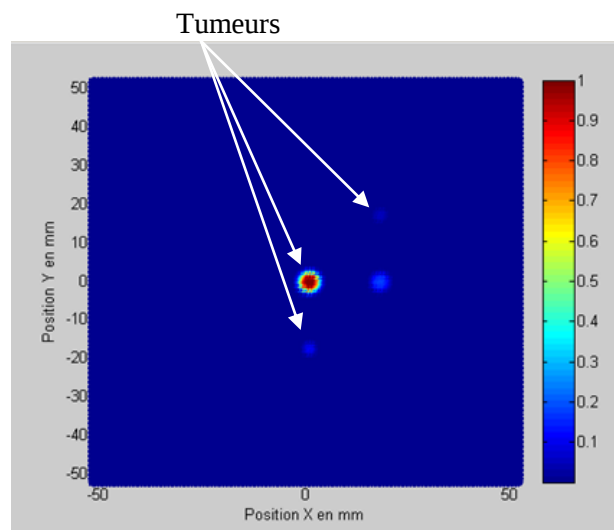


Figure IV.7: Trois tumeurs placées à des positions différentes dans le sein.

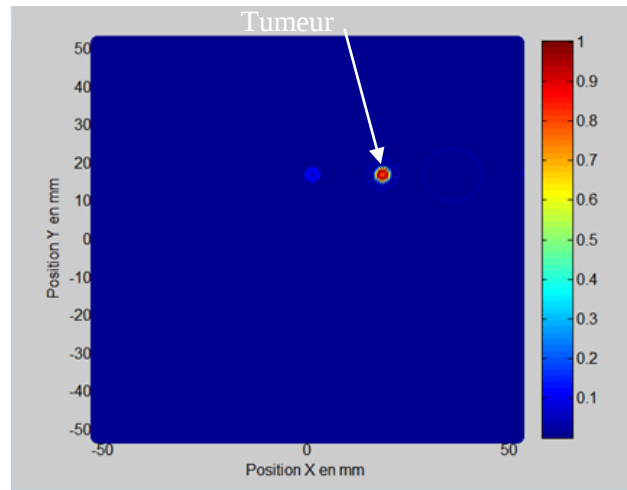


Figure IV.8: Une tumeur de 02 mm de rayon placée en excentre du sein.

IV.3 Application de l'algorithme DASI

Dans cette section, le nouvel algorithme de reconstruction d'image DASI, déjà détaillé dans la section III.3.5., est utilisé. Cette technique monostatique implique un décalage temporel et une addition des signaux rétrodiffusés de la poitrine pour créer un foyer de synthèse. Nous démontrons la performance de DASI à détecter de très petites tumeurs en simulant des signaux rétrodiffusés reçus des fantômes mammaires numériques sous le logiciel CST. Aussi, nous allons montrer qu'en augmentant le nombre d'acquisitions de points, la détection est plus précise. Par la suite, nous allons appliquer notre nouvelle méthode qui consiste à post-traiter les images résultantes obtenues par différentes configurations de positions de points d'acquisition en utilisant notre nouvel algorithme d'intersection (cité en III.3.6), qui nous permet d'obtenir une image beaucoup plus claire avec moins d'artéfacts.

Enfin, afin de montrer l'efficacité de notre algorithme proposé, nous allons ajouter un bruit blanc dans tous les signaux rétrodiffusés avant de créer l'image. Pour cela, deux simulations ont été réalisées afin d'étudier l'efficacité de cet algorithme.

IV.3.1 Modèles de sein pour l'acquisition de données

La figure IV.9 montre le fantôme du sein simulé sous CST, avec une seule tumeur de 01 mm de rayon. Une antenne monopôle utilisée pour la transmission et la réception de l'impulsion ULB. Il est à noter que le même modèle de simulation décrit auparavant est utilisé. Les données que nous allons utiliser sont issues d'une configuration circulaire (figures

IV.10 et IV.11) du réseau synthétique d'antennes autour du même modèle cité dans la section IV.2.1.

Pour toutes les simulations, l'antenne ULB est placée soit directement soit à faible distance de la surface du fantôme du sein (figure IV.11). La distance entre la peau et de l'antenne est de 5 mm.

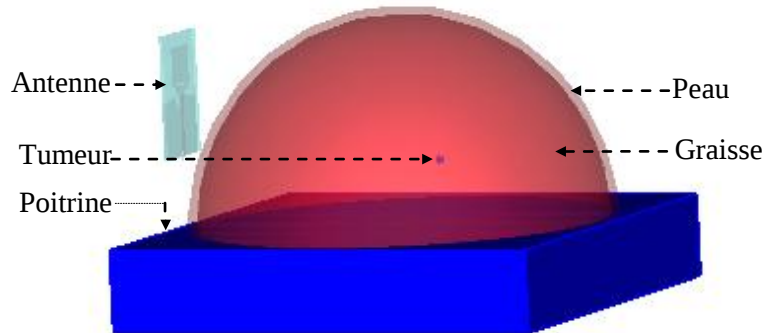


Figure IV.9: Modèle d'un sein sous le logiciel CST.

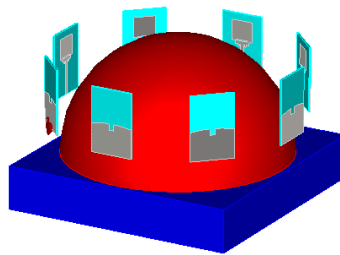


Figure IV.10: Un réseau circulaire synthétique autour du modèle de du sein

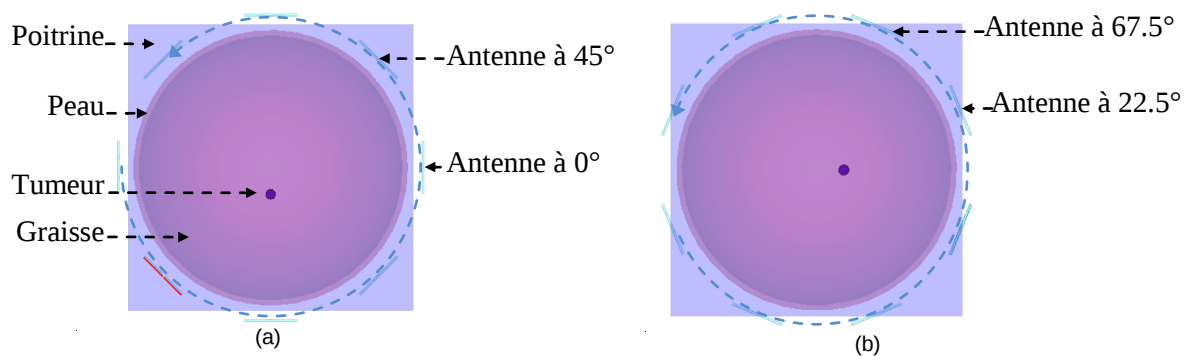


Figure IV.11: Antenne couvrant 08 positions décrivant un cercle autour de la poitrine : (a) à partir de 0° (positions impaires) et (b) à partir de $22,5^\circ$ (positions paires).

L'antenne monopôle est déplacée de façon séquentielle afin de former un réseau circulaire synthétique et, à chaque position prédéfinie, elle transmet une impulsion ULB dans le fantôme du sein et le signal rétrodiffusé est enregistré par la même antenne dans une configuration radar monostatique (figures IV.11).

Les signaux enregistrés de ce réseau synthétique sont exportés vers "Matlab" pour traitement et création d'image. La figure IV.12 montre la forme d'onde monocycle Gaussienne ULB utilisée comme signal d'excitation normalisé de l'antenne dans les simulations. Elle montre aussi la forme d'onde enregistrée dans l'une des positions de l'antenne dans le réseau. Le signal rétrodiffusé est composé de réflexions dues à la peau, la graisse, la tumeur (le cas échéant) et de l'antenne elle-même. La bande de fréquences utilisée est de 4 à 5 GHz. Dans la section suivante, nous présentons les résultats obtenus.

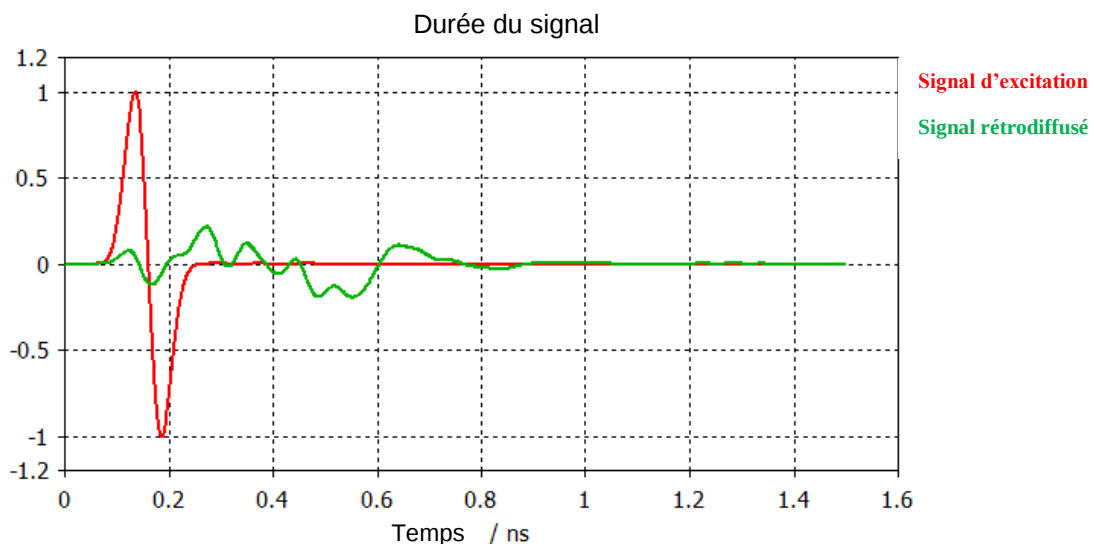


Figure IV.12: L'excitation (rouge) et le signal rétrodiffusé (vert) à une position de l'antenne.

IV.3.2 Résultats et analyse

Afin de montrer l'efficacité de l'algorithme proposé, nous avons réalisé des simulations avec et sans bruits.

IV.3.2.1 Résultats sans la présence de bruit

A des fins d'analyse, trois simulations avec des tumeurs de différentes tailles, positions et nombre ont été considérées. L'antenne étant miniature, nous avons donc opté pour trois configurations circulaires concernant ses positions : 8 positions paires, 8 positions impaires (figure IV.11 (a) et (b)) et 16 positions.

Dans les premières simulations, une tumeur sphérique avec un diamètre de 2 mm a été insérée dans le sein fantôme. Au cours de ces simulations et en fonctions de l'emplacement de l'antenne et du nombre de positions, trois différentes configurations de réseaux synthétiques, ont été formés, à savoir: 8-pair, 8-impair, et 16 positions. Les images résultantes de chaque configuration sont données respectivement dans les figures IV.13 (a), (b) et (c). Sur ces figures, les lignes circulaires continues représentent la peau englobant le sein et à l'intérieur, la graisse. Le cercle en pointillés représente le contour de la tumeur et les étoiles (au nombre de 8 ou de 16) autour de la poitrine symbolisent les positions prédéfinies de l'antenne.

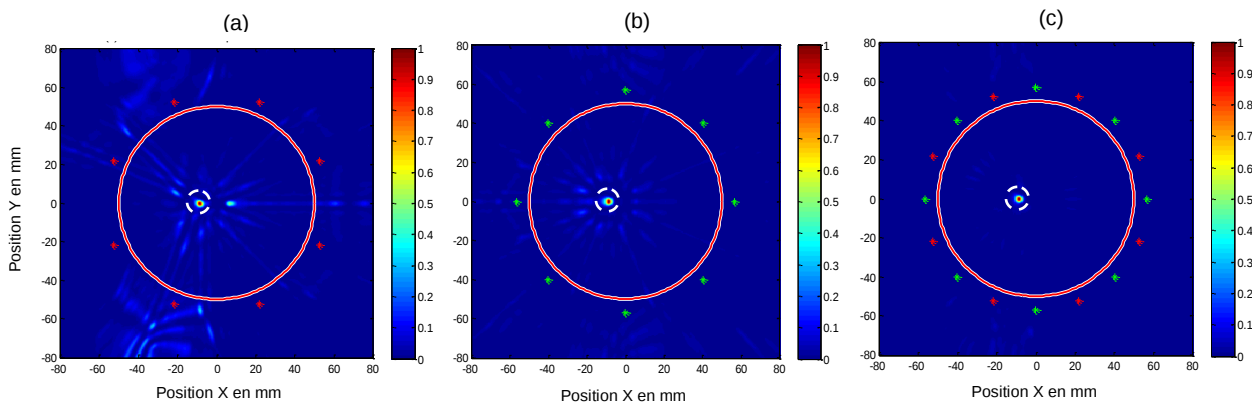


Figure IV.13: Tumeur de 1 mm de rayon dans le sein. (a) image résultat à partir de 8 positions pairs de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, (c) image résultat de 16 positions de l'antenne.

D'après les résultats obtenus, nous remarquons qu'avec la diminution du nombre de positions de l'antenne, les artefacts augmentent. Le résultat pour le réseau synthétique avec 16 positions semble plus clair que ceux avec 8 positions.

Il est clair qu'en figure IV.13 (c), les caractéristiques importantes de la cible sont reconstruites avec précision. En outre, la position générale, la forme et la taille de la tumeur se distinguent clairement. Ceci montre l'importance du choix du nombre et de la configuration des positions de l'antenne.

Dans la simulation suivante, nous avons modifié la position de la tumeur. Nous avons appliqué deux configurations de réseaux (16 et 8 positions impaires de l'antenne). Les images obtenues sont données respectivement sur la figure IV.14 (a) et la figure IV.14 (b). Comme on peut le constater, les deux images contiennent des artefacts. Ceci est dû à la position de la cible qui n'est pas sur l'axe des positions de l'antenne. Dans ce cas et en général, en présence de ces interférences, nous avons introduit un algorithme de post-traitement sur la base d'une simple intersection des images décrites comme suit:

L'algorithme de suppression des artéfacts est basé sur le produit, pixel par pixel, des matrices des images, issues de différentes configurations. Par exemple, l'image résultante des 8 positions impaires sera représentée par la matrice $A(i, j)$ et l'image résultante des 16 positions est représentée par $B(i, j)$. L'image finale sera représentée par $C(i, j)$ (éq. IV.1).

$$C(i, j) = [A(i, j) \times B(i, j)]^p \quad (IV.1)$$

où "i" est le n° de la ligne d'un pixel and "j" sa colonne.

L'algorithme est basé sur la multiplication des intensités de pixels des différentes images. Ce produit nous a permis de garder les intensités des pixels persistants dans les deux images IV.14 (a) et (b). Les autres intensités ont été réduites, voire éliminées en particulier en augmentant cela par une certaine puissance p. La valeur p est supérieur à 1.

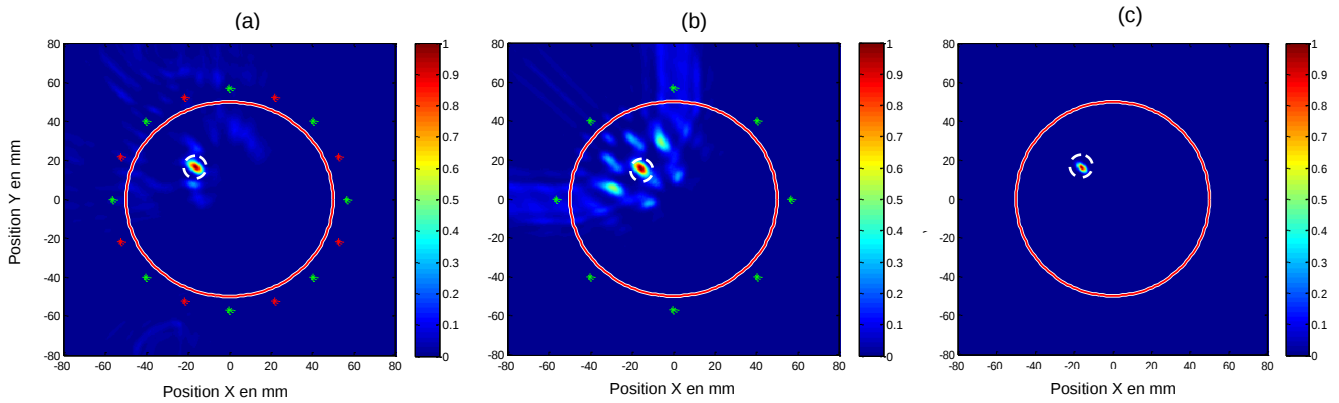


Figure IV.14: Position latérale de la tumeur: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, le résultat (c) d'intersection d'images dans (a) et (b).

Dans la troisième simulation, nous avons introduit deux tumeurs dans le modèle du sein. Les tumeurs ont toutes les deux un diamètre de 10 mm. Les images obtenues à partir des configurations (16 et 8 positions impaires de l'antenne) sont montrées dans la figure IV.15 (a) et (b). Nous notons qu'il y a une grande quantité d'artefacts dus à des réflexions mutuelles entre les deux tumeurs. Afin de supprimer ces interférences, nous avons appliqué le même algorithme décrit dans la section ci-dessus. A partir de l'intersection des images de la figure IV.15 (a) et (b), nous obtenons une image (Figure IV.15 (c)) avec moins d'artefacts permettant une meilleure détection des deux tumeurs. Le fait que les artefacts générés dans les deux configurations ne sont pas les mêmes, l'application de l'algorithme d'intersection supprime la majorité d'entre eux. Il est clair d'après la figure IV.15 (c), que les caractéristiques

importantes des deux cibles sont reconstruites. En outre, les positions des deux tumeurs se distinguent nettement.

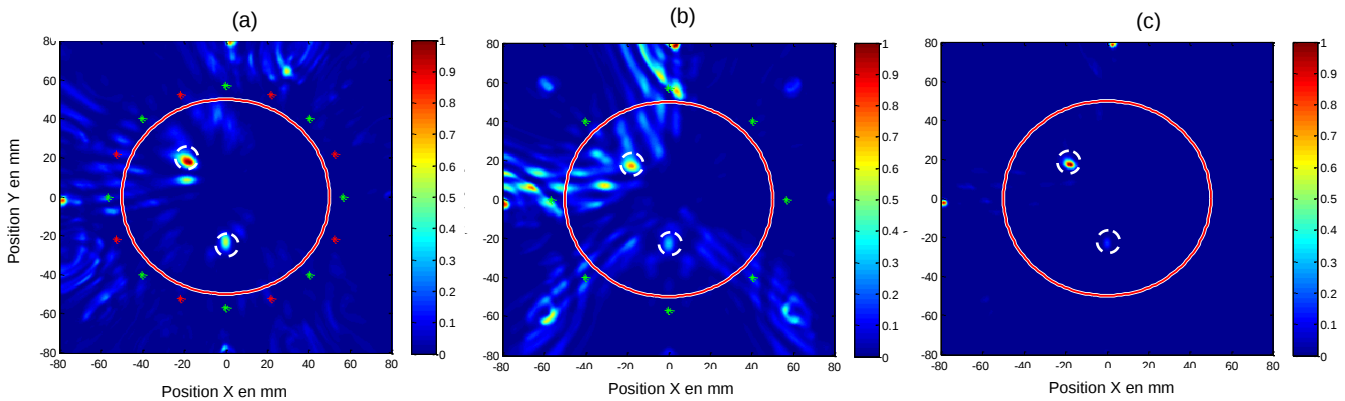


Figure IV.15: Deux tumeurs dans le sein: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne (c) image résultat de l'intersection des images en (a) et (b).

On peut noter que, si cet algorithme est appliqué à plusieurs images issues de configurations distinctes, cela permet d'obtenir de meilleurs résultats.

IV.3.2.2 Résultats en présence du bruit

Afin de mieux montrer l'efficacité de l'algorithme proposé, nous ajoutons du bruit dans tous les signaux reçus avant de créer l'image. Pour cela, deux simulations ont été réalisées afin d'étudier la performance de cette technique. Dans ces simulations, nous avons ajouté un "bruit blanc gaussien" avec une variance SNR ("Signal-to-Noise Ratio" ou Rapport Signal sur Bruit). Nous avons constaté que la valeur minimale de SNR supérieur ou égal à 40 dB n'affecte pas en totalité la localisation de l'objet.

Dans la première simulation (figures IV.16 (a) et (b)), on peut voir qu'il est presque impossible de distinguer l'objet cible réelle, parce que ces images contiennent des artefacts. Cependant, en appliquant notre algorithme à ces images, nous avons réussi avec succès et clairement à identifier l'objet cible (la tumeur) (figure IV.16 (c)).

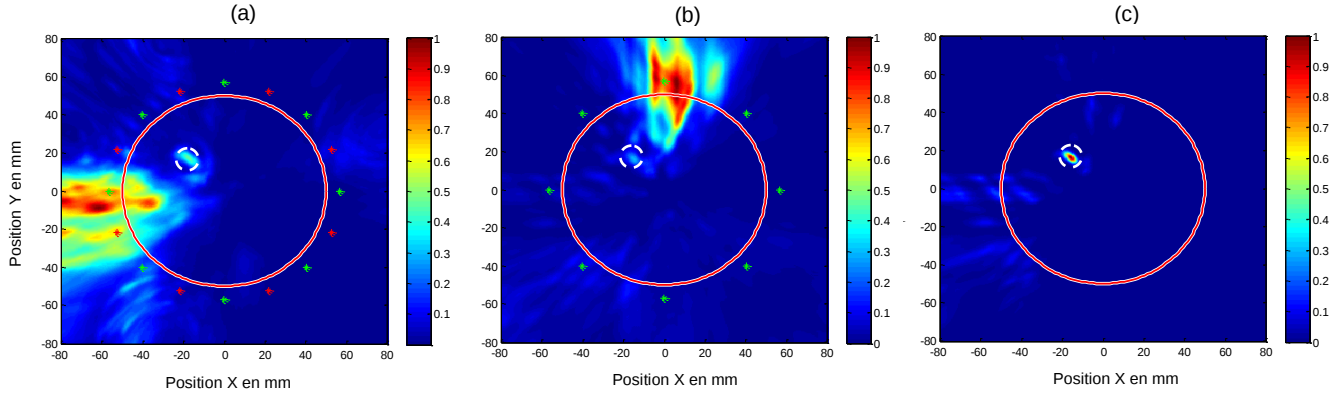


Figure IV.16: Une position latérale de la tumeur en présence de bruit: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, (c) Résultat d'intersection des images en (a) et (b).

Dans la deuxième simulation, le bruit introduit plus d'artefacts qui inhibent presque complètement la cible (figure IV.17 (a) et (b)). Cependant, en appliquant notre algorithme d'intersection, les tumeurs sont bien localisées et la majorité des artefacts sont éliminées (figure IV.17 (c)). A partir de ces simulations, nous avons démontré que l'algorithme proposé est très efficace pour la résolution des distorsions aléatoires dans les images dues à la présence de bruit.

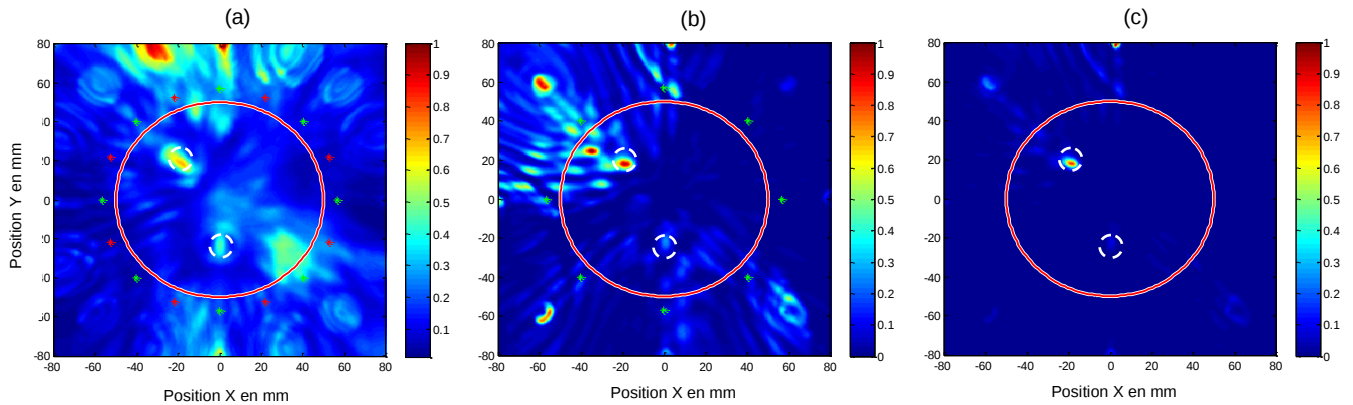


Figure IV.17: Deux tumeurs du sein en présence de bruit: (a) image résultat à partir de 16 positions de l'antenne, (b) image résultat à partir de 8 positions impaires de l'antenne, (c) Résultat de l'intersection des images en (a) et (b).

IV.4 Etude comparative

A titre de comparaison entre les deux algorithmes utilisés pour l'imagerie micro-onde, nous avons essayé de faire la détection de deux tumeurs. Pour cela, nous avons pris le même modèle de simulation tout en insérant deux tumeurs (figure IV.18.a.). Une configuration circulaire est utilisée pour le cas de l'algorithme DASI et plane pour le BP. Les figures IV.18.b et IV.18.c représentent les images obtenues respectivement par les algorithmes DASI et BP. L'image obtenue avec l'algorithme DASI est relativement nette, cependant en utilisant

le BP, on remarque la présence des bruits entourant les tumeurs, de même l'apparition de certains artéfacts, avec un léger décalage de la position exacte.

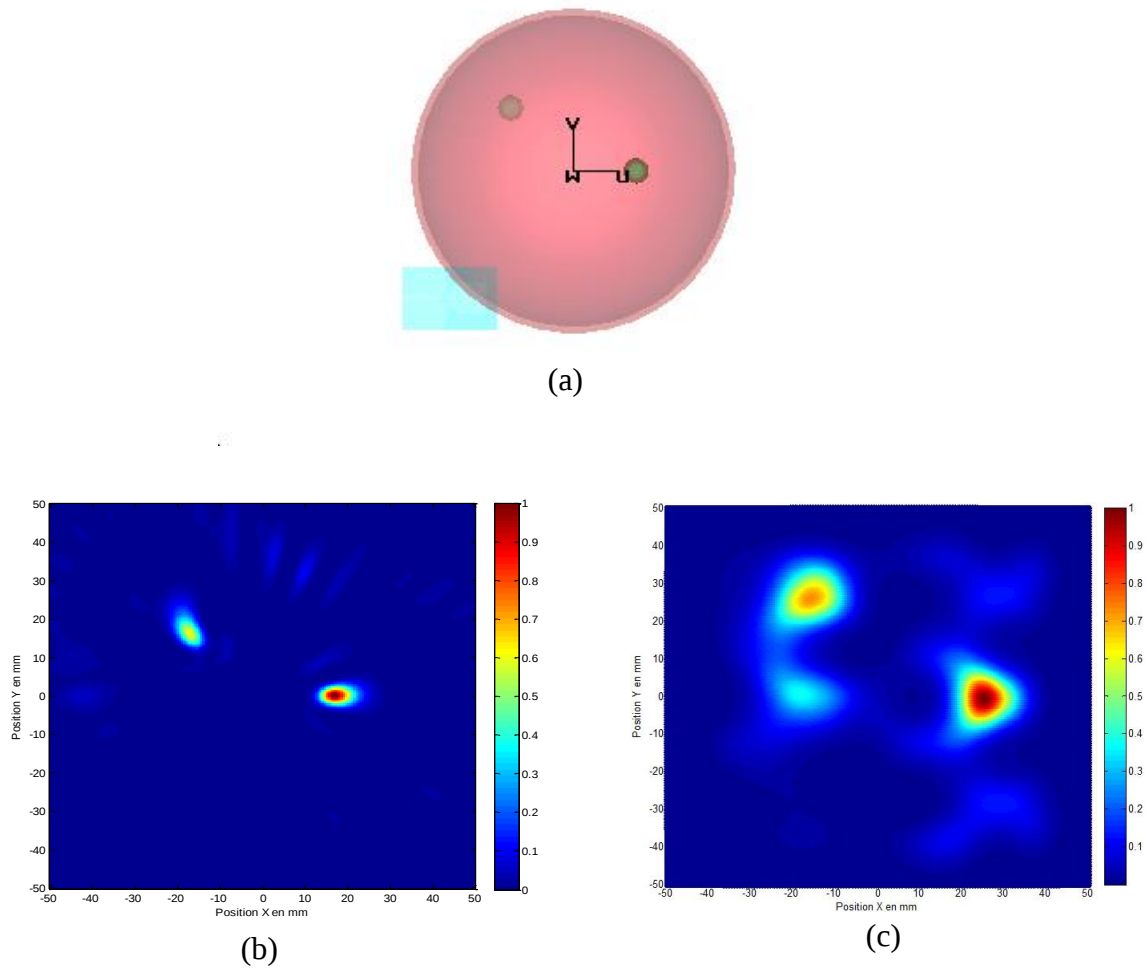


Figure IV.18: Deux tumeurs dans le sein: (a) Modèle sous CST (b) image résultat à partir l’algorithme DASI, (c) image résultat à partir de l’algorithme BP

Dans ce qui suit, nous résumons dans le tableau IV.3, les avantages et inconvénients de ces deux algorithmes utilisés.

TABLEAU IV.3 : ETUDE COMPARATIVE ENTRE LES DEUX ALGORITHMES UTILISES

	Avantages	Inconvénients
DASI	▪ Image très nette ▪ Possibilité d'avoir un bon résultat avec 03 tumeurs ▪ Détection de tumeur très petite (01 mm) de rayon ▪ Nombre d'antennes (16) suffisant pour détecter des tumeurs très petites ou une multitude de tumeurs ▪ Bande de Fréquences (4-5GHz) suffisante et applicable quelque soit la configuration et le nombre de tumeurs	▪ Temps d'exécution assez long (~5 minutes)
BP	▪ Temps d'exécution court pour la génération de l'image (quelques secondes)	▪ Configuration non appropriée pour un modèle de sein de forme sphérique ▪ Nécessite un grand nombre d'antennes → Temps de balayage (simulation) très long (~ 4 heures) ▪ Taille de tumeur précoce : jusqu'à 02 mm de rayon. Cela dépend aussi de la position de la tumeur (centrée ou latérale), (superficielle ou profonde). ▪ Cas de 02 tumeurs : Relativement lisible avec apparition d'artéfacts (faux positif) ainsi empêchant la détection des 2 tumeurs en même temps

IV.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans un premier temps, les résultats concernant la détection et la localisation des tumeurs dans des milieux homogènes, représentant un sein en utilisant : l'algorithme d'imagerie de rétroprojection. Les résultats obtenus sont très encourageants et montrent le bien fondé de la technique d'imagerie utilisée en terme de localisation de plusieurs tumeurs à la fois et des tumeurs de petite taille (rayon de 2mm) .

Dans un deuxième temps, nous avons montré que l'approche proposée (DASI et post-traitement des algorithmes de reconstruction d'image) est très efficace pour détecter et

localiser les tumeurs du sein en deux dimensions. Nous avons démontré la faisabilité et la fiabilité dans la détection d'une tumeur aussi petite que 2 mm de diamètre. Nous avons également montré qu'en augmentant le nombre de positions d'antenne, la détection est plus précise. Enfin, un algorithme permettant de filtrer les images, d'artéfacts indésirables, basé sur l'intersection a été appliqué pour améliorer la qualité de l'image. De plus, nous avons démontré l'efficacité de cet algorithme dans le cas de présence de bruits de différents SNR. Enfin, nous sommes entrain de mener des expériences réelles et les premiers résultats semblent confirmer nos données de simulation.

Références Chapitre IV

- [1] M. Brown, F. Houn, E. Sickles and L. Kessler, "Screening mammography in community practice." Amer. J. of Roentgen., vol. 165, pp. 1373–1377, 1995.
- [2] P-T. Huynh, A-M. Jarolimek and S. Daye, "The false-negative mammogram", Radiographics, vol. 18, no. 5, pp. 1137–1154, 1998.
- [3] Xie, Y.; Guo, B.; Xu, L.; Li, J. and Stoica, P.; 2006; "Multi-static adaptive microwave imaging for early breast cancer detection". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 53, pp. 1647-1657.
- [4] Kirshin, E.; Zhu, G. K.; Popovich, M. and Coates, M.; April 2011; "Evaluation of the mono-static microwave radar algorithms for breast imaging," in Proceedings of the 5th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP '11), pp. 881–885, Rome, Italy.
- [5] Meaney, P. M.; Fanning, M. W.; Li, D.; et al.; Nov. 2000; "A clinical prototype for active microwave imaging of the breast." IEEE Trans. Microwave Theory Tech., Vol. 48, No. 11, 1841-1853.
- [6] Meaney, P. M.; Fanning, M. W.; Raynolds, T. et al.; 2007; "Initial clinical experience with microwave breast imaging in women with normal mammography". Academic Radiology, Vol. 14, No. 2, 207-218.
- [7] Baran , A.; Kurrant, D. J.; Zakaria, A.; Fear, E. C. and LoVetri, J.; 2014; "Breast imaging using microwave tomography with radar-based tissue-regions estimation," Progress In Electromagnetics Research, Vol. 149, 161-171.
- [8] Kruger, R. A.; Miller, K. D.; Reynolds, H. E. et al.; 2000; "Breast cancer in vivo: Contrast enhancement with thermoacoustic CT at 434 MHz - Feasibility study". Radiology, Vol. 216, No. 1, 279-283.
- [9] P. H. Withington, H. Fluhler, and S. Nag, "Enhancing homeland security with advanced UWB sensors", IEEE Microw. Mag., pp 51-58, Vol .4, 2003.

- [10] Seladji, N. ; Marouf, F.Z. ; Merad, L. et al.; 2012; “Antenne microruban miniature Ultra Large Bande ULB pour imagerie microonde.” Proceedings of the Congrès Méditerranéen des Télécommunications, CMT'12, pp 21-25, March 22-24; Fès, Morocco.
- [11] Y. Wang, and A. E. Fathy, “Micro-Doppler signatures for intelligent human gait recognition using a UWB impulse radar,” in IEEE AP-S Int. Symp. Antennas and Propag., Spokane, WA, Jul. 2011.
- [12] N-F. Boyd, L-J. Martin, M. Bronskill, M-J. Yaffe, N. Duric and S. Minkin, “Breast Tissue Composition and Susceptibility to Breast Cancer”, Jnl of National Cancer Institute, Vol. 102, n° 16, pp. 1224-1237, 2010.
- [13] Breast Tissue Composition and Its Dependence on Demographic Risk Factors for Breast Cancer: Non-Invasive Assessment by Time Domain Diffuse Optical Spectroscopy
- [14] Alshehri, S. A.; and Khatun,S.; 2009; “UWB imaging for breast cancer detection using neural network”. Progress In Electromagnetics Research C, Vol. 7, pp 79–93.

Conclusion Générale

L'objectif de cette thèse était la détection et la reconstruction de formes d'objets en utilisant la technique radar dans un contexte d'imagerie micro-onde. L'accent a davantage été mis sur les aspects algorithmiques, plus précisément sur des alternatives envisageables pour reconstruire et améliorer les images obtenues. Comme applications, nous nous sommes penchés sur le dépistage précoce du cancer du sein, la vision à travers les murs et la détection des objets enfouis. L'utilisation du logiciel CST nous a permis de simuler la scène dans le cas de la vision à travers les murs et de modéliser un sein en tenant compte de l'ensemble des parties qui le constitue.

Dans un premier temps, nous avons présenté les différentes techniques d'imagerie micro-onde utilisées dans les systèmes modernes de détection et de localisation des objets. Par conséquent, un état de l'art et les challenges des diverses algorithmes adaptés pour de telles applications ont été énumérés. Puis, les principes d'un radar ULB ont été présentés et un tour d'horizon sur les différents radars utilisés dans l'imagerie micro-onde a été effectué.

Dans une deuxième étape, nous avons pu reconstruire les formes des objets cibles en utilisant deux algorithmes appropriés, à savoir : la technique confocale de rétro propagation et l'approche DASI (Delay and Sum Integration). Les résultats de simulation sont très encourageants et montre le bien fondé des deux approches utilisées. L'introduction d'un post-traitement nous a permis d'améliorer la qualité des images obtenues.

Les résultats encourageants obtenus lors de ces travaux de thèse ouvrent la voie à d'autres perspectives de recherche :

- Réalisation du système d'imagerie micro-onde pour la détection des objets étudiés,
- Extension à d'autres techniques d'imagerie micro-onde pour la détection et la localisation d'objets 3D.

PUBLICATIONS ET COMMUNICATIONS

Ces travaux de thèse ont été valorisés par la rédaction de trois (03) publications internationales et également par des papiers soumis dans divers événements scientifiques.

- Publications internationales

1. Sidi Mohammed Chouiti, Lotfi Merad, Sidi Mohammed Meriah, Xavier Raimundo & Abdelmalik Taleb-Ahmed. "An Efficient Image Reconstruction Method for Breast Cancer Detection using an Ultra-Wideband Microwave Imaging System". Electromagnetics (Francis and Taylor) 36:4, 225-235, DOI: 10.1080/02726343.2016.1158612 (2016)
Published online: 05 May 2016
2. Sidi Mohammed Chouiti, Lotfi Merad, Sidi Mohammed Meriah, Xavier Raimundo. "Microwave imaging of embedded object using an enhanced image reconstruction algorithm". Telecommunications and Radio Engineering (Begell House) 74:20, 1793-1801, DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v74.i20.30 (2015)
3. Sarra Taleb, Lotfi Merad, Sidi Mohammed Meriah, Sidi Mohammed Chouiti, Xavier Raimundo. "design and study of a new uwb microstrip antenna for microwave imaging". Telecommunications and Radio Engineering (Begell House) 74:18, 1605-1618, DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v74.i18.20 (2015)

- Conférences internationales

1. Sidi Mohammed CHOUITI, Lotfi MERAD, Sidi Mohammed MERIAH. "A Microwave Imaging Technique Implementation for Early Detection of Breast Tumors", 9th International Conference on Circuits, Systems, Signal and Telecommunications (CSST '15), Dubai, United Arab Emirates, February 22-24, 2015.
ISBN: 978-1-61804-271-2, 2015 Dubai.

- Conférences nationales

1. Sidi Mohammed CHOUITI, Lotfi MERAD, Sidi Mohammed MERIAH, Abdelmalik TALEB-AHMED. "Implémentation d'une technique d'imagerie confocale micro-onde pour la détection d'objets à travers un mur". 6ième séminaire sur les systèmes de détection: architectures et technologies (DAT'2014) du 17 au 19 Février 2014, Alger.

ANNEXE A : ANTENNE MICRO-RUBAN

Dans le cadre de notre travail, nous avons utilisé l'antenne ULB micro-ruban conçue par N. SELAIDJI. Dans ce qui suit, nous allons présenter les étapes de conception de cette antenne tout en montrant les résultats de simulation obtenus d'un point de vue, coefficient de réflexion, gain et impédance d'entrée ainsi que l'antenne réalisée et une comparaison entre les coefficients de réflexion simulé et mesuré.

A.1 Conception de l'antenne

La géométrie de l'antenne micro-ruban étudiée est présentée sur la figure A.1. L'antenne est un patch rectangulaire qui a subi un certain nombre de modifications afin de pallier à la limitation de sa bande passante, étroite à l'origine.

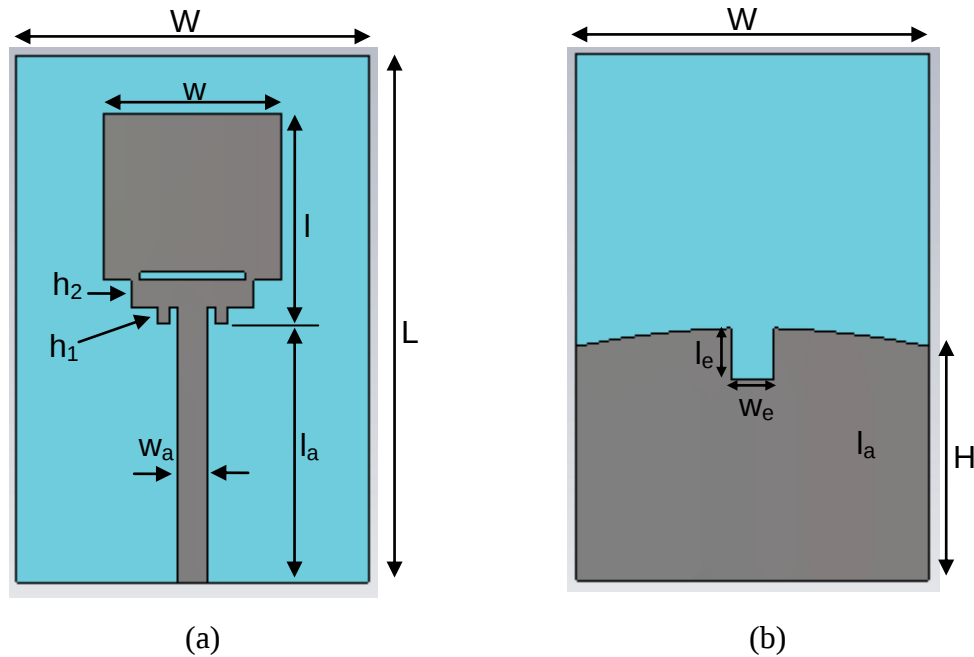


Figure A.1: Géométrie de la structure (a) Face supérieure (b) Face inférieure

Le patch ($l=12\text{mm}$, $w=10\text{mm}$) est réalisé sur un substrat de type FR-4 (permittivité diélectrique $\epsilon_r = 3.34$, épaisseur $h=0.794\text{mm}$) et de dimensions $L=30\text{mm}$ et $W=25\text{mm}$. Une fente rectangulaire est insérée sur l'élément rayonnant ($0.5 \times 6 \text{ mm}^2$) assurant sa miniaturisation. Ce dernier est alimenté par ligne micro-ruban de largeur w_a égale à 1.8 mm afin de l'adapter à une alimentation à 50 Ohm .

Une progression en marches d'escaliers entre l'alimentation et l'antenne permet une meilleure adaptation et l'apparition de nouvelles résonances. La largeur des marches est de 1.5mm, leurs hauteurs respectives sont $h_1 = 1\text{mm}$ et $h_2 = 1.5\text{mm}$. La longueur l_a de la ligne d'alimentation, ainsi que la largeur des encoches à l'entrée du patch ont été optimisées grâce au logiciel de simulation CST, afin d'obtenir une meilleure adaptation.

Un plan de masse partiel, semi-circulaire, auquel une encoche est insérée, est imprimé sur la surface inférieure du substrat. Sa hauteur H est de 13.2mm, il est de même largeur que le substrat (25mm). La courbure du plan de masse est obtenue par un arc dont le rayon R est de 48.2 mm. L'encoche a pour dimensions $l_e = 3\text{mm}$ et $w_e = 2.4\text{mm}$.

A.2. Résultats de simulation

La figure A.2 illustre le coefficient de réflexion de l'antenne utilisée en fonction de la fréquence pour un plan de masse avec encoche (en rouge) et sans encoche (en vert). Ce résultat nous montre la présence de résonances aux fréquences 4.03 GHz, 7.58 GHz et 10.15 GHz avec des niveaux du paramètre S_{11} de -31dB, -29.3 dB et -35 dB respectivement.

La bande passante en impédance, mesurée à -10 dB, s'étale de 3.55 GHz à 11.17 GHz, soit une largeur de 7.62 GHz.

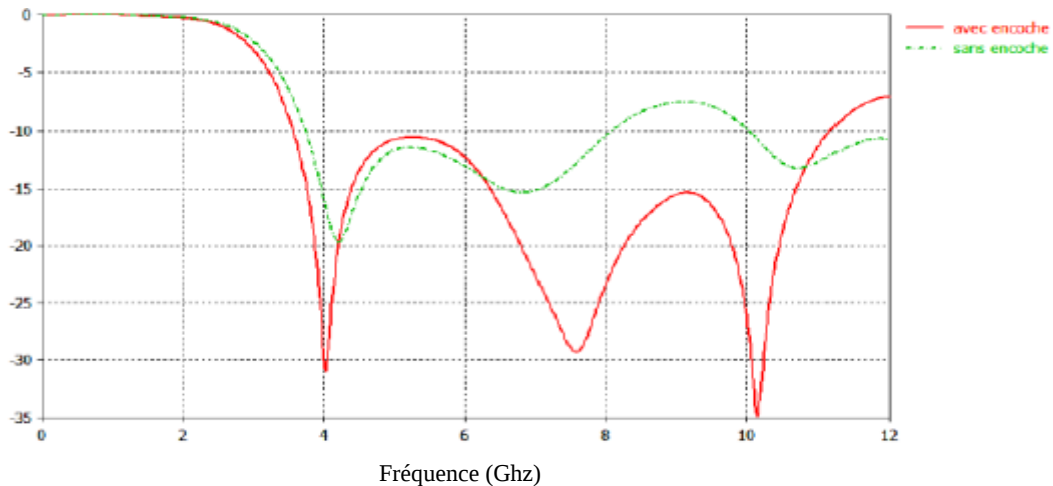


Figure A.2 : Coefficient de réflexion simulé S_{11} en fonction de la fréquence pour un plan de masse avec et sans encoche

La figure A.3 représente la variation de l'impédance d'entrée de l'antenne en fonction de la fréquence. Nous observons une assez bonne adaptation d'impédance qui varie autour de 50 Ohm sur toute la bande passante (entre 80 Ohm et 38 Ohm).

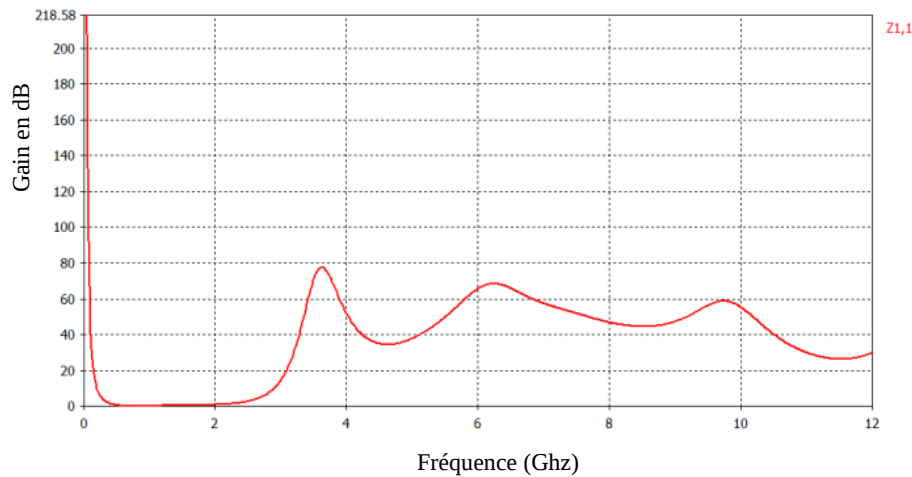


Figure A.3 : Variation de l'impédance d'entrée de l'antenne en fonction de la fréquence

La figure A.4 nous donne la variation du gain de l'antenne utilisée en fonction de la fréquence. Il se trouve être entre 2 et 4.1dBi sur la bande de fréquence qui nous intéresse, qui est [3.1-10.6GHz]. Cette limitation du gain pourrait être améliorée par une éventuelle mise en réseau de l'antenne.

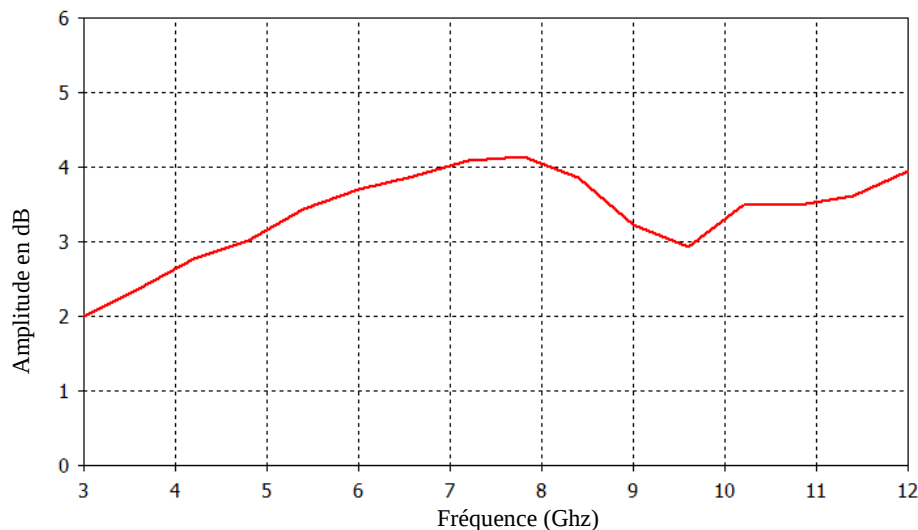


Figure A.4 : Variation du gain de l'antenne en fonction de la fréquence

Cette antenne a été réalisée à l'IRSEEM de l'ESIGELEC de Rouen en France (Figure A.5).

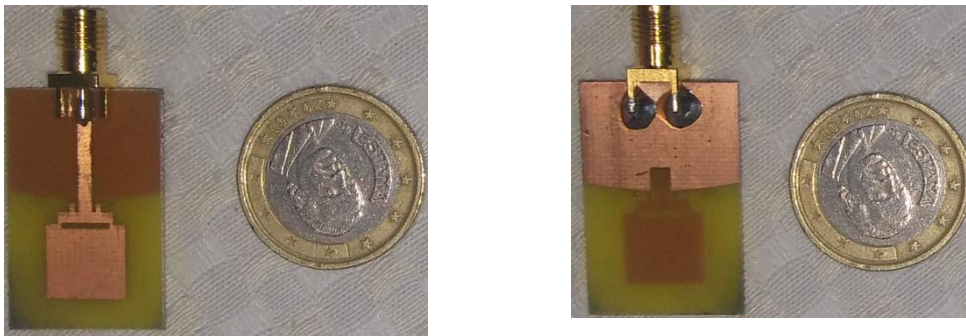


Figure A.5: Antenne réalisée (a) Face supérieure (b) Face inférieure

A.3. Comparaison des coefficients de réflexion simulé et mesuré

La figure A.6 permet de vérifier la correspondance entre les coefficients de réflexion (S_{11}) simulé et mesuré de l'antenne micro-ruban et de confirmer la validité de nos simulations.

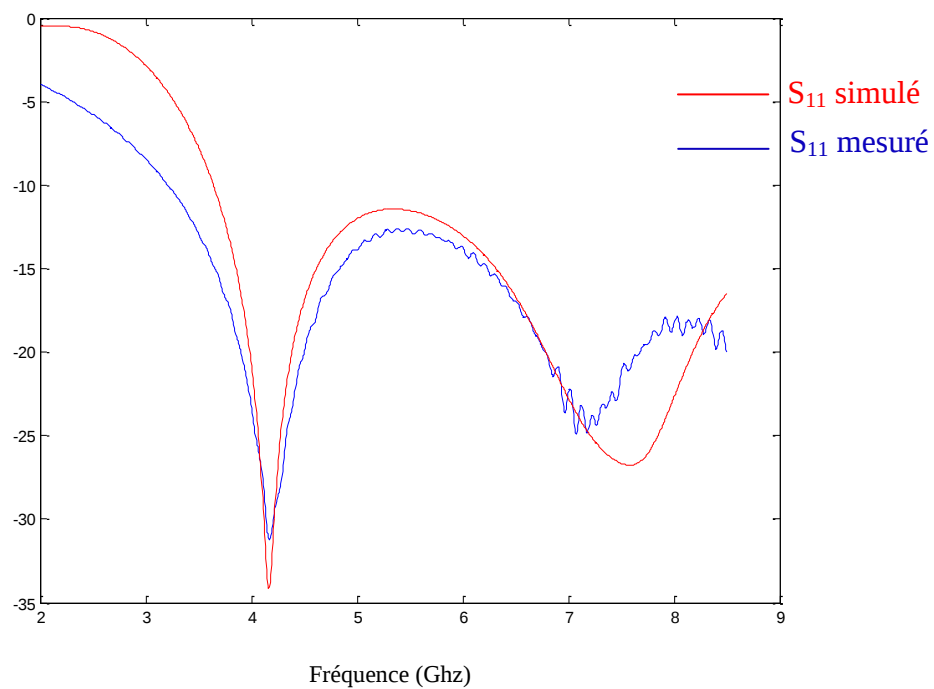


Figure A.6 : Comparaison des coefficients de réflexion (S_{11}) simulé et mesuré