



HAL
open science

Localisation de cible en sonar actif

Alexis Mours

► **To cite this version:**

Alexis Mours. Localisation de cible en sonar actif. Traitement du signal et de l'image [eess.SP].
Université Grenoble - Alpes, 2017. Français. NNT: . tel-01456797v1

HAL Id: tel-01456797

<https://theses.hal.science/tel-01456797v1>

Submitted on 6 Feb 2017 (v1), last revised 27 Feb 2018 (v2)

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

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

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Océan, Atmosphère, Hydrologie**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par
Alexis MOURS

Thèse dirigée par **Jérôme MARS** et
codirigée par **Nicolas JOSSO** et **Cornel IOANA**

préparée au sein du
Grenoble Images Paroles Signal Automatique
(GIPSA-Lab)
dans l'école doctorale **Terre, Univers, Environnement**
(TUE)

Localisation de cible en sonar actif

Thèse soutenue publiquement le **20 Janvier 2017**,
devant le jury composé de :

Philippe ROUX

Directeur de recherche, IsTerre, CNRS, Président

Pascal LARZABAL

Professeur, SATIE, ENS Cachan, Rapporteur

Barbara NICOLAS

Chargé de recherche, Créatis, INSA Lyon, CNRS, Rapporteur

Dominique FATTACCIOLI

Expert acoustique sous-marine, DGA TN, Examineur

Jérôme MARS

Professeur, Gipsa-Lab, Directeur de thèse

Nicolas JOSSO

Ingénieur d'études, Thales Underwater Systems, Co-directeur

Cornel IOANA

Maître de conférences, Grenoble-INP, Encadrant, Encadrant Invité

Laurent DERUAZ

Ingénieur d'études, Thales Underwater Systems, Encadrant Invité

Julien BONNEL

Maître de Conférence de l'ENSTA Bretagne, Lab-STICC, Invité



UNIVERSITÉ DE GRENOBLE ALPES
ÉCOLE DOCTORALE TUE
Terre, Univers, Environnement

THÈSE

pour obtenir le titre de

docteur en sciences

de l'Université de GRENOBLE ALPES
Mention : Océan, Atmosphère, Hydrologie

Présentée et soutenue par

Alexis MOURS

Localisation de cible en sonar actif

Thèse dirigée par Jérôme MARS

préparée au laboratoire Grenoble Images Paroles Signal Automatique
(GIPSA-Lab)

soutenue le 20 Janvier 2017

Jury :

<i>Président :</i>	Philippe ROUX	- IsTerre
<i>Rapporteurs :</i>	Barbara NICOLAS	- Créatis
	Pascal LARZABAL	- SATIE
<i>Examineur :</i>	Dominique FATTACCIOLI	- DGA Techniques Navales
<i>Directeur :</i>	Jérôme I. MARS	- GIPSA-Lab
<i>Co-Directeur :</i>	Nicolas JOSSO	- Thales Underwater Systems
<i>Encadrants invités :</i>	Laurent DERUAZ	- Thales Underwater Systems
	Cornel IOANA	- Grenoble-INP
<i>Invité :</i>	Julien BONNEL	- Lab-STICC

Remerciements

J'aimerais remercier les membres de mon jury de thèse : les rapporteurs M. Pascal Larzabal et Mme Barbara Nicolas, le président M. Philippe Roux, et les examinateurs M. Dominique Fattaccioli et M. Julien Bonnel, qui m'ont accordé du temps afin d'évaluer mes travaux de thèse.

Mes plus grands remerciements sont adressés à mes deux directeurs de thèses Jérôme Mars et Nicolas Josso, qui se sont beaucoup investis pendant ces trois années de thèse que ce soit à Grenoble ou bien à Sophia-Antipolis. Merci Jérôme pour tes qualités d'organisation, tes conseils, ton investissement et ton savant mélange de bonne humeur et de sérieux qui font qu'une thèse se déroule bien. Je remercie aussi l'enseignant, car c'est grâce à tes cours sur l'acoustique sous-marine et sur le temps-fréquence que tu m'as donnée envie de faire de la recherche et de travailler avec toi. Merci Nicolas pour ton investissement en tant que directeur, collègue et ami pendant ces trois années que ce soit à Sophia ou bien à Sydney. J'ai beaucoup apprécié les moments que l'on a passé ensemble à discuter sonar ou bien de toute autre chose (génépi). Tu es une personne formidable, qui s'entend avec tout le monde, alors j'espère qu'on restera en contact.

Je remercie aussi mon codirecteur de thèse Cornel Ioana qui a aussi été un des mes enseignants en école d'ingénieur et mon directeur de stage de fin d'étude. Je te remercie de m'avoir proposé cette thèse à la fin de mon stage. Je remercie aussi mes autres encadrants à Thales, Laurent pour les bornes de Cramer-Rao, Serge et Yves pour leur encadrement, Xavier pour ses connaissances infinies en acoustiques sous-marines, qui ont suivi et participé à cette thèse.

Je voudrais aussi remercier tous les personnes que j'ai rencontré au laboratoire, notamment : les Sicoms de ma génération, Taia (qui joue à la coinche comme personne d'autre) et Lucas (qui me comprends lorsque Taia nous démontre qu'il aurait du gagner une partie de coinche), mon cobureau et coloc Jérémy pour son initiation à Hearthstone, Tim pour sa joie de vivre, Cindy pour la chasse aux champignons, TimTim pour notre sortie de ski de rando nocturne, Florian pour ta personnalité hors-norme, Raphaël pour tes conseils informatiques, Thibault et Manu futurs collègues Suisses, Thomas pour nos discussions sur l'acoustique, Guillaume, Céline, Arnaud, Rémy, Quentin, Miguel, Maël, Maëlle, Ion, Téodor, Marc, Alexandre, Marielle, Marion, Pierre, Emmanuelle et tous les autres docteurs ou doctorants du laboratoire que j'aurais oublié.

Je voudrais aussi remercier tous les personnes que j'ai rencontré à TUS : Pedro pour ses situations improbables en France, Gaultier pour nos séances de squash, Oscar pour avoir laissé dormir son Papa, the Angel and the Devil, Caroline pour notre passion commune du Volley, Hadrien pour notre passion commune de g33k, Cyril pour nos randonnées, ta passion pour la montagne, Rémito pour ta participation à mes travaux de thèses et ta passion du chant, Gilles pour nos discussions scientifiques, Marie pour ta gentillesse, Benoit pour nos séances de blocs, Guillaume pour notre passion de la myrthe, Anthony pour le WTPC et le tournoi de foot, et pour toutes les autres personnes de GSS que j'aurais oublié.

Enfin je remercie mes meilleurs amis Thomas, Louise, Frédéric, Alexandre, Clément pour tous nos bon moments passés ensemble au Copains d'abord, Sam pour notre passion de la grimpe, ainsi que ma famille à Lyon et en Allemagne, mes parents, ma soeur Fanny et ma chérie Marie pour leurs soutiens permanents.

Table des matières

Introduction	1
1 Les ondes acoustiques	5
1.1 Introduction	7
1.2 Propagation du son en milieu marin	12
1.3 Propagation par rayon acoustique	14
1.4 Modélisation du signal	19
1.5 Conclusions	27
2 Traitement du signal et Traitement de l'information	31
2.1 Introduction	32
2.2 Traitement du signal	32
2.3 Traitement de l'information	66
2.4 Conclusions	74
3 Bornes de Cramer-Rao et Localisation de cible en sonar actif	77
3.1 Bornes de Cramer-Rao	79
3.2 Estimation conjointe de la distance et de l'immersion d'une cible avec une antenne surfacique	94
3.3 Application à une antenne linéaire remorquée (ALR)	125
3.4 Conclusions	136
4 Applications en cuve expérimentale	139
4.1 Plateforme expérimentale	140
4.2 Localisation de la cible	149
4.3 Estimation du vecteur vitesse d'une cible en mouvement	154
4.4 Conclusions	159
5 Application sur signaux réels	161

Conclusions et perspectives	163
A Calcul des dérivées partielles pour les bornes de Cramer-Rao	167
A.1 Théorème des fonctions implicites	167
A.2 Système d'équations des rayons propres dans un profil de célérité bilinéaire	168
A.3 Dérivées partielles de T en fonction de G et H	169
A.4 Calcul des dérivées partielles de G et H	170
Bibliographie	173

Introduction

L'océan recouvre plus de 70 % de la surface de notre planète et joue un rôle crucial pour l'humanité. Il participe à l'absorption du dioxyde de carbone et représente donc un gigantesque réservoir pour ralentir le réchauffement climatique [Metz05]. Cependant, la pollution humaine dépasse la résilience des océans [Sarmiento98]. L'océan représente aussi une immense biodiversité marine, qui doit être préservée et protégée afin de ne pas créer un déséquilibre des écosystèmes. En raison de la mondialisation et de la surconsommation, on constate que la faune et la flore sous-marine sont polluées physiquement par les micro-déchets plastiques qui forment des gyres océaniques [Law10], aussi appelés le 7^{ème} continent à cause de sa taille. Mais la pollution provient également des activités sonores anthropiques qui deviennent de plus en plus importantes [Board05, Richardson13, Leportois16].

La connaissance approfondie de l'environnement naturel constitue actuellement un enjeu majeur car elle contribue à apporter des réponses adéquates aux problèmes globaux de l'humanité comme la protection des écosystèmes [Dir08], l'utilisation judicieuse des ressources naturelles, la gestion de l'impact de l'activité humaine sur les milieux naturels [Lammers08], l'identification et le contrôle de nouvelles sources d'énergie, etc. Très récemment a été créée en Antarctique la plus grande aire marine protégée de la planète (1,5 million de km²) afin de protéger l'abondante biodiversité qui n'est pas encore touchée par la surpêche, mais également, afin de contribuer à développer la résilience de l'océan face au changement climatique. En Europe, la Commission Européenne a adopté la Directive-Cadre Stratégie pour le Milieu Marin le 17 Juin 2008 (DCSMM) [Dir08] afin de prendre les mesures nécessaires pour réduire les impacts des activités sur ce milieu et afin de réaliser ou de maintenir un bon état écologique du milieu marin au plus tard en 2020.

Concernant le milieu marin, la motivation pour obtenir cette connaissance est l'augmentation des activités humaines [Board05, Richardson13, Leportois16] (navigation, transport, exploitation de ressources, tourisme) qui, pour des raisons écologiques, implique l'analyse de l'impact de ces activités sur la faune sous-marine, très riche en région côtière [André03]. Une autre raison est constituée par les activités militaires, qui se déroulent de plus en plus en zones côtières, et qui peuvent interférer avec la faune sous-marine [Cressey08]. Typiquement, les systèmes sonar utilisant des bandes spectrales proches des sonars biologiques des mammifères marins, interfèrent avec ces derniers et peuvent créer des dégâts irréversibles à fort impact écologique [Freydis].

Ainsi, la connaissance de l'environnement constitue le moyen principal pour éviter les interférences néfastes entre le milieu naturel et les actions industrielles et militaires déroulées en zones côtières. Un moyen efficace pour la construction de cette connaissance repose sur l'analyse des signaux issus du milieu naturel étudié. Il peut s'agir des systèmes de traitement actif (les observations sont obtenues par le biais des signaux d'investigation) et/ou passif (les observations sont générées par les phénomènes naturels caractérisant le milieu).

Une autre difficulté, spécifique à l'acoustique sous-marine, est le caractère non linéaire du milieu de propagation des ondes acoustiques. En effet, lorsque le profil de célérité du milieu le permet, une onde peut se propager par plusieurs chemins acoustiques. Alors que les multi-trajets sont considérés comme un facteur perturbateur par les systèmes sonar actuels, ils seront le point clé des approches que nous proposons dans ces travaux de thèse. En effet, les multi-trajets permettent d'observer la cible avec plusieurs points de vue. Cette diversité d'information contenue dans le signal reçu peut donc être extraite afin d'aider à la classification d'une cible.

Dans ce contexte, nous nous intéressons dans cette thèse à l'utilisation des moyens acoustiques actifs pour la classification de cibles immergées telles que les mammifères marins ou les sous-marins situés dans la région d'action du sonar. Après la détection de la présence d'une cible, la question qui se pose est de savoir quels sont les éléments qui vont permettre de classifier la cible. L'idée naturelle est d'analyser, de manière approfondie et à des niveaux de résolution élevés, les signaux sonar reçus de façon à pouvoir obtenir une éventuelle image de la cible. Les systèmes sonar actuels atteignent des niveaux de résolution très élevés en distance et en Doppler grâce à l'utilisation des signaux à large bande. Les produits bande-durée élevés permettent d'avoir de très bonnes performances de détection.

Contexte et Objectifs scientifiques

Le but de ce travail de thèse est de permettre la classification de cibles sous-marines en sonar actif. Notre travail de thèse se place dans un contexte de sonar actif avec des fréquences allant de 1 kHz à 10 kHz pour des distances de propagation allant de 1 km à plusieurs dizaines de kilomètres. Nous nous intéressons particulièrement aux environnements de propagation grands fonds, à l'utilisation des antennes industrielles comme les antennes de flancs, les antennes cylindriques et les antennes linéaires remorquées, et à l'utilisation des signaux large bande. En conditions réelles, le faible nombre de ping et donc d'échos de cible disponibles implique que la classification doit être réalisée à partir des informations disponibles sur un unique ping.

Dans ce contexte, nous souhaitons extraire toutes les informations disponibles dans le signal réfléchi par une cible afin de construire de nouveaux paramètres discriminants pour l'étape de classification. Actuellement, les paramètres pouvant être utilisés pour la discrimination de cible en sonar actif sont l'index de cible qui représente la quantité d'énergie renvoyée par une cible et la longueur apparente de l'écho qui donne une idée de la taille minimale de la cible. Nous avons dégagé deux nouveaux paramètres qui pourraient aider à la classification : l'immersion instantanée et le vecteur vitesse instantané.

Le travail présenté dans cette thèse est particulièrement axé sur l'estimation de l'immersion instantanée d'une cible, c'est à dire à partir d'un seul écho de cible. L'immersion permet de rapidement discriminer une cible en surface d'une cible immergée. A partir de la connaissance et des à priori sur les immersions des mammifères marins et des sous-marins, il serait alors possible, en plus des autres paramètres, d'utiliser l'immersion instantanée pour discriminer un sous-marin d'un mammifère marin. Dans un cadre opérationnel, l'estimation de l'immersion instantanée peut être vue comme une information stratégique supplémentaire et nouvelle lors de la prise de décisions.

Organisation du manuscrit

Le chapitre 1 et le chapitre 2 présentent une synthèse complète de la chaîne de traitement du sonar actif depuis la génération de l'onde acoustique dans l'eau jusqu'à la décision de l'opérateur sonar, en passant par les principaux traitements du signal.

Dans le **chapitre 1**, nous présentons brièvement l'histoire de l'acoustique sous-marine, le lien avec le sonar actif et le parcours du signal depuis l'onde émise dans l'eau jusqu'à la décision de l'opérateur sonar. La première partie du chapitre présente un rappel des notions élémentaires de

la **propagation des ondes acoustiques** dans le milieu marin, ainsi que la modélisation de la propagation par la **théorie des rayons**. Nous nous intéressons ensuite à la **modélisation du signal reçu** dans le cas d'une cible ponctuelle en sonar passif, puis d'une cible en mouvement. Nous étendons ensuite cette modélisation au cas du sonar actif puis au cas d'une cible étendue. Nous présentons aussi la différence entre le sonar passif et l'actif en introduisant notamment l'existence des trajets combinés dans le cas du sonar actif. Les modélisations du signal reçu seront ainsi utilisées dans la suite du manuscrit en fonction des hypothèses considérées.

Le **chapitre 2** présente la partie **traitement du signal** et la partie **traitement de l'information** de la chaîne du sonar actif. La première partie consiste à détailler toutes les étapes du bloc traitement du signal de la chaîne du sonar actif, qui ont été implémentées dans le cadre de ce travail de thèse. Nous présentons tout d'abord les pré-traitements, puis les traitements d'antennes avec la formation de voies conventionnelles, la formation de voies adaptatives, l'algorithme MUSIC, les techniques de lissage et la formation de voie sur voie. Le traitement cohérent est ensuite présenté en décrivant l'apport de la fonction d'ambiguïté large bande par rapport à la fonction d'ambiguïté bande étroite dans le cas de signaux large bande avec un fort produit BT . L'étape de normalisation et de détection sont ensuite discutées. La seconde partie expose brièvement les étapes qui peuvent être réalisées dans le bloc traitement de l'information de la chaîne du sonar actif. Puis, nous présentons la problématique de localisation de cible en introduisant le problème inverse et l'inversion géoacoustique, et discutons des méthodes existantes. Nous exposons ensuite les paramètres qui font varier l'index de cible pour un sous-marin ou un mammifère marin. Nous rappelons les paramètres existants actuellement pour la classification de cible en sonar actif, et proposons deux nouveaux paramètres qui sont l'immersion instantanée et le vecteur vitesse instantané de la cible. La classification de la cible serait alors utilisée comme information stratégique dans un cadre opérationnel.

Les principales contributions de ce travail de thèse sont présentées à partir du **chapitre 3**. Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons les **bornes de Cramer-Rao** d'un estimateur de la position d'une cible en distance et en profondeur pour un **profil de célérité bilinéaire** à partir de la mesure des **temps d'arrivée et des sites d'arrivée de multiples trajets** sur une antenne surfacique. Le calcul des bornes de Cramer-Rao dans cette configuration est nouveau. Dans une seconde partie, nous introduisons la problématique d'**estimation conjointe de la distance et de l'immersion d'une cible à partir d'une antenne surfacique**. Nous présentons ensuite deux nouveaux algorithmes de localisation basés sur la mesure des temps de propagation et des sites des multi-trajets. Ces algorithmes sont ensuite testés à travers des simulations de Monte-Carlo pour des erreurs de mesure, et des erreurs sur le profil de célérité. Après avoir validé certaines de nos méthodes, nous les testons sur une nouvelle simulation de Monte-Carlo pour une erreur de modèle au niveau de la réponse impulsionnelle de cible qui passe de ponctuelle à étendue. Certaines méthodes restent valides mais avec des performances plus faibles, tandis que d'autres se montrent incapables de localiser la cible. C'est pourquoi, nous proposons une amélioration sur celles-ci qui permettra de correctement localiser la cible. Dans une dernière partie, nous introduisons la problématique d'**estimation conjointe de la distance, de l'immersion et du gisement d'une cible à partir d'une antenne linéaire remorquée**. Dans un premier temps, nous présentons une étude des performances des algorithmes de localisation en fonction de la longueur de l'antenne, puis dans un second temps, une étude des performances des algorithmes de localisation en fonction du gisement de la cible. À partir des études menées, nous déterminons quelle est la longueur d'antenne suffisante et la méthode optimale pour avoir une localisation de cible précise quelque soit son gisement.

Le **chapitre 4** présente l'application des algorithmes de localisation et l'application d'une méthode d'estimation du vecteur vitesse sur des **données expérimentales**. Ces données sont enre-

gistrées dans la cuve à échelle réduite du laboratoire IsTerre. Les expériences ont consisté à mettre en mouvement une cible ponctuelle suivant plusieurs trajectoires, puis à appliquer les méthodes d'estimation sur ces données expérimentales.

Le **chapitre 5** résume le rapport d'une étude effectuée pendant 7 mois au sein de l'entreprise Thales Underwater Systems dans un cadre Confidentiel Défense. Les données de cette étude étant confidentielles, elles sont synthétisées dans un résumé. L'étude a permis de tester les algorithmes de localisation sur des **données réelles**.

Les ondes acoustiques

Sommaire

1.1	Introduction	7
1.2	Propagation du son en milieu marin	12
1.3	Propagation par rayon acoustique	14
1.3.1	Lancé de rayons	16
1.3.2	Pertes d'énergies par lancé de rayons	17
1.3.3	Rayons propres et réponse impulsionnelle	18
1.4	Modélisation du signal	19
1.4.1	Cas d'une cible ponctuelle	20
1.4.2	Cas d'une cible en mouvement	20
1.4.3	Différences entre l'actif et le passif	21
1.4.3.1	Passif	22
1.4.3.2	Actif	22
1.4.3.3	Rayons propres en sonar actif	23
1.4.4	Le phénomène Doppler en sonar actif	24
1.4.5	Cas d'une cible étendue	25
1.5	Conclusions	27

”Les moindres bruits se transmettaient avec une vitesse à laquelle l’oreille n’est pas habituée sur la terre. En effet, l’eau est pour le son un meilleur véhicule que l’air, et il s’y propage avec une rapidité quadruple.(...) Des bruits profonds, nettement transmis par ce milieu liquide, se répercutaient avec une majestueuse ampleur.”

– Jules Verne, *Vingt Mille Lieues sous les Mers*

1.1 Introduction

Depuis toujours, les ondes acoustiques dans l'eau sont utilisées par les espèces sous-marines pour communiquer, se repérer et chasser. Mais c'est à l'époque de la Renaissance qu'un grand nombre de scientifiques a commencé à s'intéresser aux phénomènes physiques, notamment à l'acoustique dans le milieu marin. Léonard de Vinci a écrit en 1490 : "*Si l'on arrête son navire et que l'on écoute à l'extrémité d'un long tube immergé dans l'eau, il est alors possible d'entendre des bateaux que l'on ne voit pas situés à de très grandes distances*" [Urick67]. Ce fut donc la première observation acoustique de l'histoire. La première mesure de la célérité dans l'eau fut effectuée en 1827 par le physicien suisse Daniel Colladon et le mathématicien français Charles Sturm sur le lac Léman (une célérité de 1435 m/s pour une température de 8degC). Lord Rayleigh publie en 1877 son ouvrage sur la théorie du son qui reste encore utilisé de nos jours. Au début du XX siècle eut lieu la catastrophe du bateau transatlantique *Titanic* qui heurta un iceberg et coula en laissant plusieurs centaines de victimes. Cet événement majeur révéla l'importance de l'acoustique sous-marine dans la navigation maritime. Il permit ensuite de développer des systèmes pour détecter les icebergs à l'aide de haut-parleurs (R.Fessenden), comme l'illustre la figure 1.1. Mais compte tenu de la politique

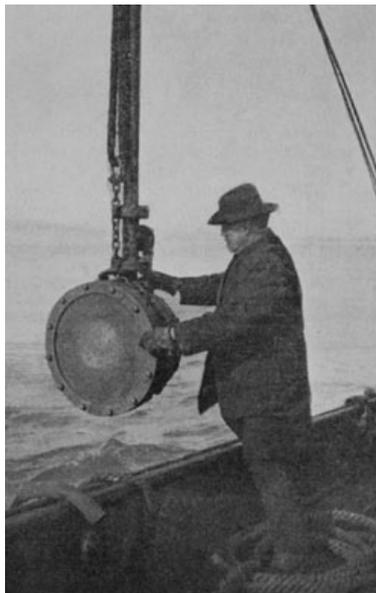


FIGURE 1.1 – Reginald Fessenden et son oscillateur pour générer et détecter les sons dans l'eau. In "Submarine Signaling," Scientific American Supplement, No. 2071, pp. 168-170, Sept. 11, 1915. Image courtesy of NOAA Photo Library.

internationale à l'époque, ce système fût vite utilisé pour la détection de sous-marins. À partir de 1918, les premiers systèmes actifs ont permis d'obtenir des échos de sous-marin à une distance de 1500 m. Celui des britanniques a été baptisé ASDIC (acronyme pour Anti-Submarine Detection Investigation Committee) et celui des Américains SONAR (acronyme pour Sound Navigation And Ranging). Ce dernier est maintenant universellement employé dans le domaine de l'acoustique sous marine. On distinguera le sonar passif du sonar actif : le premier permet d'écouter les sons générés par des sources diverses tandis que le second émet une ou plusieurs ondes sonores dans l'eau et écoute le retour (l'écho) suite aux différentes réflexions dans le milieu (cible, interaction avec le fond et la surface, réverbération, présence biologique).

Les deux guerres mondiales ont fortement influencé le développement et l'utilisation des sous-

marins pour le contrôle de l'océan. Il existe actuellement deux principaux types de sous-marins : les sous-marins nucléaires lanceurs d'engins (SNLE) et les sous-marins nucléaires d'attaque (SNA) ou classique (diesel). Les SNA ont pour mission de protéger la projection d'une flotte maritime, de paralyser des convois ou des ports et de faire du renseignement. Les SNLE ont pour mission la dissuasion nucléaire, c'est à dire qu'ils garantissent une frappe nucléaire de riposte. Il y a cinq pays qui en possèdent : les États-Unis, la Russie, la France, le Royaume-Uni, la Chine et l'Inde. Il est très difficile de les localiser lorsqu'ils sont en plongée car les moyens de détection tels que l'infrarouge, les ondes électromagnétiques (radar) et les satellites sont inefficaces pour la détection d'un objet sous-marin. Les sous-marins sont aussi conçus pour être les plus discrets possible au niveau acoustique. Par exemple, la classe de sous-marin "Typhoon" émet un niveau de bruit de seulement 125 dB pour le spectre de fréquence 5 – 200 Hz pour une vitesse de 4 à 8 noeuds. Il ne reste donc que les systèmes de sonar actif pour détecter ces sous-marins discrets. Lorsqu'un sous-marin est détecté par un écho de sonar actif, il commence une manœuvre pour fuir dans une zone d'ombre acoustique. C'est pourquoi il est important d'extraire le maximum d'informations à partir des échos de la cible telles que sa position (distance, profondeur, gisement), sa dynamique (vitesse, azimuth), sa nature (sous-marin, mammifère marin), sa taille, etc.

Suite à une période de développement des capteurs et de l'électronique embarquée, une période de progrès en traitement du signal a succédé. Les algorithmes de traitement du signal ont apporté des améliorations sur les systèmes sonars, notamment avec les formations de voies électroniques, le filtrage adapté, l'analyse spectrale, etc. Actuellement, nous évoluons vers une période de traitement de l'information. En attendant une rupture technologique sur la conception des capteurs et des antennes, les systèmes essaient d'augmenter le nombre de sources d'information et développent de nouveaux algorithmes d'extraction et de synthèse de l'information. Pour cela, ils augmentent le nombre d'antenne ou utilisent plusieurs bâtiments pour améliorer la détection et la localisation. La figure 1.2 illustre les différents systèmes de détection sous-marine qui peuvent exister actuellement sur un bâtiment de lutte anti sous-marine.

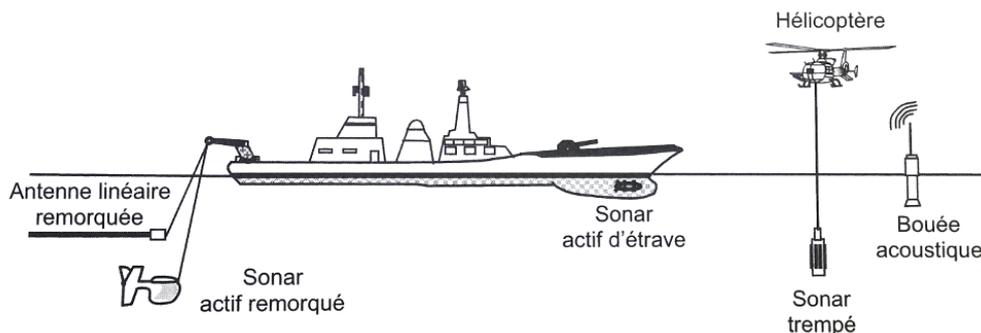


FIGURE 1.2 – Systèmes de détection sous-marin.

La figure 1.3 illustre le schéma synoptique du signal depuis la formation de l'onde acoustique dans l'eau jusqu'à l'opérateur humain se trouvant sur un bâtiment de surface ou un sous-marin. On peut discerner trois parties dans ce schéma : la partie physique en bleu, la partie traitement du signal en vert et la partie traitement de l'information en rouge.

La partie physique (bleue) comporte deux phases : l'origine de la source sonore et le passage de l'onde acoustique générée par la source à travers le canal de propagation.

L'onde acoustique provient soit de sources naturelles telles que les sources biophoniques (bruits

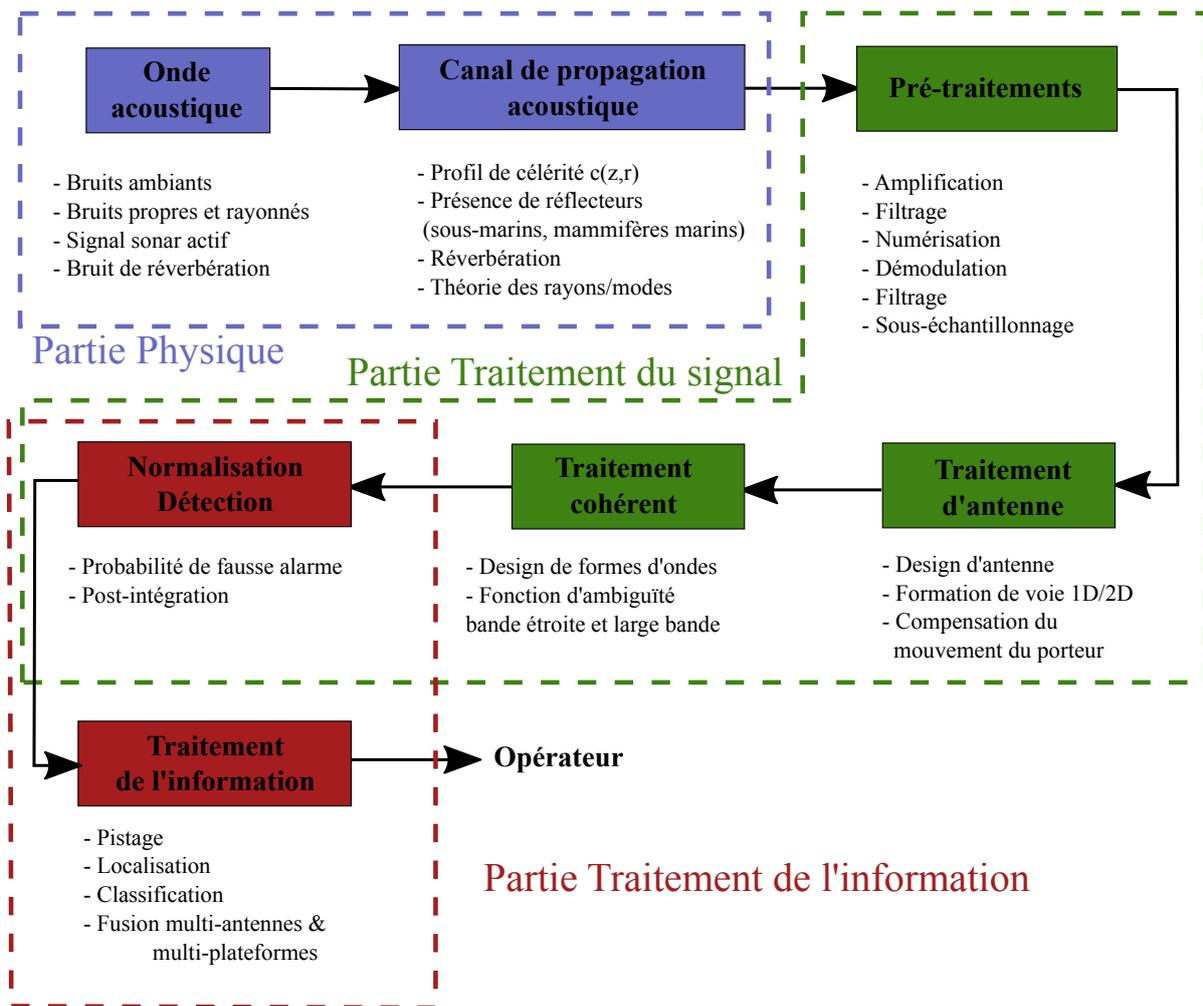


FIGURE 1.3 – Schéma synoptique du parcours du signal depuis l'onde émise dans l'eau jusqu'à la décision de l'opérateur sonar. Cette chaîne est valable pour un sonar ACTIF.

biologiques, bruits dus à la précipitation et à l'agitation de la mer) ou les sources géophoniques (bruit dû aux mouvements sismiques), soit de sources anthropiques telles que les bruits liés à l'activité industrielle (prospection pétrolière, activité portuaire), bruits liés au trafic maritime. Mais il reste

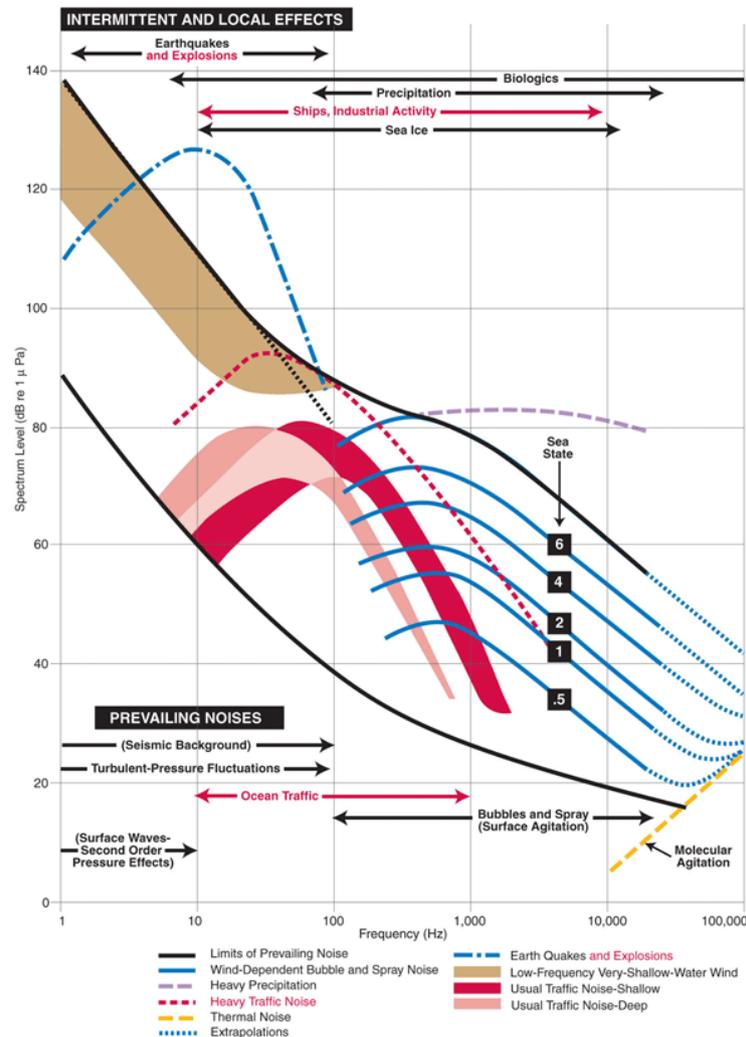


FIGURE 1.4 – Le diagramme de Wentz représente les niveaux de sons typiques des bruits ambiants de l'océan à différentes fréquences (mesurés par Wenz en 1962). Les niveaux sont donnés en dB re $1 \mu\text{Pa}^2/\text{Hz}$. Reprinted with permission from National Research Council. 2003. Ocean Noise and Marine Mammals. National Academy Press, Washington, D.C. (as adapted from Wenz, 1962) by the National Academy of Sciences.

encore les bruits propres du bâtiment mettant en oeuvre le sonar, largement décrit dans la thèse de [Oudompheng15], et les émissions de sonar actif de ce bâtiment.

L'onde acoustique se propage ensuite dans le milieu et subit des distorsions et des modifications d'amplitude et de phase. La propagation de l'onde acoustique dans le milieu océanique est très complexe, car elle dépend de la célérité des ondes pour une position donnée et à un instant donné. La célérité des ondes dans le milieu océanique dépend de la pression, de la température et de la salinité de l'eau de mer (cf équation (1.2)). Par comparaison, la célérité des ondes acoustiques est d'environ 1500 m/s tandis que la vitesse des ondes électromagnétiques est d'environ 3.10^8 m/s . Nous verrons qu'il existe deux principales modélisations mathématiques pour la propagation : la théorie

des rayons et la théorie des modes normaux. D'un point de vue matériel, les ondes acoustiques sont finalement enregistrées par un ou plusieurs transducteurs formant une antenne. À la réception, nous disposons donc d'un signal qui possède deux dimensions : une dimension spatiale et une dimension temporelle.

La partie traitement du signal (verte) en sonar actif comporte quatre opérations : les pré-traitements, le traitement d'antenne, le traitement cohérent et la normalisation et détection. L'étape de pré-traitement consiste dans un premier temps à ré-amplifier le signal, à le filtrer et à le numériser. Puis dans un second temps, le signal est remis en forme par une étape de démodulation, de filtrage et de sous-échantillonnage. La démodulation consiste à ramener le signal utile en bande de base. Le signal est ensuite filtré afin de conserver uniquement la partie contenant les informations utiles et afin de rejeter le bruit. Enfin, le signal est sous-échantillonné afin de réduire le nombre d'échantillons à traiter et donc de diminuer le temps de calcul pour les opérations suivantes.

L'opération suivante est le traitement d'antenne, qui est un domaine du traitement du signal à part entière. Il commence par une étude sur la géométrie d'une antenne pour obtenir le meilleur compromis entre la performance et le nombre de capteurs. Il consiste principalement "à former des voies" afin de localiser angulairement la cible. La compensation du tangage, du roulis et des changements d'azimut du porteur (bâtiment portant le sonar actif ou passif) se font généralement en même temps que les méthodes de formation de voie.

L'étape suivante est le traitement cohérent. Il est utilisé uniquement dans la chaîne du sonar actif et consiste à corrélérer le signal reçu avec le signal émis afin de rechercher la présence d'éventuels échos. Ce traitement permet d'améliorer les résolutions en distance et en Doppler de l'écho. Nous verrons qu'il existe un modèle bande étroite et un modèle large bande pour la conception de la forme d'onde émise.

La normalisation consiste à modifier les paramètres de la statistique du bruit afin de mettre en évidence la partie signal. Puis la détection permet de décider si une cible est présente en seuillant le signal et en fixant une probabilité de détection et une probabilité de fausse alarme minimale. Lorsque les étapes de normalisation et de détection restent simples, elles peuvent être incluses dans la partie traitement du signal. Cependant si la complexité algorithmique devient plus importante, par exemple si on prend en compte la présence d'ambiguïtés et de lobes secondaires, ces étapes peuvent être considérées dans la partie traitement de l'information.

La partie traitement de l'information (rouge) comporte plusieurs étapes qui sont la fusion de données issues de plusieurs plateformes ou plusieurs antennes, le pistage, la localisation et la classification. Le pistage consiste à associer les détections issues de plusieurs pings avec des cibles et à créer des pistes qui retracent et prédisent les valeurs historiques des paramètres de la cible. La dynamique (vitesse, cap) et la trajectoire de la cible peuvent alors être déterminées. La localisation consiste à déterminer la position de la cible en distance, en gisement et en profondeur. Le gisement est facilement estimé avec l'étape de traitement d'antenne, tandis que la distance et la profondeur ne sont pas directement accessibles. Elles sont généralement estimées à partir de méthodes d'inversion géoacoustique. L'étape de classification consiste à déterminer la nature de la cible à partir des informations extraites avec le sonar. En sonar passif, la classification est plus aisée car le signal acoustique émis par la cible est très souvent caractéristique et discriminant, cependant ces signaux sont audibles par le sonar sur de faibles distances et ne sont pas présents tout le temps (chants de baleines ou sous-marin à l'arrêt). En sonar actif, la classification se base sur d'autres paramètres tels que la puissance ou la longueur de l'écho.

Après cette brève introduction, nous expliquons dans la section suivante la partie physique du schéma de la figure 1.3. La section 1.2 constitue un rappel général sur la propagation des ondes acoustiques dans le milieu marin. La section 1.3 présente la théorie des rayons qui est une méthode permettant de décrire mathématiquement la propagation des ondes acoustiques. Nous choisissons cette théorie plutôt que celle des modes, car nous nous considérons un sonar actif utilisant des fréquences comprises entre 1 et 10 kHz dans des fonds marins profonds (*deep water* en Anglais). La section 1.4 explique les différentes modélisations possibles du signal reçu après propagation en fonction de différents paramètres. Dans un premier temps, nous proposons de modéliser le signal reçu avec un sonar passif pour une cible ponctuelle fixe et en mouvement. Puis nous introduisons les différences entre le sonar passif et le sonar actif. Nous expliquons ensuite le phénomène Doppler dans le cas du sonar actif et proposons une modélisation du signal reçu pour une cible ponctuelle en mouvement. Nous abordons aussi la problématique d'une cible étendue (réelle) et proposons une représentation discrète par points brillants. La section 1.5 présente une conclusion sur le premier chapitre.

1.2 Propagation du son en milieu marin

A la différence des ondes électro-magnétiques qui se propagent presque en ligne droite dans le vide avec une célérité de 3×10^8 m/s, les ondes acoustiques ont besoin d'un support de propagation. Dans le cas des ondes acoustiques en milieu marin, le support de propagation des ondes est l'eau et la célérité moyenne est 1500 m/s. Une onde acoustique est une perturbation de la densité de l'eau qui se propage dans le milieu. La propagation des ondes acoustiques dans un milieu idéal et sous certaines hypothèses est régie par l'équation des ondes :

$$\Delta p(\vec{r}, t) = \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p(\vec{r}, t)}{\partial t^2} \quad (1.1)$$

où Δ représente l'opérateur Laplacien, p la pression, t le temps, \vec{r} la position dans l'espace et c la célérité des ondes.

La célérité des ondes dans l'eau est le paramètre le plus important dans la propagation des ondes acoustiques sous-marines. Elle dépend de la pression, de la température et de la salinité. Il existe de nombreuses formules empiriques reliant la célérité à ces différents paramètres, mais on peut en citer une simple proposée par [Medwin97].

$$c = 1449.2 + 4.6T(z) - 0.055T^2(z) + 0.00029T^3(z) + (1.34 - 0.01T(z))(S - 35) + 0.016z \quad (1.2)$$

où z est la profondeur, T la température de l'eau en °C, S la salinité en ‰. Cependant les océans et les mers ne sont pas des milieux homogènes. Les paramètres influençant la célérité varient en fonction de la position géographique, en fonction du temps et des saisons et en fonction de l'état de la mer. Mais le paramètre le plus important est la profondeur, car c'est dans la dimension verticale que la célérité évolue le plus rapidement. On appelle "profil bathycélérimétrique" (ou plus communément appelé profil de célérité), la loi décrivant la célérité des ondes acoustiques dans l'eau en fonction de la profondeur. Cette loi se décompose souvent en plusieurs couches distinctes comme l'illustre la figure 1.5. La première couche est appelée la zone de mélange, car elle résulte du brassage de l'eau par le vent et les vagues. Comme la température reste constante dans cette zone de mélange, la célérité du son augmente lorsque la profondeur augmente à cause de la pression. Il existe une profondeur à partir de laquelle la température, qui décroît avec la profondeur, devient prépondérante par rapport

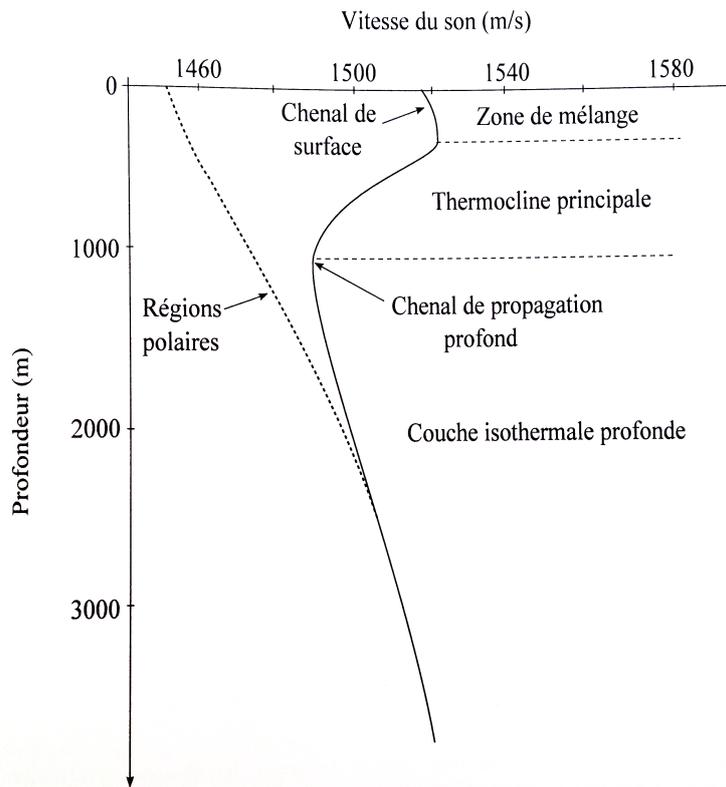


FIGURE 1.5 – Description des couches d'un profil de célérité typique.

à la pression. Nous avons donc une diminution de la célérité en fonction de la profondeur et un passage de la couche de mélange à la couche appelée la thermocline principale. Puis à partir d'une certaine profondeur, la température de l'eau cesse de diminuer et devient constante (proche des 4°C). Par conséquent la pression redevient le paramètre prépondérant et donc la célérité augmente de nouveau lorsque la profondeur diminue. Cette dernière couche s'appelle la couche isothermale profonde.

Il existe donc un minimum de célérité entre la thermocline et l'isotherme. Dès lors qu'il existe un minimum de célérité dans le profil, il se crée un chenal de propagation. Un chenal de propagation est un chemin où les ondes acoustiques ont tendance à être attirées lors de leur propagation. Il peut exister un chenal de surface au dessus de la zone de mélange en fonction des conditions de surface, et un chenal de propagation profond appelé aussi le canal SOFAR (SOund Fixing And Ranging channel). Le canal SOFAR se conduit comme un guide d'onde, et permet de propager les ondes acoustiques basses fréquences sur des centaines voir des milliers de kilomètres avant de s'atténuer.

Durant la guerre froide, les États-Unis ont installé un système, appelé SOSUS (acronyme pour Sound Surveillance System), de plusieurs capteurs entre le Groenland et le Royaume-Uni ainsi que dans l'océan Pacifique. Ce système a permis de détecter les bruits basses fréquences générés par les sous-marins soviétiques se propageant sur des milliers de kilomètres dans le canal SOFAR. On notera que dans les régions polaires le profil de célérité est un gradient négatif. La surface des océans polaires est plus froide que les autres, c'est pourquoi le chenal de propagation profond se situe à la surface air/eau.

Dans les océans, la topographie des fonds marins est très variée. La profondeur du fond océanique peut aller de quelques centaines de mètres pour les plateaux continentaux jusqu'à plusieurs kilomètres

pour les plaines abyssales. En acoustique sous-marine, il existe deux principales hypothèses sur le canal de propagation. Le milieu océanique est considéré comme une zone de petits fonds lorsque la profondeur du fond se situe autour de 150 m et comme une zone de grands fonds lorsque la profondeur du fond dépasse les 1000 m. Dans ce mémoire, nous nous intéressons aux zones de grands fonds avec une profondeur proche de 2500 m.

Pertes d'énergies

Les ondes acoustiques subissent des pertes d'intensité lors de leur propagation dans l'eau. Ces pertes d'intensité sont soit dues à un effet géométrique (les pertes par divergence géométrique), soit dues à l'absorption d'énergie par le milieu (les pertes par amortissement et les pertes liées aux interactions avec les interfaces). On peut expliquer les pertes par divergence géométrique en imaginant l'émission d'énergie par une source ponctuelle. Dans un milieu homogène et sans interfaces, cette énergie va se propager de façon sphérique. Sachant que l'énergie se conserve, la surface de la sphère possède autant d'énergie que le point de départ. Donc l'énergie d'un point appartenant à la surface de cette sphère est inversement proportionnelle à la surface de cette sphère. Plus l'onde se propage, plus le rayon de la sphère augmente, et plus l'intensité diminue. On peut alors exprimer les pertes de transmission par divergence géométrique en décibel (dB) par la formule suivante :

$$PT_{geo} = 20 \log_{10}(R) \text{ [dB]} \quad (1.3)$$

où R représente la distance par rapport à la source en mètres.

La perte d'intensité due à l'absorption d'énergie par le milieu vient se rajouter à la perte par divergence géométrique. Elle provient d'une part des interactions de l'onde avec les interfaces du milieu (fond marin, surface) et d'autre part de l'amortissement du milieu. L'amortissement du milieu provient de plusieurs phénomènes physiques et chimiques causés par la viscosité de l'eau, l'inhomogénéité du milieu et la relaxation chimique de certaines molécules (expliqués plus en détail dans les ouvrages d'acoustique sous-marine [Urick67, Jensen00]). La perte d'énergie liée au phénomène d'amortissement peut être donnée par un coefficient d'absorption α , exprimé en dB/km suivant la relation :

$$PT_{amort} = \alpha R \text{ [dB]} \quad (1.4)$$

On peut noter que ce coefficient d'absorption α est déterminé par des relations empiriques. Il dépend généralement de la fréquence et varie en fonction du milieu de propagation. Pour donner un exemple, α est égal à 6.910^{-2} dB/km pour une fréquence de l'ordre de 1 kHz, et 1.1 dB/km pour une fréquence de l'ordre de 10 kHz. Les pertes augmentent donc très rapidement avec la fréquence [Jensen00].

1.3 Propagation par rayon acoustique

Il existe deux principales théories pour décrire et modéliser la propagation des ondes acoustiques dans le milieu marin : la théorie des rayons et la théorie de la propagation modale. Elles se différencient surtout par leur domaine de validité par rapport à la fréquence du signal et à la hauteur de la colonne d'eau, mais aussi par le temps de calcul. La figure 1.6 présente une illustration schématique des domaines de validité des deux théories en fonction de la fréquence du signal reçu et de la hauteur de la colonne d'eau. Dans notre contexte d'étude haute-fréquence, proche de 5 kHz, et de canal profonde, nous utiliserons donc la théorie des rayons. De plus, cette théorie permet une interprétation

visuelle plus aisée de la propagation acoustique et un temps de calcul plus rapide pour le contexte opérationnel.

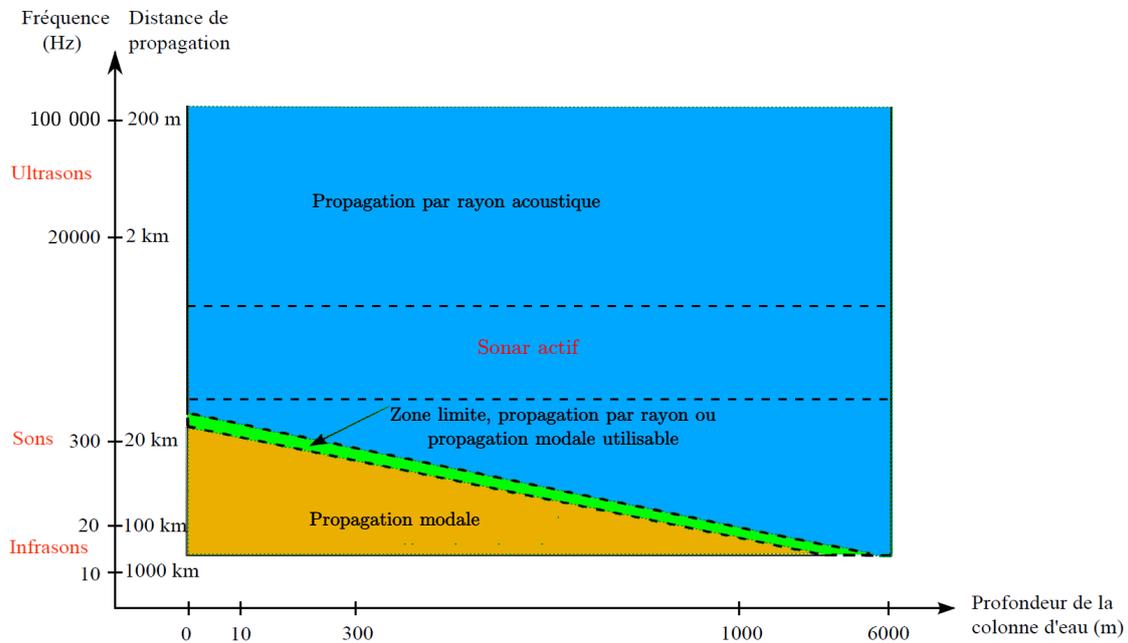


FIGURE 1.6 – Illustration schématique des domaines de validité de la théorie des rayons et de la théorie des modes en fonction de la fréquence du signal émis et de la profondeur de la colonne d'eau [Gervaise08]

La théorie des rayons a été formulée bien après la compréhension du comportement de la trajectoire des rayons. Elle vient en fait du domaine de l'optique où elle était utilisée pour comprendre la propagation de la lumière bien avant que les équations fondamentales de Maxwell soient connues [Born00]. La propagation et la réflexion des rayons ont été étudiées en premier par [Keller78], tandis que la loi gouvernant le phénomène de réfraction fût quant à elle formulée par Snell et Descartes en 1626 [Jensen00].

Dans la théorie des rayons, les interactions avec les interfaces (surface, fond marin) sont séparées de la propagation dans le milieu. Les interactions avec les interfaces sont gouvernées par la loi de Snell-Descartes, tandis que la propagation est gouvernée par l'équation de Helmholtz. Le calcul mathématique pour résoudre l'équation de Helmholtz est expliqué dans le livre de Jensen [Jensen00]. Elle consiste à trouver une solution sous la forme d'une série de rayons. Nous nous intéresserons plutôt dans ce manuscrit à interpréter et comprendre la propagation des ondes acoustiques sous forme de rayons.

Les rayons représentent les trajectoires des ondes acoustiques et sont perpendiculaires aux fronts d'ondes. Ils peuvent être vus comme les chemins préférentiels des ondes acoustiques. Autrement dit, les rayons représentent les chemins de propagation où l'onde acoustique possède de l'énergie. La propagation par rayon consiste à déterminer les trajectoires, les pertes d'énergies et les temps de parcours le long des rayons. La propagation des ondes sera principalement gouvernée par le profil de célérité et par la position de l'émetteur dans le milieu.

1.3.1 Lancé de rayons

Le calcul des rayons acoustiques peut être réalisé par le biais du logiciel de lancé de rayons "BELLHOP" [Porter87, Porter11]. Ce logiciel permet de calculer la trajectoire, la perte d'énergie et le temps de trajet des rayons pour un profil de célérité donné. Il est capable d'inclure la topographie du fond marin, la caractéristique de l'émetteur et des profils de célérité qui dépendent de la distance dans ses calculs. Pour illustrer la propagation par rayons, nous proposons d'étudier le cas d'un profil de célérité correspondant à la Mer Méditerranée en Octobre et d'une source émettant de l'énergie à une profondeur de 190 m. Le trajet des rayons acoustiques associé au profil de célérité est représenté sur la figure 1.7. Dans cet exemple, le profil de célérité de la Mer Méditerranée comporte deux

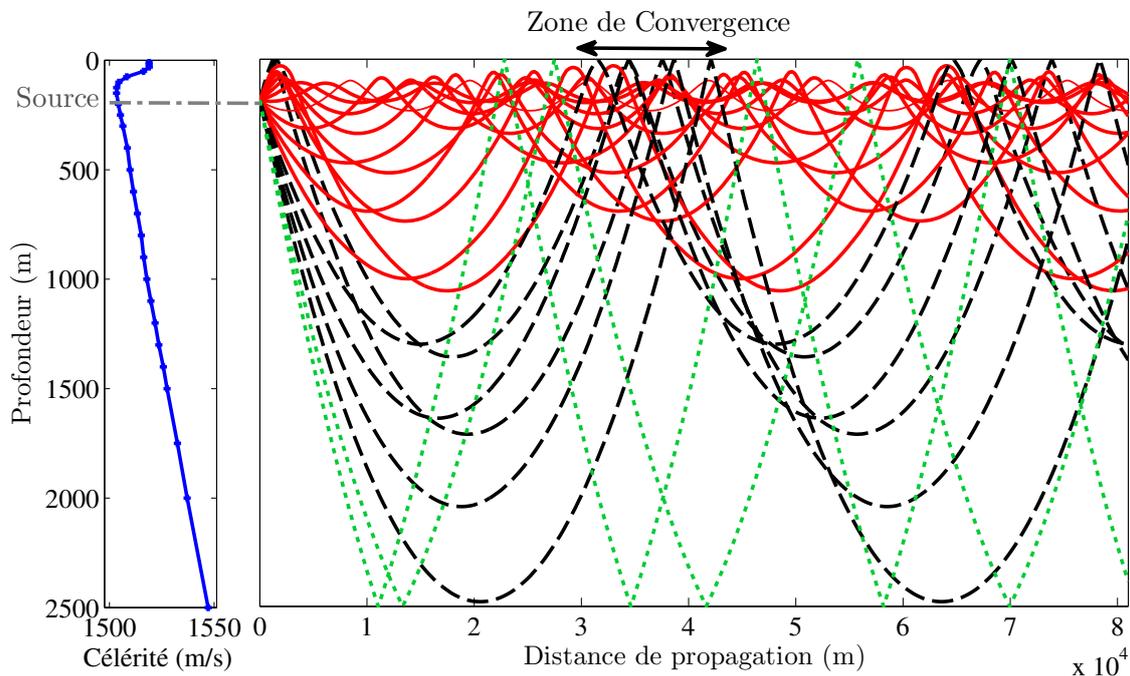


FIGURE 1.7 – Tracé de rayons acoustiques (à droite) pour un profil de célérité type Méditerranée (à gauche). La source se situe à une profondeur de 190 m et à la distance 0 m. Le tracé de rayons fait apparaître différents types de trajets acoustiques : les rayons réfractés (traits pleins rouges), les rayons réfractés puis réfléchis par la surface (traits hachurés noirs) et les rayons réfractés puis réfléchis par le fond et la surface (traits pointillés verts).

minimums de célérité. Il existe donc un chenal de propagation de surface ainsi qu'un chenal de propagation plus profond. La source se situe juste en dessous du minimum de célérité du chenal de propagation profond. Cela permet de propager les ondes acoustiques dans ce chenal sur de longues distances. Les trajectoires des rayons acoustiques sont courbes à cause du profil de célérité qui dépend de la profondeur. Ce phénomène de courbure d'onde se rapporte à la réfraction des ondes dans un milieu stratifié avec des célérités différentes. Il est expliqué par la loi de Snell-Descartes,

$$\frac{\cos \theta}{c(z)} = \text{constante} \quad (1.5)$$

qui relie la célérité à l'angle de propagation du rayon acoustique par rapport à l'horizon. Cette loi implique que les rayons acoustiques se courbent localement et sont attirés par les régions de faible célérité.

Les trajets acoustiques peuvent être triés selon différentes classes. Les rayons représentés en traits pleins rouges sont des rayons réfractés ; ils ont des angles de propagation faibles. Ces rayons perdent peu d'énergie car ils n'ont pas d'interactions avec les interfaces. On dit qu'ils sont piégés dans le chenal de propagation profond (SOFAR). Lorsque'un signal basse fréquence est émis dans le milieu, les ondes acoustiques piégées dans le SOFAR peuvent se propager sur de très grandes distances (exemple des chants de baleines se propageant sur plusieurs milliers de kilomètres). Les rayons représentés en traits hachurés noirs sont des rayons réfractés et réfléchis par la surface. Ces rayons ne sont pas piégés dans le chenal de propagation profond car ils ont des angles de propagation plus importants que les précédents. Ces rayons se concentrent en surface vers une zone appelée *zone de convergence* (ZC). Ces zones de fortes intensités sont généralement utilisées pour détecter les cibles proches de la surface. De plus, elle se répètent plusieurs fois dans le milieu. Les rayons représentés en traits pointillés verts sont des rayons réfléchis par le fond et par la surface. Les forts angles de propagation de ces rayons les font interagir plusieurs fois avec le fond et la surface. Ils se propagent sur de faibles distances car ils perdent de l'intensité à chaque interaction.

Cet exemple permet de présenter de façon simple les types de trajets acoustiques que l'on peut rencontrer. Bien sûr, il existe d'autres profils de célérité plus ou moins simples, et donc bien d'autres schémas de propagation par rayons. La figure 1.7 permet d'illustrer les trajectoires des rayons (source immergée à 190 m, fréquence de 5 kHz), mais elle ne donne pas d'informations sur les pertes d'énergies, c'est à dire sur le champ de pression du milieu.

1.3.2 Pertes d'énergies par lancé de rayons

La figure 1.8 montre les pertes d'énergie en décibels du milieu pour des angles d'insonification compris entre -10 et 15 degrés. Les pertes d'énergies prennent en compte les pertes par divergence

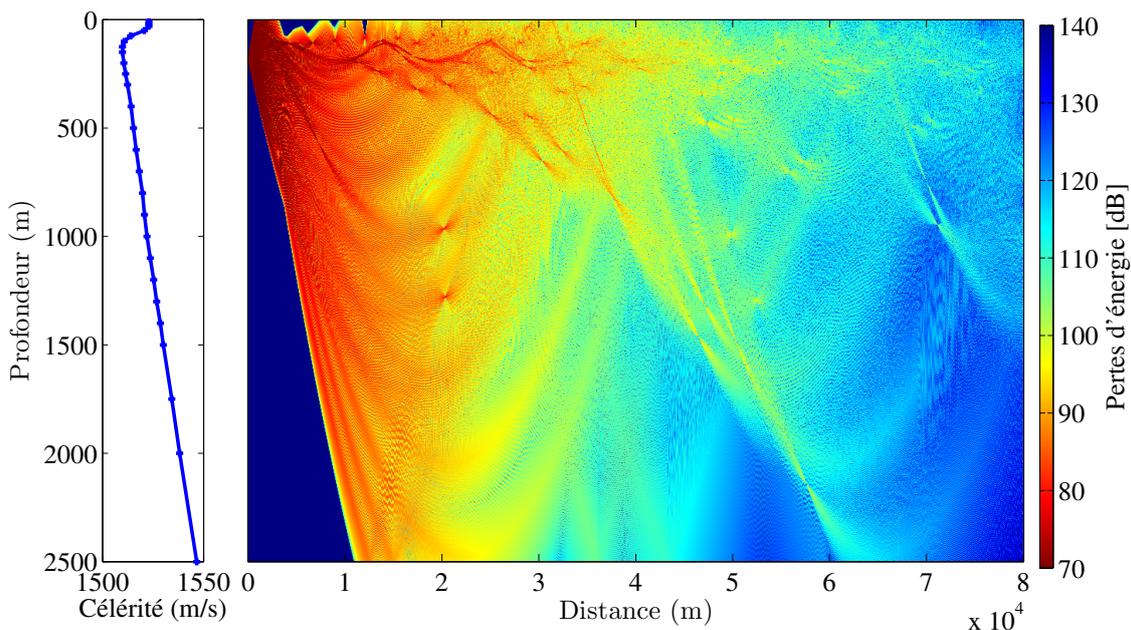


FIGURE 1.8 – Pertes d'énergie exprimées en dB pour un profil de célérité type Méditerranée. La source se situe à une profondeur de 190 m et insonifie le milieu avec des angles compris entre -10 et 15 degrés à une fréquence de 5 kHz.

géométrique, par interactions avec les interfaces et par absorption. Dans cet exemple, le fond océanique est un mélange de sable, de limon et d'argile. La surface du fond marin et la surface air/eau sont planes et sont considérées comme un réflecteur parfait. Cette figure nous montre qu'il existe des zones plus ou moins insonifiées dans le milieu.

Le calcul des pertes de transmissions par la théorie des rayons apportent deux artefacts. Le premier est l'apparition de zones d'ombres où aucun rayon ne passent et donc l'intensité est nulle. Le second est l'apparition de courbes appelées *caustiques* qui sont des convergences de rayons. L'intensité prédite sur ces caustiques est infinie. Les valeurs d'intensités dans les calculs de pertes de transmission en sont donc impactées. Pour résoudre ces problèmes, il faut lisser le tracé de rayon afin de se rapprocher de la réalité. Il existe une approche basée sur l'idée qu'un rayon peut être considéré comme l'axe d'un cône dont les propriétés géométriques dépendent de l'énergie du rayon. On attribue donc à chaque rayon un faisceau ou cône qui suit une distribution d'intensité Gaussienne perpendiculaire au rayon. Le rayon représente alors le rayon central du faisceau Gaussien. La difficulté de cette approche est de fixer la largeur du faisceau (de la distribution Gaussienne). Porter et Bucker ont proposé un algorithme de lancé de faisceau Gaussien (*Gaussian beam tracing*, en Anglais) basé principalement sur les travaux de la communauté sismique [Červený87, Červený82, Porter87]. Dans leur algorithme, la largeur et la courbure du faisceau sont initialisées au point d'émission, puis diminuent ou augmentent lors de la propagation. Nous avons donc décidé d'utiliser le logiciel libre BELLHOP développé à partir de cet algorithme et écrit en Fortran par Michael. B. Porter [Porter11].

1.3.3 Rayons propres et réponse impulsionnelle

Introduisons maintenant la notion de *rayons propres* qui sera très utilisée dans le manuscrit. Supposons que l'on place un récepteur dans un champ acoustique insonifié par une source, alors les rayons propres sont définis comme étant les uniques rayons reliant la source au récepteur. La figure 1.9 illustre les rayons propres existants entre la source immergée à 190 m et un récepteur immergé à 600 m et à une distance de 10 km. Dans cet exemple, nous nous sommes limités à un certain intervalle d'angle d'émission de la source. On dit que cette source est directionnelle, car elle émet de l'énergie selon un diagramme de rayonnement ou de directivité. Lorsque la source émet un niveau d'énergie constant dans toutes les directions, on dit que cette source est omnidirectionnelle. On peut associer à chacun de ses rayons propres un retard, une amplitude complexe et un angle d'émission et de réception. Le retard correspond au temps que l'onde a mis pour parcourir le chemin acoustique. L'amplitude complexe porte l'information sur la perte d'énergie et sur le déphasage subit. Les angles sont définis positivement lorsqu'ils pointent vers le fond par rapport à l'horizon. Le nombre de rayons propres significatifs peut varier fortement d'une position de récepteur à une autre. Dans un champ proche, le récepteur est généralement caractérisé par quelques rayons propres car les autres sont trop atténués par les réflexions. Cependant en champ lointain, le nombre de rayons propres peut être beaucoup plus important, car les angles de rasance sont plus faibles et donc leurs énergies sont moins atténuées.

Intéressons nous maintenant à l'information sur le milieu qui est définie par la réponse impulsionnelle. Elle permet de relier le signal émis au signal reçu. Supposons qu'il existe N rayons propres entre une source immobile et un récepteur immobile, alors le récepteur reçoit N versions du signal émis qui sont retardées en temps, modifiées en amplitude et déphasées. On peut donc écrire la réponse

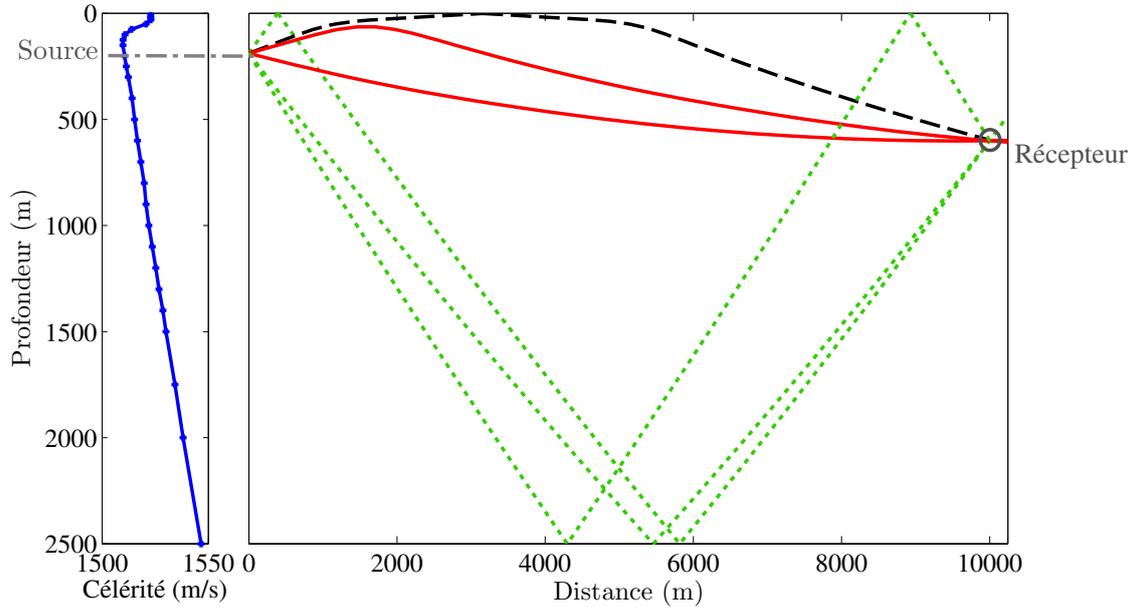


FIGURE 1.9 – Illustration représentant les rayons propres reliant une source immergée à 190 m et un récepteur immergé à 600 m. Les rayons rouges en trait plein sont des rayons réfractés. Le rayon noir en trait hachuré est un rayon réfléchi par la surface. Les rayons verts en traits pointillés sont des rayons réfléchis par la surface et le fond.

impulsionnelle de ce système comme :

$$h_{prop}(t) = \sum_{i=1}^N a_i \delta(t - \tau_i) \quad (1.6)$$

où a_i et τ_i représentent respectivement l'amplitude complexe et le retard associé au rayon i , et où δ désigne la fonction associée à la distribution de Dirac. Les trois variables N , a_i et τ_i dépendent de la position de la source, de la position du récepteur et de l'environnement.

Dans cette section, nous avons vu que l'information d'un canal de propagation pouvait être modélisée par une réponse impulsionnelle. Dans la section suivante, nous utilisons la réponse impulsionnelle afin de modéliser le signal reçu pour différentes configurations de source ou de cible.

1.4 Modélisation du signal

Dans un premier temps, nous proposons de modéliser le signal reçu avec un sonar passif pour une cible ponctuelle fixe et en mouvement. Puis nous introduisons les différences entre le sonar passif et le sonar actif. Nous expliquons ensuite le phénomène Doppler dans le cas du sonar actif et proposons une modélisation du signal reçu pour une cible ponctuelle en mouvement. Nous abordons aussi la problématique d'une cible étendue (réelle) et proposons une représentation discrète par points brillants.

1.4.1 Cas d'une cible ponctuelle

La propagation acoustique entre une source et un récepteur peut être modélisée sous la forme d'une opération de filtrage linéaire du signal émis, où le filtre correspond à la réponse impulsionnelle. Nous pouvons donc relier mathématiquement le signal émis $e(t)$ au signal reçu $s(t)$ par la relation suivante :

$$s(t) = (h_{prop} \otimes e)(t) \quad (1.7)$$

où \otimes représente l'opérateur de convolution défini par :

$$(x \otimes y)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t-u)y(u)du = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u)y(t-u)du \quad (1.8)$$

L'expression (1.7) peut être réécrite sous la forme :

$$s(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} h_{prop}(\tau)e(t-\tau)d\tau \quad (1.9)$$

En injectant la relation (1.6), l'expression de $s(t)$ se simplifie comme :

$$s(t) = \sum_{i=1}^N a_i e(t - \tau_i) \quad (1.10)$$

Dans le cas simple (sans mouvement), le signal reçu est donc la somme de versions retardées en temps et atténuées en amplitude du signal émis. Le récepteur enregistre des échos du signal émis arrivant à différents instants, car les ondes acoustiques ne parcourent pas le même chemin dans le milieu. De plus, ces échos n'auront pas la même intensité car ils n'auront pas subi les mêmes interactions avec le milieu. Ce modèle de propagation se rapproche de celui des échos en montagne lorsqu'un bruit ou un cri se répètent plusieurs fois à cause des réflexions sur les parois. A la différence que les ondes se propagent cinq fois plus vite dans l'eau que dans l'air.

1.4.2 Cas d'une cible en mouvement

Supposons maintenant que le récepteur soit mobile durant la réception d'un écho. Le signal enregistré par le récepteur mobile va subir une déformation temporelle causée par l'effet Doppler. Ce phénomène doit donc être pris en compte dans la modélisation du signal de réception. Le cas d'une source mobile et d'un récepteur fixe est identique à celui présenté ici. La figure 1.10 illustre la géométrie d'ensemble du problème. Nous illustrons le cas le plus général en supposant que le vecteur vitesse du récepteur \vec{M} est défini dans l'espace (xyz) , mais dans la suite du manuscrit nous travaillons plutôt avec la projection du vecteur vitesse du récepteur mobile \vec{V}_c sur le plan (Orz) . Nous faisons donc l'hypothèse que le récepteur se déplace dans plan (Orz) , c'est à dire dans le plan contenant l'émetteur et le récepteur. La position du récepteur est définie par les coordonnées cartésiennes (x,y,z) ou les coordonnées cylindriques (r,θ) . \vec{V}_i est définie comme la projection du vecteur vitesse \vec{V}_c sur la droite prolongeant le rayon i . L'onde qui a parcouru le chemin acoustique i va subir une déformation temporelle car elle rencontre le récepteur avec une vitesse *apparente* V_i . Nous supposons aussi que les caractéristiques du récepteur sont fixes durant la période de temps où il est soumis aux ondes acoustiques. Cette hypothèse suppose que la distance parcourue par le récepteur est négligeable devant la distance séparant le récepteur de l'émetteur pendant la durée d'analyse. Nous

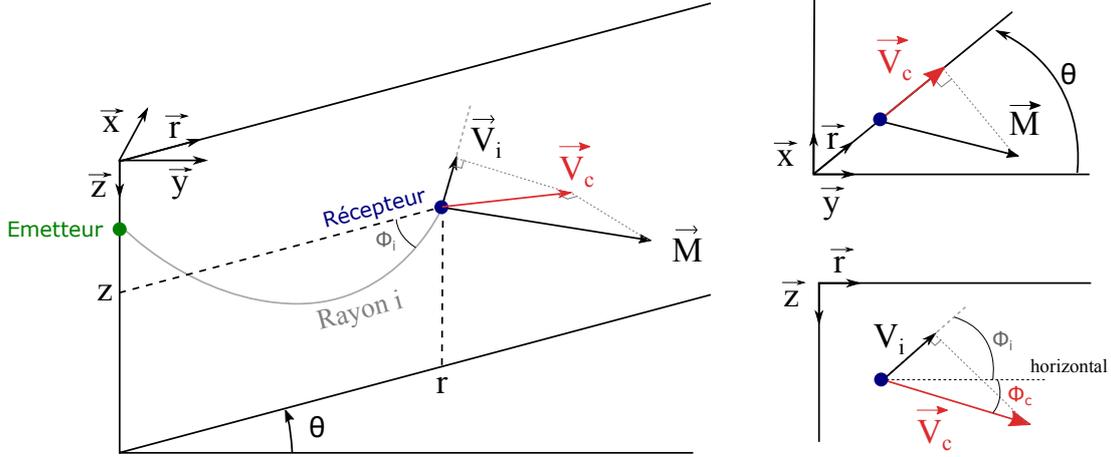


FIGURE 1.10 – Schéma représentant le vecteur vitesse \vec{M} du récepteur ainsi que ses projections. La figure de droite est une vue en perspective du système et les deux figures de droites sont des vues de dessus et de coté.

supposons que le signal émis est large bande et qu'il respecte les conditions (2.38). Ces hypothèses sont expliquées dans la section 2.2.3.2 qui introduit l'effet Doppler sous les hypothèses bande étroite et large bande.

Le facteur de compression, associé au rayon i , modélisant l'effet Doppler large bande s'écrit donc :

$$\eta_i = \frac{1}{1 - \frac{V_i}{c}} = \frac{1}{1 - \frac{\|\vec{V}_c\| \cos(\Phi_c - \Phi_i)}{c}} \quad (1.11)$$

où c est la célérité de l'eau (1500 m/s), Φ_i est l'angle entre le rayon i et l'horizontal et Φ_c est l'angle entre le vecteur vitesse \vec{V}_i et l'horizontal. En considérant l'effet Doppler large bande, le signal reçu par le trajet de propagation i s'exprime comme :

$$s_i(t) = a_i \sqrt{|\eta_i|} e(\eta_i(t - \tau_i)) \quad (1.12)$$

où $\sqrt{|\eta_i|}$ est un facteur de normalisation. Le signal reçu par le trajet de propagation i est donc une version retardée et atténuée du signal émis qui a subi une compression ou une dilatation temporelle. En considérant maintenant que la réponse impulsionnelle du milieu est composée de N rayons propres et en sachant que le signal reçu est la contribution de chaque rayon propre, le signal reçu s'exprime suivant la relation suivante :

$$s(t) = \sum_{i=1}^N s_i(t) = \sum_{i=1}^N a_i \sqrt{|\eta_i|} e(\eta_i(t - \tau_i)) \quad (1.13)$$

1.4.3 Différences entre l'actif et le passif

Dans cette section, nous expliquons les différences qui existent entre le sonar passif et le sonar actif, et nous proposons pour notre étude une modélisation du signal prenant en compte la propagation par rayons en sonar actif.

1.4.3.1 Passif

Un système sonar passif est un système qui se concentre sur la détection des *bruits rayonnés* par les bâtiments. Le terme *écoute passive* était souvent employé pour désigner ces systèmes, car ils fonctionnent majoritairement dans la gamme de fréquence audible (environ 20 Hz à 20 kHz). Le terme *passif* signifie bien qu'il n'y a aucun signal émis par l'opérateur. Le porteur conserve ainsi sa discrétion acoustique. Ce système de détection est donc le plus utilisé par les sous-mariniens.

On peut distinguer deux types de bruits rayonnés. Il y a les émissions de sonar actif et les télécommunications sous-marines qui sont des signaux émis volontairement. Dans ce cas, on appelle le système de détection passif "intercepteur", car il permet d'écouter les télécommunications sous-marines, ou bien de reconnaître les émissions de sonar actif appartenant à une certaine classe de bateaux. Le second type de bruit est le bruit rayonné qui est émis involontairement par les bateaux ou sous-marins. Les sous-marins ne veulent pas se faire détecter, ils utilisent donc la plupart du temps des systèmes passifs. Mais les bruits que rayonne le sous-marin sont détectables : bruits mécaniques, bruits hydrodynamiques, Ils sont soit large bande soit à bande étroite. Le sonar passif permet aux analystes à bord d'un sous-marin, appelés "oreilles d'or" dans le jargon sous-marinier, de reconnaître et de classer les bruits naturels et artificiels. Ils sont capables de détecter des chants de baleines à 100 kms, ou des cargos à 20, 50 kms, mais en cas de mauvaise mer ils peuvent ne rien détecter à 600 m de distance. Cette capacité à classer les bruits est un avantage par rapport aux sonars actifs. Bien que les systèmes passifs soient capables de mesurer la vitesse et le cap d'une cible, l'information de distance est plus difficile à obtenir. Effectivement, le temps d'arrivée de l'onde est absolu, car l'instant d'émission n'est pas connu. Il existe cependant des méthodes d'estimation de la distance telles que les méthodes instantanées de courbure du front d'onde, ou bien des méthodes de trajectographie qui sont plus longues en temps et nécessitent des manoeuvres, ou encore des méthodes basées sur l'estimation fine du gisement de la cible qui demandent de grandes antennes ainsi que l'application de méthodes à haute résolution que l'on verra dans la section 2.2.2.3.

1.4.3.2 Actif

Un système de détection active en acoustique sous-marine consiste à émettre un signal spécifique et à écouter, étudier les échos qui reviennent sur le sonar. Les échos contiennent des informations sur la nature des réflecteurs (une cible par exemple). Le sonar actif consiste donc à extraire ces informations utiles à l'aide d'algorithmes et de traitements adaptés. Le signal émis par le sonar actif, aussi appelé *forme d'onde*, est choisi par l'opérateur en fonction de l'objectif qu'il recherche. Certaines formes d'ondes sont plus adaptées pour détecter une cible lointaine, tandis que d'autres sont plus adaptées aux cibles qui se déplacent rapidement. Les formes d'ondes et leurs caractéristiques sont encore très étudiées et trouvent des applications dans les domaines du radar, du sonar, de l'imagerie médicale et des autres domaines utilisant des capteurs actifs. Nous aborderons la conception et la caractérisation de formes d'ondes par les fonctions d'ambiguïté dans la section 2.2.3. Un des principaux avantages du sonar actif est que l'opérateur connaît l'instant d'émission de l'onde acoustique. Il est donc capable d'estimer grossièrement la distance de la cible. Un autre avantage non négligeable du sonar actif par rapport au sonar passif est sa portée : c'est à dire la distance maximale à laquelle une cible peut être détectée dans des conditions d'environnement données (propagation, niveau de bruit, ...). Effectivement l'énergie transmise dans l'eau par les sonars actifs est très importante et permet d'obtenir de bons RSB (abréviation pour Rapport Signal sur Bruit) et donc de grande portée en distance.

1.4.3.3 Rayons propres en sonar actif

Nous avons vu sur la figure 1.9 comment les rayons propres relient la source au récepteur dans le cas du sonar passif. Dans les sections précédentes, nous avons proposé deux modèles de signal dans le cas du sonar passif. Le premier modélisait la réception du signal dans le cas d'un récepteur immobile et le second le cas d'un récepteur en mouvement. Nous proposons maintenant de comprendre comment les ondes acoustiques vont se propager dans le cas du sonar actif. Le schéma de la figure 1.11 illustre la propagation des ondes acoustiques lorsqu'il y a réflexion sur une cible.

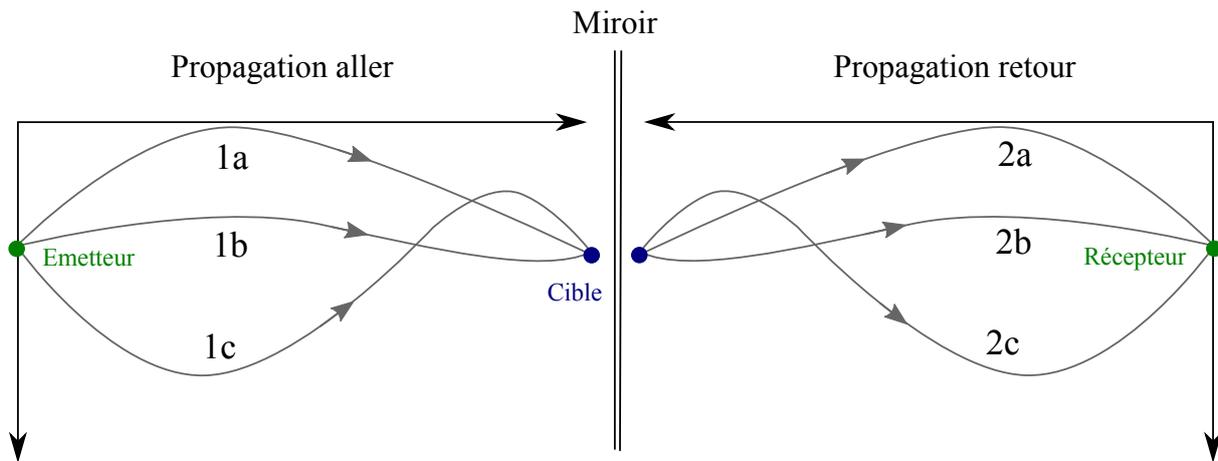


FIGURE 1.11 – Schéma expliquant la propagation des ondes acoustiques dans le cas du sonar actif. Les ondes acoustiques sont émises et se propagent par les rayons propres aller, puis sont réfléchies par la cible supposée ponctuelle et immobile. Les ondes acoustiques empruntent ensuite les mêmes chemins au retour qu'à l'aller.

Dans un premier temps, nous supposons que la cible est ponctuelle et immobile. Ces deux hypothèses seront levées dans les sections suivantes. La propagation des ondes sur le chemin aller est identique à celle du cas du sonar passif. Nous avons 3 rayons propres (1a), (1b) et (1c) dans l'exemple de la figure 1.11. Lorsqu'une onde acoustique se réfléchit sur une cible ponctuelle, on considère que toute l'énergie est renvoyée dans toutes les directions. Les ondes acoustiques après réflexion sur la cible, ponctuelle retournent vers le sonar en empruntant les mêmes chemins de propagation qu'à l'aller. La cible va alors se comporter comme une seconde source. Prenons un exemple, lorsque l'onde acoustique du chemin de propagation (1a) se réfléchit sur la cible, l'énergie est renvoyée dans toutes les directions. L'onde acoustique va alors emprunter les 3 chemins de propagation au retour (2a), (2b) et (2c) pour focaliser sur le récepteur sonar. Il en est de même pour les ondes acoustiques venant des chemins de propagation (1b) et (1c) qui vont exciter de nouveau la cible en tant que source. Le système sonar ne va pas enregistrer 3 échos à la réception, mais 9 échos, car il y aura eu des combinaisons de trajets acoustiques. Dans ces 9 échos, nous distinguerons les échos *simples* et les échos *combinés*. Les échos simples sont les ondes acoustiques qui ont parcouru le même chemin de propagation à l'aller et au retour, tandis que les échos combinés sont les ondes acoustiques qui ont parcouru un chemin de propagation différent à l'aller et au retour. Les trajets acoustiques (1a|2a), (1b|2b) et (1c|2c) sont simples, tandis que (1a|2b), (1a|2c), (1b|2a), (1b|2c), (1c|2a) et (1c|2b) sont combinés.

Nous pouvons utiliser la modélisation du signal reçu par le récepteur immobile en remplaçant le

récepteur par la cible. Le signal reçu au niveau de la cible s'écrit donc :

$$s_c(t) = \sum_{i=1}^N a_i e(t - \tau_i). \quad (1.14)$$

Le signal se propage ensuite dans le canal de propagation de retour, qui est en fait le même qu'à l'aller. Le signal reçu au niveau du sonar est donc le résultat de l'opération de convolution entre le signal au niveau de la cible avec la réponse impulsionnelle du canal :

$$s(t) = (h_{prop} \otimes s_c)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} s_c(t - \tau) h(\tau) d\tau. \quad (1.15)$$

En injectant les relations (1.6) et (1.14), l'expression de $s(t)$ devient :

$$s(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \sum_{i=1}^N a_i e(t - \tau_i - \tau) \sum_{j=1}^N a_j \delta(t - \tau_j) d\tau. \quad (1.16)$$

Puis se simplifie grâce à la fonction Dirac,

$$s(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_i a_j e(t - \tau_i - \tau_j). \quad (1.17)$$

Finalement le signal reçu par le récepteur du sonar actif s'exprime comme,

$$s(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{i,j} e(t - \tau_{i,j}), \quad (1.18)$$

où $a_{i,j} = a_i a_j$ et $\tau_{i,j} = \tau_i + \tau_j$ représentent respectivement l'amplitude et le retard de l'onde acoustique ayant parcouru le chemin i à l'aller puis j au retour.

Après avoir proposé un modèle de signal en sonar actif pour une cible immobile, nous proposons de développer ce modèle avec une cible en mouvement.

1.4.4 Le phénomène Doppler en sonar actif

Nous avons vu dans la section précédente qu'il y avait deux types de chemins de propagation dans le cas du sonar actif : les rayons propres simples et combinés. L'expression du Doppler sera différente suivant le type de rayon propre actif. Dans le cas du chemin de propagation simple, l'expression du coefficient de compression Doppler est donnée par [Hermand88] :

$$\eta_{i,i} = \frac{1}{1 - \frac{2V_i}{c}} = \frac{1}{1 - \frac{2|\vec{V}_c| \cos(\Phi_c - \Phi_i)}{c}}, \quad (1.19)$$

où $\eta_{i,i}$ est le coefficient de compression Doppler pour le chemin de propagation aller i et retour i . On remarquera qu'il y a un facteur 2 qui vient s'ajouter par rapport au cas passif, car l'onde parcourt la distance deux fois. Dans le cas du chemin de propagation combiné, la direction du rayon incident est différente de la direction du rayon réfléchi. La vitesse apparente vu par le rayon incident est donc différente de celui du rayon réfléchi. La figure 1.12 illustre la géométrie du problème. On remarque

que la projection du vecteur vitesse sur le rayon réfléchi est différente de la projection du vecteur vitesse sur le rayon incident. Le coefficient Doppler va donc dépendre de l'angle d'incidence Φ_i et de l'angle de réflexion Φ_r . L'expression du coefficient Doppler reste similaire à l'équation (1.19),

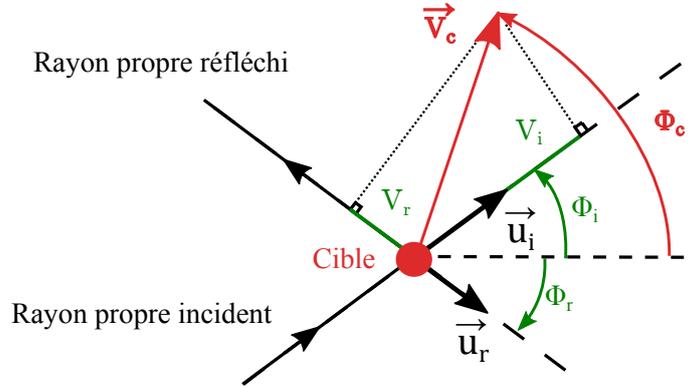


FIGURE 1.12 – Projection du vecteur vitesse de la cible \vec{V}_c sur le rayon propre incident et le rayon propre réfléchi. V_i et V_r sont les projections du vecteur vitesse cible sur le rayon incident et le rayon réfléchi.

exceptée pour le terme ci-dessous,

$$2V_i = 2\|\vec{V}\| \cos(\Phi_c - \Phi_i), \quad (1.20)$$

qui devient,

$$V_i + V_j = \|\vec{V}_c\| \cos(\Phi_c - \Phi_i) + \|\vec{V}_c\| \cos(\Phi_c - \Phi_j). \quad (1.21)$$

Finalement, le coefficient de compression Doppler pour une onde acoustique parcourant le chemin de propagation combiné i, j est donné par l'expression suivante :

$$\eta_{i,j} = \frac{1}{1 - \frac{V_i + V_j}{c}} = \frac{1}{1 - \frac{\|\vec{V}_c\| \cos(\Phi_c - \Phi_i) + \|\vec{V}_c\| \cos(\Phi_c - \Phi_j)}{c}}. \quad (1.22)$$

Le signal reçu s'exprime alors selon la relation suivante :

$$s(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{i,j} \sqrt{|\eta_{i,j}|} e(\eta_{i,j}(t - \tau_{i,j})). \quad (1.23)$$

1.4.5 Cas d'une cible étendue

Pour rapprocher le modèle de la réalité, nous devons prendre en compte la réponse impulsionnelle de la cible. Dans notre cas, les cibles sont des sous-marins ou des mammifères marins. Les *Delphinidés* font quelques mètres de longueur et un poids de quelques centaines de kilogrammes, tandis que le rorqual bleu peut mesurer jusqu'à 30 mètres de long pour un poids de 170 tonnes. Quant aux sous-marins, leur longueur peut aller de 50 à 150 mètres de long, pour des diamètres moyens de 10 mètres et un poids moyen de plusieurs milliers de tonnes. Notre modèle de cible ponctuelle n'est valable que si la profondeur temporelle de la cible est inférieure à la longueur d'onde du signal émis. Or un

signal à une fréquence de 5 kHz donne une longueur d'onde de 30 centimètres.

Nous proposons donc de représenter la cible par une série discrète de réflecteurs élémentaires, appelés dans le jargon *points brillants*. La réponse impulsionnelle de la cible peut donc être exprimée comme :

$$h_c(t) = \sum_{k=1}^{N_{pb}} \alpha_k \delta(t - \tau_k), \quad (1.24)$$

où N_{pb} représente le nombre de points brillants associés à la cible, α_k et τ_k représente respectivement l'atténuation et le retard du point brillant k . La figure 1.13 montre un exemple de réponse impulsionnelle d'un sous-marin. Les coins et les angles sont des réflecteurs plutôt spéculaires, ils renvoient de l'énergie dans toutes les directions, tandis que les surface planes ou courbes renvoient de l'énergie dans une direction privilégiée. Si la longueur du sous-marin est L , alors la durée de l'écho est égale à $2L/c$.

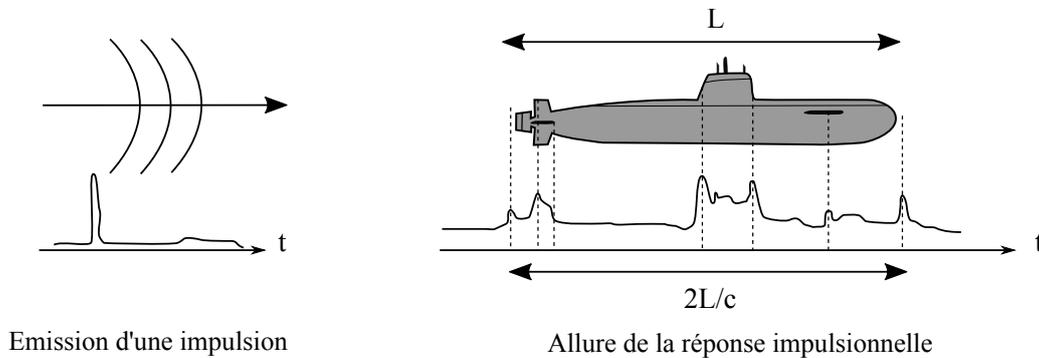


FIGURE 1.13 – Illustration de la réponse impulsionnelle d'un sous-marin pour un modèle discret de points brillants. La longueur du sous-marin est L et la durée de l'écho associée est égale à $2L/c$.

Nous avons représenté de façon simple la réponse impulsionnelle d'un sous-marin, cependant il faut prendre en compte le position relative de ce dernier dans l'espace par rapport à la direction d'arrivée de l'onde acoustique. La position d'un sous-marin par rapport au sonar est donnée par la distance r , l'immersion z et le gisement θ . La direction du sous-marin peut être différente de la direction de l'onde acoustique, c'est pourquoi il faut prendre en compte la différence angulaire dans la réponse impulsionnelle. On note θ_c l'angle formé par l'axe longitudinal de la cible et l'axe de l'antenne. Lorsque le sous-marin remonte à la surface ou bien lorsqu'il est en plongé, il a une inclinaison par rapport à l'horizontale. L'angle formé par le fond du sous-marin avec l'horizontale s'appelle *l'assiette*, et il est noté Φ_c . La figure 1.14 illustre les différences angulaires qui peuvent exister entre l'axe longitudinal du sous-marin et la direction de l'onde acoustique. Lorsque le cap du sous-marin est différent du gisement (illustré sur la figure 1.14.(a)), l'onde acoustique insonifie le sous-marin de côté et la longueur de l'écho devient plus petite que la longueur du sous-marin : on l'appelle la *longueur apparente*. Elle s'écrit comme,

$$L_a = L \cos(\theta - \theta_c), \quad (1.25)$$

où L est la longueur du sous-marin. La réponse de la cible sera aussi dépendante du site incident, du site réfléchi et de l'assiette du sous-marin (illustré sur la figure 1.14.(b)).

Pour résumer, le retard et l'atténuation de chacun des points brillants dépend en fait des para-

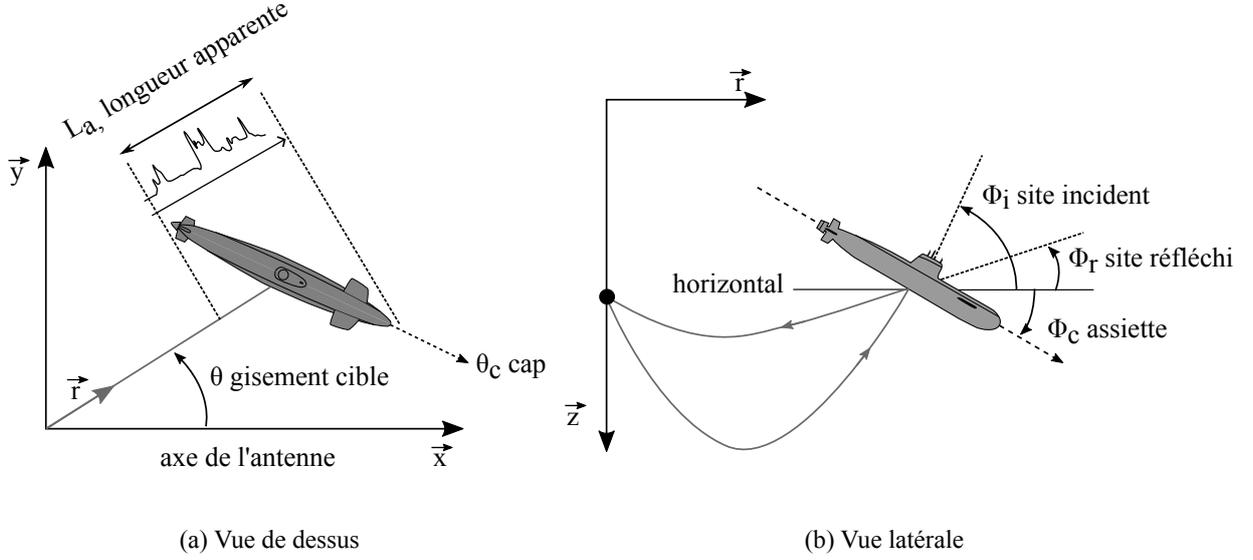


FIGURE 1.14 – Illustration géométrique représentant le sous-marin dans l’espace vue de dessus (a) et vue de côté (b). Ces figures montrent que la réponse impulsionnelle du sous-marin (atténuations et retards des points brillants) va dépendre des différences angulaires entre l’onde acoustique et le sous-marin.

mètres suivants :

- $\Delta\theta = \theta - \theta_c$, appelé *l’angle d’aspect* (en gisement).
- $\Delta\Phi_i = \Phi_i - \Phi_c$, que l’on appellera *l’angle d’aspect en site pour le rayon propre incident*.
- $\Delta\Phi_r = \Phi_r - \Phi_c$, que l’on appellera *l’angle d’aspect en site pour le rayon propre réfléchi*.
- Δf , le canal fréquentiel considéré.

Certaines études se sont servi du modèle d’un sous-marin générique (sans classification militaire) de 1700 tonnes, appelé BeTSSi (Benchmark Target Strength Simulation), pour modéliser la réponse acoustique de la cible [Nell03, Schneider03]. Nous utiliserons dans une partie du manuscrit la réponse impulsionnelle de ce sous-marin générée par un des outils de Thales Underwater Systems.

Finalement, dans le cas du sonar actif avec une cible étendue et en mouvement, le signal reçu peut s’écrire comme la convolution de 3 filtres avec le signal émis :

$$s(t) = h_{prop}(t) \otimes h_c(t) \otimes h_{prop}(t) \otimes e(t), \quad (1.26)$$

ou bien sous sa forme développée comme :

$$s(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^{N_{pb}} \alpha_k a_{i,j} \sqrt{|\eta_{i,j}|} e(\eta_{i,j}(t - \tau_{i,j} - \tau_k)). \quad (1.27)$$

1.5 Conclusions

Ce premier chapitre sur les ondes acoustiques a permis d’introduire la propagation des ondes acoustiques dans le milieu océanique, de présenter la modélisation des trajets des ondes acoustiques

sous la théorie des rayons et de proposer une modélisation du signal pour différentes configurations de l'environnement (sonar actif/passif) et de différentes hypothèses sur la cible (cible ponctuelle/étendue et fixe/en mouvement).

La propagation des ondes acoustiques dans le milieu océanique est plus complexe que dans le milieu aérien, car la célérité du milieu est variable spatialement et temporellement, et dépend de beaucoup de paramètres physiques. Les principales caractéristiques de la propagation des ondes dans le milieu océanique ont été abordées : l'importance des profils de célérité et l'existence de chenaux de propagation se comportant comme des guides d'ondes, ainsi que les pertes d'intensités des ondes acoustiques par divergence géométrique, par absorption du milieu et par interactions avec les interfaces.

La théorie des rayons a ensuite été présentée comme un modèle et un outil de description de la propagation des ondes acoustiques. Elle a permis d'introduire la notion de lancer de rayons et de "rayon propre". Les rayons propres reliant une source et une cible, caractérisent la réponse impulsionnelle d'un canal de propagation et sont donc très utilisés dans la modélisation du signal reçu. Le logiciel "Bellhop", développé par M. B. Porter, est utilisé dans cette thèse afin de simuler la propagation par un lancer de rayons gaussiens.

Grâce à cette modélisation multi-trajets du canal de propagation, nous avons proposé plusieurs modèles de signal reçu en considérant différents scénarios et différentes hypothèses sur la cible. Le premier cas est le cas du sonar passif, il présente un modèle de signal reçu pour une propagation multi-trajets et pour une cible ponctuelle fixe émettant un signal (section 1.4.1). La cible est ensuite considérée en mouvement dans le second modèle. Ceci permet d'introduire le phénomène Doppler large-bande et les projections du vecteur vitesse de la cible sur les rayons propres (section 1.4.2). Dans le troisième et quatrième modèle (section 1.4.3 et 1.4.4), nous considérons un scénario de sonar actif et une cible ponctuelle fixe et en mouvement. Ces modélisations du signal reçu permettent d'introduire la notion de rayon propre simple et combiné. Dans le cas du sonar actif, l'onde acoustique se propage entre l'émetteur et la cible, puis entre la cible et l'antenne de réception. Il existe alors des combinaisons possibles de chemins de propagation pour l'onde acoustique lorsque le canal de propagation est multi-trajets. Le dernier cas prend en compte une cible étendue qui peut être modélisée discrètement par une approche points brillants (section 1.4.5).

La figure 1.15 illustre le schéma synoptique de la forme d'onde émise par l'antenne d'émission jusqu'au signal reçu par l'antenne de réception. Elle synthétise les étapes que l'onde acoustique subit lors de sa propagation dans le canal. Le signal est d'abord transmis par une antenne d'émission (ou un seul hydrophone) qui est caractérisée par un diagramme de directivité spécifique à l'application. Il existe des antennes d'émission omnidirectionnelles en gisement mais directionnelles en site, il faut donc prendre en compte cette répartition d'énergie dans la colonne d'eau, car cela impacte le niveau d'amplitude des trajets acoustiques. Le signal électrique converti en onde acoustique est ensuite convolué avec la réponse impulsionnelle du canal de propagation aller. Ce filtre transforme le signal en une somme de versions retardées, atténuées en amplitude et contractées ou dilatées par l'effet Doppler du signal émis. Le signal est ensuite convolué à la réponse impulsionnelle de la cible, qui peut être simple (cible ponctuelle) ou complexe (cible étendue). Dans le cas complexe, l'orientation de la cible en gisement et en site par rapport à la direction d'arrivée de l'onde, le vecteur vitesse et la bande de fréquence sont des paramètres qui modifient la réponse impulsionnelle de la cible. Puis le signal est convolué par la réponse impulsionnelle du canal de propagation retour, considéré dans notre cas comme identique à l'aller. L'onde acoustique est finalement convertie en signal électrique par les transducteurs de l'antenne de réception du sonar.

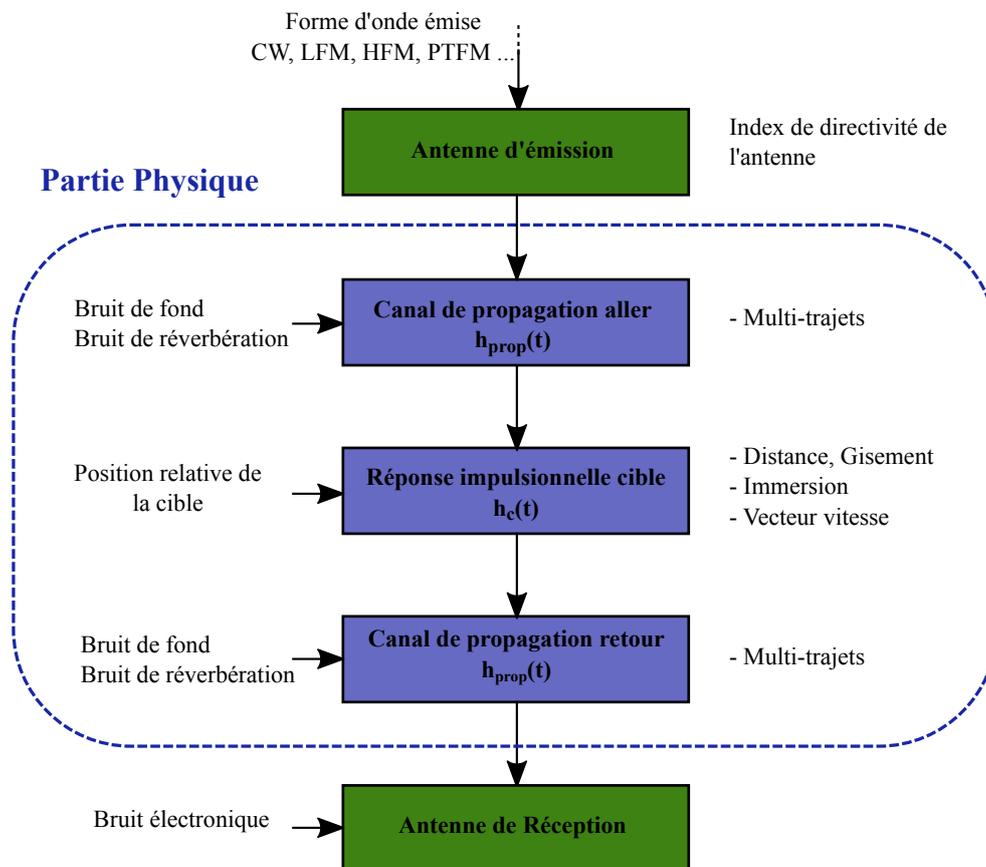


FIGURE 1.15 – Schéma synoptique du signal émis dans la partie physique, c'est à dire propagation dans le milieu océanique.

Traitement du signal et Traitement de l'information

Sommaire

2.1	Introduction	32
2.2	Traitement du signal	32
2.2.1	Pré-traitements	32
2.2.2	Traitement d'antenne	34
2.2.2.1	Formation de voies conventionnelles	36
2.2.2.2	Formation de voies adaptatives (Capon)	39
2.2.2.3	Les méthodes à haute résolution	41
2.2.2.4	Techniques de lissage	43
2.2.2.5	La formation de voies sur voies	44
2.2.3	Traitement cohérent	46
2.2.3.1	Introduction	46
2.2.3.2	Modélisation large bande et bande étroite du signal reçu	46
2.2.3.3	L'estimateur du maximum de vraisemblance	48
2.2.3.4	Application à des signaux synthétiques bande étroite	50
2.2.3.5	Application à des signaux synthétiques large bande	55
2.2.4	Normalisation et détection	58
2.2.4.1	Normalisation	58
2.2.4.2	Détection	59
2.2.5	Conclusions	62
2.3	Traitement de l'information	66
2.3.1	Localisation	66
2.3.1.1	Introduction au problème inverse	67
2.3.1.2	Inversion appliquée à la localisation de source	70
2.3.2	Classification	71
2.3.2.1	Index de cible	71
2.3.2.2	Paramètres discriminants	73
2.4	Conclusions	74

2.1 Introduction

Ce **chapitre 2** présente la partie **traitement du signal** puis la partie **traitement de l'information** de la chaîne du sonar actif que nous avons présentée sur la figure 1.3 .

La section 2.2 présente les étapes du bloc traitement du signal de la chaîne du sonar actif (schéma synoptique illustré sur la figure 2.1).

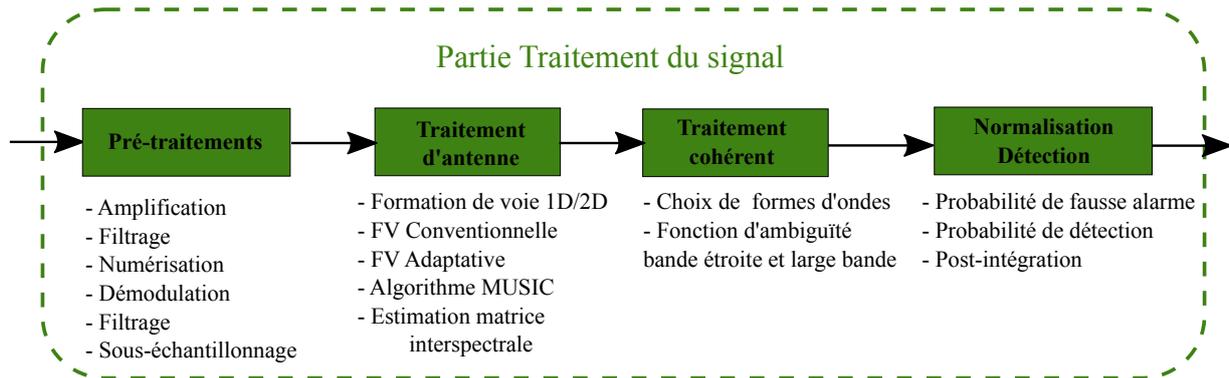


FIGURE 2.1 – Schéma synoptique de la partie Traitement du signal.

Nous présentons tout d'abord les pré-traitements, puis les traitements d'antenne avec la formation de voies conventionnelles, la formation de voies adaptatives, l'algorithme MUSIC, les techniques de lissage et la formation de voies sur voies.

Le traitement cohérent est ensuite présenté en décrivant l'apport de la fonction d'ambiguïté large bande par rapport à la fonction d'ambiguïté bande étroite dans le cas de signaux large bande avec un fort produit BT . La problématique de normalisation est ensuite présentée, puis l'étape de détection est introduite en rappelant la théorie de la détection. Nous proposons ensuite de construire les courbes caractéristiques de notre détecteur en supposant un bruit qui suit une loi du χ^2 à deux degrés de liberté.

La section 2.3 présente brièvement les étapes qui peuvent être réalisées dans le bloc traitement de l'information. Nous présentons la problématique de localisation de cible en introduisant le problème inverse et l'inversion, et discutons des méthodes existantes. Nous exposons ensuite les paramètres qui font varier l'index de cible pour un sous-marin et un mammifère marin. Nous rappelons les paramètres existants actuellement pour la classification de cible en sonar actif, et proposons deux nouveaux paramètres qui sont l'immersion instantanée et le vecteur vitesse instantané de la cible.

2.2 Traitement du signal

2.2.1 Pré-traitements

La partie pré-traitements explique brièvement les étapes de démodulation, de filtrage et de sous-échantillonnage. Ces étapes sont généralement effectuées avant les principaux traitements afin de diminuer la charge de calcul en diminuant le nombre d'échantillons à traiter sans dégrader le signal

utile. Ces trois étapes sont illustrées dans le domaine des fréquences sur la figure 2.2.

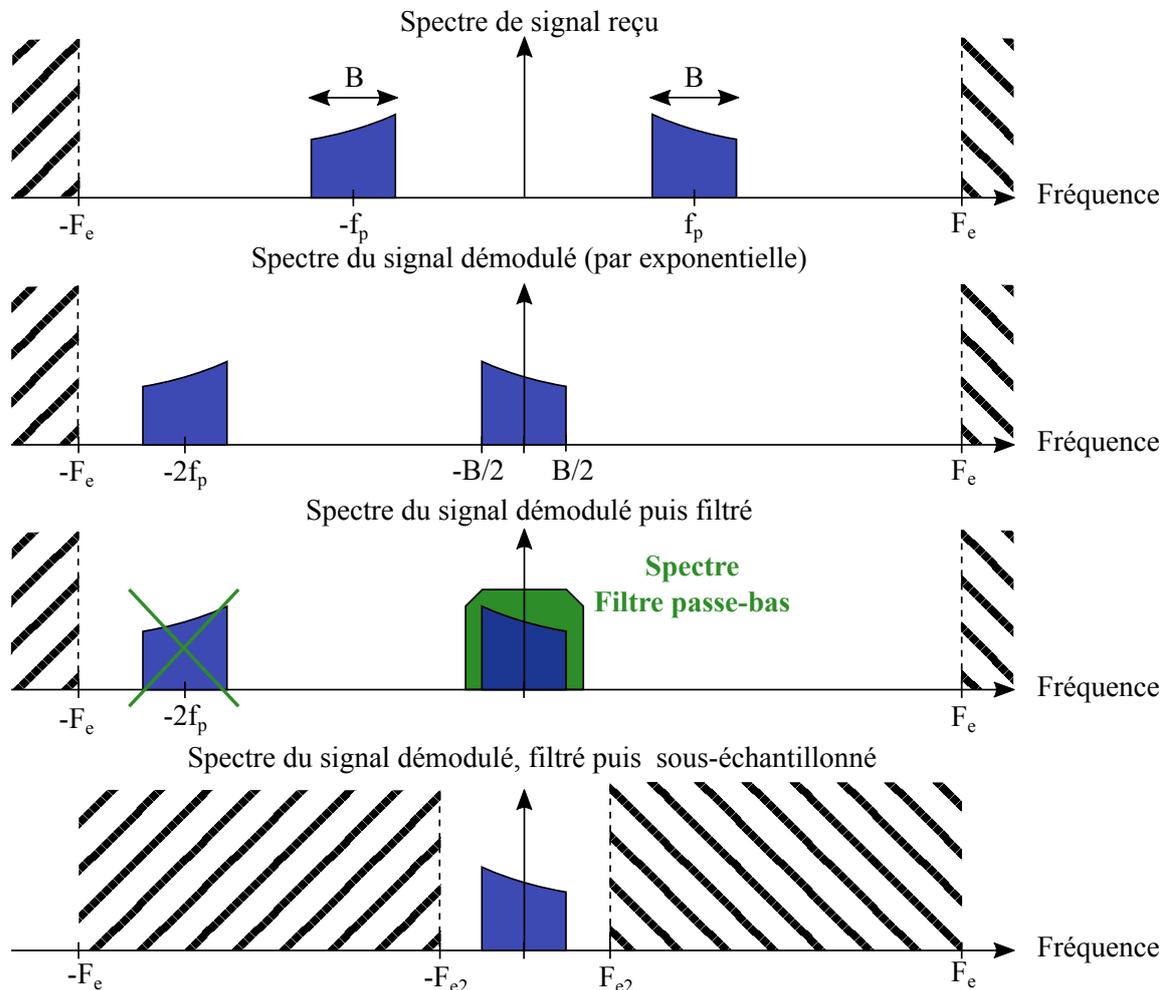


FIGURE 2.2 – De haut en bas. Spectre du signal reçu puis spectres des étapes de démodulation (par exponentielle) de la fréquence porteuse f_p , filtrage du spectre entre $[-B/2; B/2]$, puis sous-échantillonnage du signal reçu à la fréquence d'échantillonnage F_{e2} .

En partant du haut de la figure, nous montrons l'évolution du spectre du signal reçu passant par les étapes de démodulation, de filtrage et de sous-échantillonnage. Le signal reçu est un signal réel, autrement dit son spectre est symétrique. La bande du signal utile B est très souvent centrée sur la fréquence porteuse f_p et la fréquence d'échantillonnage F_e doit être égale ou supérieure à deux fois la fréquence maximum du signal utile, $f_p + B/2$, afin de respecter le théorème de Nyquist-Shannon [Wyner98, Shannon49]. Lors de l'émission, le signal utile est modulé en fréquence, c'est à dire que son spectre est translaté à la fréquence porteuse. Lors de la réception, l'étape inverse est effectuée pour récupérer le signal utile. Cette étape de démodulation consiste à multiplier le signal reçu par le vecteur $e^{-2i\pi f_p t}$. Ceci revient dans le domaine des fréquences à translater le spectre sur la gauche de $-f_p$. La partie positive du spectre se retrouve alors centrée en zéro et la partie négative est quant à elle décalée à la fréquence $-2f_p$. L'étape suivante est le filtrage : le but est de conserver uniquement la partie du spectre centrée en zéro et de l'altérer le moins possible en amplitude et en phase. Le filtrage est généralement réalisé à l'aide d'un filtre à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF)

d'ordre n . Dans notre cas, le filtre utilisé est un filtre de type passe-bas, c'est à dire qu'il conserve uniquement les fréquences en dessous de la fréquence de coupure, et il est généralement appliqué grâce à l'opération de convolution. La dernière étape consiste à sous-échantillonner le signal filtré : c'est à dire à diminuer la fréquence d'échantillonnage. Le spectre du signal utile étant centré en zero et de fréquence maximale $B/2$, nous pouvons réduire la fréquence d'échantillonnage de F_e à $F_{e2} > B/2$ afin de réduire la charge de calcul des étapes suivantes. Après toutes ces étapes, nous retrouvons le spectre du signal en bande de base, qui est un signal à valeurs complexes car son spectre est non-symétrique.

Nous allons maintenant expliquer les principaux traitements d'antenne qui existent et qui permettent de déterminer les directions d'arrivée des ondes acoustiques.

2.2.2 Traitement d'antenne

Les systèmes sonars passifs ou actifs ont différentes applications et différents objectifs à remplir. Les systèmes passifs sont représentés par des antennes passives utilisées uniquement pour la réception, tandis que les systèmes actifs sont composés soit d'une antenne qui joue le rôle de l'émission et de la réception, soit de deux antennes séparées. Sur la figure 2.3 sont représentés différents systèmes sonars militaires : l'antenne linéaire remorquée utilisée en tant que système passif ou bien actif lorsqu'il est associé à une émission du sonar actif remorqué, le sonar actif d'étrave, le sonar trempé qui est plongé dans l'eau par un treuil situé sur un hélicoptère et la bouée acoustique qui est une antenne passive.

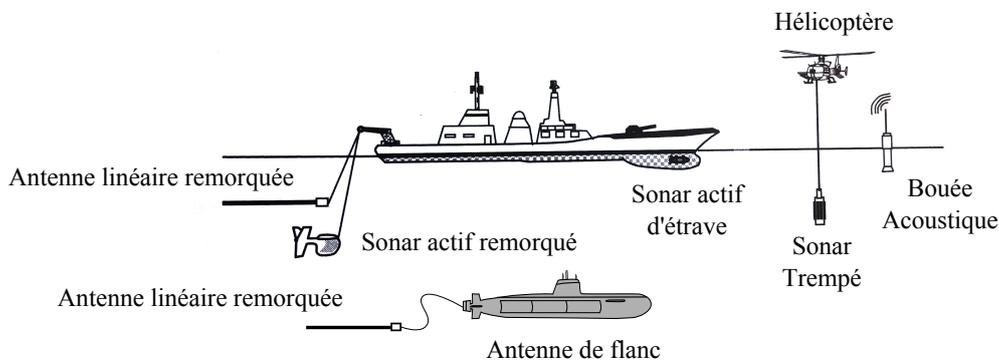


FIGURE 2.3 – Représentation des différentes antennes et sonar militaires que l'on peut retrouver en mer.

Ces différents systèmes peuvent être des antennes à une, deux ou trois dimensions selon leurs configurations. Chaque antenne est illustrée sur la figure 2.4.

L'antenne la plus utilisée est certainement l'antenne linéaire remorquée (ALR). Elle est le plus souvent tractée par une frégate, mais peut aussi être mise en place à l'arrière d'un sous-marin. On retrouve ce système dans le domaine de la prospection pétrolière [Lavergne86] où le bateau tracte plusieurs antennes linéaires parallèles avec des surfaces pouvant aller jusqu'à 12 km^2 afin de sonder les fonds marins¹. L'antenne linéaire remorquée possède une ambiguïté conique, c'est à dire qu'elle ne permet pas de dire si l'onde est arrivée par le côté gauche ou le côté droit, ni par le haut ou par le

1. <https://www.pgs.com/marine-acquisition/tools-and-techniques/the-fleet/active-fleet/ramform-titan/>

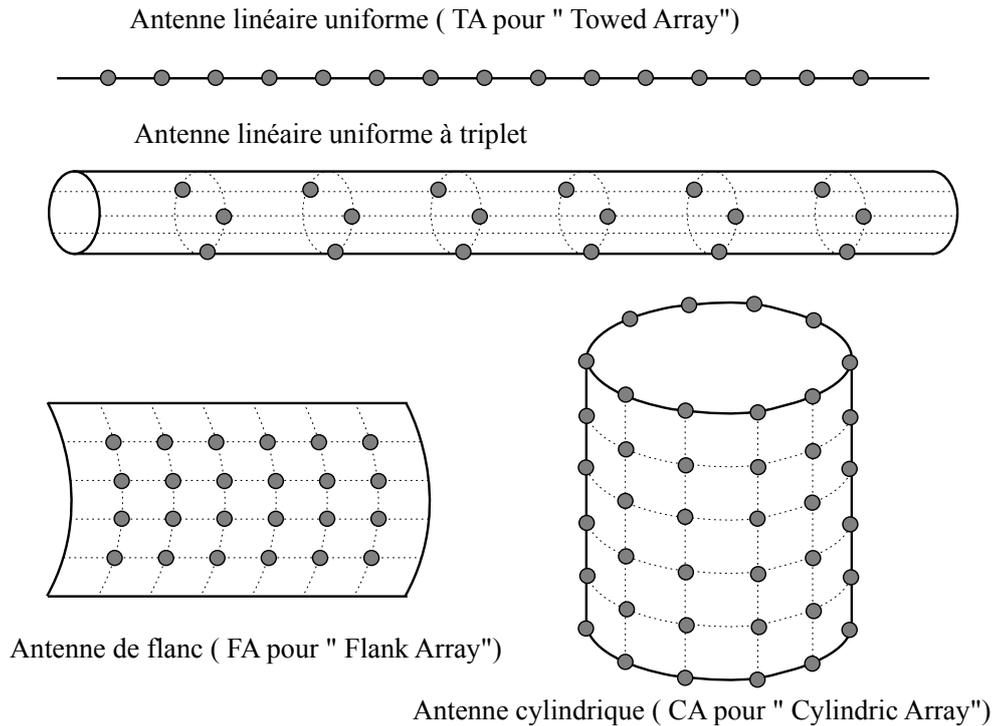


FIGURE 2.4 – Représentation d’une antenne linéaire remorquée (ALR ou TA), d’une antenne linéaire à triplets, d’une antenne de flanc (FA) et d’une antenne cylindrique (CA).

bas. Il existe cependant une amélioration qui permet de lever cette ambiguïté : ce sont les antennes dites à triplets. Comme illustré sur la figure 2.4, c’est une antenne linéaire qui est composée de trois capteurs au lieu d’un pour tous les tronçons (type câble OBC, Ocean Bottom Cable).

La seconde antenne est l’antenne de flanc qui est située sur les flancs des sous-marins (FA pour *Flank Array* en Anglais). Selon le constructeur, la FA peut être plan ou bien "conforme". Une FA conforme implique une antenne 3D qui épouse la forme de la coque. Cette antenne composée de lignes et de colonnes de capteurs permet de mesurer, grâce aux traitements d’antenne décrits dans les paragraphes suivants, le gisement et le site d’un trajet acoustique. Il existe aussi une antenne placée généralement à l’avant d’un bateau ou d’un sous-marin qui prend la forme d’une sphère ou d’un cylindre (CA pour *Cylindrical Array* en Anglais). L’antenne est en fait composée de lignes et de colonnes de capteurs sur la surface d’un cylindre. Ce cylindre est généralement fabriqué dans un matériau dit "transparent" aux ondes acoustiques afin que tous les capteurs puissent enregistrer une onde acoustique dans toutes les directions. La FA et la CA sont des antennes dites "surfaiques", et sont donc capables de mesurer les gisements et les sites des ondes acoustiques.

Nous rappelons brièvement les principaux objectifs des antennes et des traitements d’antennes :

- Améliorer le rapport signal à bruit grâce au nombre de capteurs sur l’antenne. Effectivement, une antenne peut mesurer plusieurs réalisations de l’onde acoustique grâce aux différents capteurs et réhausser ainsi le niveau du signal par rapport au bruit lors du traitement d’antenne. Ceci permet d’augmenter la distance de détection des cibles.
- Estimer les directions des ondes acoustiques provenant des cibles (ou des sources). Les directions d’une onde acoustique sont le gisement dans le plan horizontal et le site (ou angle d’élévation) dans le plan vertical. Une antenne a donc la capacité de séparer deux cibles de

même distance mais avec un gisement différent ou bien de séparer deux trajets acoustiques d'une même cible avec un site différent.

Nous présentons maintenant les principaux traitements d'antennes qui existent et qui sont utilisés en acoustique sous-marine. Dans un premier temps, nous nous intéressons à la formation de voies conventionnelles, à la façon dont le filtre spatial est construit et aux paramètres qui caractérisent chaque traitement d'antenne. Dans un second temps, nous présentons la formation de voies adaptatives qui est un filtre spatial plus performant que la formation de voies conventionnelles. Nous montrons ces limitations et proposons des solutions existantes dans la littérature. Dans un troisième temps, nous présentons les méthodes à haute résolution et plus particulièrement la méthode MUSIC. Ces méthodes plus performantes que les deux précédentes se basent sur des connaissances à priori de la structure de la matrice de covariance. Nous montrons également les limitations de ces méthodes et proposons des solutions existantes dans la littérature. Nous nous intéressons particulièrement aux techniques de lissage pour résoudre le cas de séparation des trajets acoustiques cohérents, ainsi qu'au principe de formation de voies sur voies utilisé pour améliorer les performances en condition réelle.

2.2.2.1 Formation de voies conventionnelles

La formation de faisceau (*beamforming* en Anglais) est un filtre spatial qui permet "d'écouter les sons" arrivant dans une certaine direction. Cette méthode, couramment appelée formation de voies conventionnelles, a été historiquement introduite pour remplacer la formation mécanique de voie utilisée dans les premiers systèmes sonar [Bouvet91]. En effet, dans les années 1920, les sonaristes devaient changer l'orientation de l'antenne afin d'écouter dans la direction souhaitée. Cette méthode simple est encore largement utilisée dans le domaine du traitement d'antenne [Veen88, Collins94, Krim96]. Nous introduisons maintenant le modèle de l'onde plane arrivant sur une antenne linéaire et uniforme, puis nous proposons de construire le filtre spatial aboutissant à la formation de voies conventionnelles par une approche de détection.

Supposons que l'on veuille détecter une onde plane monochromatique de fréquence f_0 à partir d'une antenne composée de N capteurs. Le vecteur d'onde associé à cette onde plane monochromatique est perpendiculaire au front d'onde et est noté \vec{k} . La norme du vecteur d'onde est donnée par la relation suivante,

$$\|\vec{k}\| = 2\pi\lambda = 2\pi f_0/c, \quad (2.1)$$

où λ est la longueur d'onde à la fréquence f_0 et c la célérité des ondes. La position du capteur n sur l'antenne est repérée par le vecteur \vec{r}_n , avec pour origine le capteur numéro 1 (capteur référence). Le signal à détecter, à une constante complexe près, s'écrit comme le vecteur :

$$\underline{d}_\theta = \left[1, e^{i\vec{k} \cdot \vec{r}_1}, e^{i\vec{k} \cdot \vec{r}_2}, \dots, e^{i\vec{k} \cdot \vec{r}_N} \right]^\dagger, \quad (2.2)$$

où \dagger représente l'opérateur de transposition complexe. Chaque composante du vecteur représente ainsi le signal à détecter pour un capteur de l'antenne. Ce vecteur est appelé le *vecteur de pointage* (ou le *steering vector* en Anglais). La figure 2.5 illustre la propagation d'une onde plane sur une antenne linéaire uniforme composée de N capteurs.

Le produit scalaire $\vec{k} \cdot \vec{r}_n$ devient,

$$\vec{k} \cdot \vec{r}_n = -2\pi f_0(n-1) \frac{d \cos \theta}{c}, \quad (2.3)$$

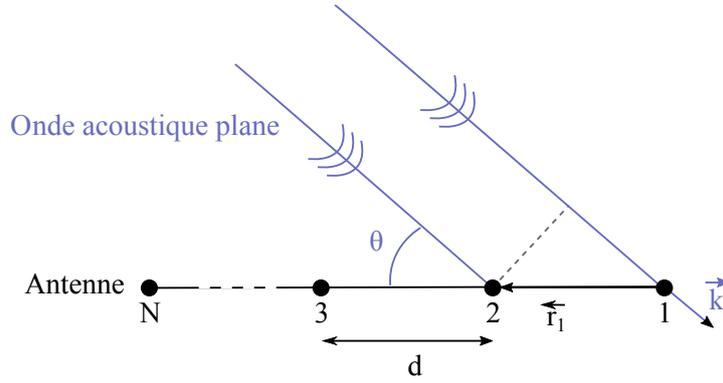


FIGURE 2.5 – Propagation d'une onde plane sur une antenne linéaire uniforme de N capteurs. La distance inter-capteur est notée d et l'angle d'arrivée de l'onde par rapport à l'antenne est noté θ .

où n est le numéro du capteur. Le retard temporel de l'onde entre deux capteurs de l'antenne est donc représenté par $\frac{d \cos \theta}{c}$. Le vecteur de pointage se réécrit comme :

$$\underline{d}_\theta = \left[1, e^{-2i\pi f_0 \frac{d \cos \theta}{c}}, e^{-2i\pi f_0 \frac{2d \cos \theta}{c}}, \dots, e^{-2i\pi f_0 \frac{(N-1)d \cos \theta}{c}} \right]^\dagger. \quad (2.4)$$

Dans le cas d'un signal monochromatique, la définition temporelle et fréquentielle du vecteur de pointage est identique. Le vecteur de pointage peut être vu comme un vecteur qui modélise le retard temporel de l'onde sur chaque capteur. Considérons maintenant le vecteur d'observation temporel de l'antenne,

$$\underline{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T, \quad (2.5)$$

ou dans le domaine fréquentiel,

$$\underline{X}(f) = [X_1(f), X_2(f), \dots, X_N(f)]^T, \quad (2.6)$$

où T est l'opérateur de transposition. Considérons que le bruit est Gaussien et blanc spatialement, alors le filtre optimal pour détecter l'onde d'une seule source est la corrélation entre le vecteur de pointage et le vecteur d'observation. La sortie du "filtre adapté" s'exprime comme :

$$\underline{d}_\theta^\dagger \underline{x}(t) = \sum_{n=1}^N x_n(t) e^{-2i\pi f(n-1) \frac{d \cos \theta}{c}}, \quad (2.7)$$

où \underline{d}_θ joue le rôle du filtre optimal. L'opération de filtrage peut être vue comme la somme des signaux d'observation de chaque capteur remis en phase. La puissance *moyenne* de sortie du filtre ou aussi le diagramme de directivité est donné par :

$$P_{FVC}(\theta) = E \left[|\underline{d}_\theta^\dagger \underline{x}(t)|^2 \right] = \underline{d}_\theta^\dagger E[\underline{x}(t) \underline{x}^\dagger(t)] \underline{d}_\theta. \quad (2.8)$$

En utilisant la définition de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}(t)$, l'estimée de $\mathbf{R}(t)$ s'écrit comme :

$$\hat{\mathbf{R}}(t) = E[\underline{x}(t) \underline{x}^\dagger(t)], \quad (2.9)$$

ou la définition de la matrice interspectrale $\mathbf{\Gamma}(f)$, l'estimée de $\mathbf{\Gamma}(f)$ s'écrit comme :

$$\widehat{\mathbf{\Gamma}}(f) = E[\underline{X}(f) \underline{X}^\dagger(f)] = \text{TF} [\widehat{\mathbf{R}}(t)] = \text{TF} [E[\underline{x}(t) \underline{x}^\dagger(t)]], \quad (2.10)$$

où TF fait référence à la Transformée de Fourier. La puissance du filtre s'écrit donc dans le domaine temporel comme :

$$P_{FVC}(\theta) = \underline{d}_\theta^\dagger \widehat{\mathbf{R}}(t) \underline{d}_\theta, \quad (2.11)$$

ou dans le domaine fréquentiel comme :

$$P_{FVC}(\theta) = \underline{d}_\theta^\dagger \widehat{\mathbf{\Gamma}}(f) \underline{d}_\theta. \quad (2.12)$$

Dans la plupart des cas, il est préférable d'utiliser la formule fréquentielle avec la matrice interspectrale. Cette matrice est généralement estimée par un moyennage sur plusieurs réalisations en supposant que le signal est stationnaire et ergodique au second ordre. La formation de voies consiste donc à estimer la direction d'arrivée de l'onde en maximisant la sortie du filtre lorsque l'on fait varier l'angle θ .

Les performances d'un traitement d'antenne sont en général données par deux paramètres que l'on peut observer sur le diagramme de directivité. Le premier paramètre est la finesse du lobe principal, il caractérise la capacité d'un traitement à séparer deux sources proches. On parle souvent de la résolution du lobe principal à - 3 dB, ou de largeur de voie à - 3 dB, ou bien du $2\theta_3$. Si deux sources de même niveau sont séparées angulairement de moins de $2\theta_3$, alors le traitement ne pourra pas les séparer sans que les mesures soient biaisées. La largeur de voie à - 3 dB pour une antenne linéaire avec un espacement inter-capteur d uniforme est approximativement [Bouvet91] égale à :

$$2\theta_3(\theta) = 50 \frac{\lambda}{Nd \sin \theta} \text{ pour des grandes valeurs de } N, \quad (2.13)$$

où θ est la direction observée. Lorsque $\theta = \pi/2$, c'est à dire lorsque l'onde acoustique arrive par le travers de l'antenne (*broadside* en Anglais, perpendiculairement à l'axe de l'antenne), la largeur de voie à - 3 dB est minimale. Effectivement la longueur apparente de l'antenne vue par l'onde acoustique est totale, donc la résolution angulaire est minimale. Dans le cas contraire, c'est à dire lorsque la direction d'une onde est parallèle à l'axe de l'antenne, la longueur apparente est quasi-nulle, donc la résolution angulaire est dégradée. Les méthodes décrites dans les paragraphes suivants permettent d'améliorer cette résolution angulaire en ajoutant des informations sur l'environnement.

Le second paramètre est la dynamique entre le niveau du lobe principal et le niveau du lobe secondaire : il caractérise la capacité d'un traitement à détecter une source de niveau faible dans les lobes secondaires de la source de niveau fort.

De même que dans les outils d'analyse spectrale, il existe la possibilité d'améliorer les performances de la formation de voies conventionnelles en multipliant le vecteur de pointage par une fenêtre de pondération du type Hanning, Hamming ou bien Gaussien [Kay88, Marple Jr87]. Ces fenêtres de pondération permettent d'affiner le lobe principal aux dépens d'une augmentation du niveau des lobes secondaires ou inversement. On retiendra que le niveau du premier lobe secondaire sans fenêtre de pondération est égal à -13,3 dB.

Dans la suite du manuscrit, nous raisonnerons dans le domaine des fréquences et omettrons la dépendance en f de certaines variables.

2.2.2.2 Formation de voies adaptatives (Capon)

La formation de voies adaptatives, dite au sens de Capon [Capon69], est un filtre linéaire construit à partir du problème de minimisation suivant :

$$\begin{cases} \min \|\underline{H}^\dagger \underline{X}\|^2 = \min \underline{H}^\dagger \underline{\Gamma} \underline{H} \\ \text{sous contrainte que } \underline{H}^\dagger \underline{d}_\theta = 1 \end{cases}, \quad (2.14)$$

où \underline{H} est le filtre fréquentiel recherché. Le filtre s'adapte à l'environnement en minimisant la puissance moyenne de sortie du filtre dans toutes les directions, sous la contrainte que l'énergie dans la direction θ soit conservée, ici égale à 1. On peut interpréter ce filtre en disant que l'énergie provenant de la direction θ est considérée comme du signal et que toutes les autres directions sont du bruit et que leurs variances doivent être minimisées. Avant de résoudre ce problème de minimisation, nous rappelons brièvement la propriété des matrices hermitiennes :

Propriété 2.1

Si la matrice $\underline{\Gamma}^{-1}$ est hermitienne, alors la transposée (ou transposée complexe) de la matrice est égale à la matrice, $(\underline{\Gamma}^{-1})^\dagger = \underline{\Gamma}^{-1}$. Par conséquent, $(\underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta)^\dagger = \underline{d}_\theta^\dagger (\underline{\Gamma}^{-1})^\dagger = \underline{d}_\theta^\dagger \underline{\Gamma}^{-1}$,

ainsi que la définition du produit scalaire hermitien générique :

Définition 2.1

Définition du produit scalaire hermitien :

Soit H un espace pré-hilbertien et $\underline{\Gamma}$ une matrice Hermitienne, alors

$$\forall (X, Y) \in H^2, \underline{X}^\dagger \underline{\Gamma} \underline{Y} = \langle \underline{X}, \underline{Y} \rangle_{\underline{\Gamma}}, \quad (2.15)$$

et le théorème de Cauchy-Schwarz avec le produit scalaire hermitien générique :

Théorème 2.1

Théorème de Cauchy-Schwarz :

Soit H un espace pré-hilbertien et $\underline{\Gamma}$ une matrice Hermitienne, alors

$$\forall (X, Y) \in H^2, |\langle \underline{X}, \underline{Y} \rangle_{\underline{\Gamma}}|^2 \leq |\langle \underline{X}, \underline{X} \rangle_{\underline{\Gamma}}| |\langle \underline{Y}, \underline{Y} \rangle_{\underline{\Gamma}}|. \quad (2.16)$$

Nous cherchons maintenant à trouver l'expression du filtre \underline{H} qui respecte le problème de minimisation. Nous partons de l'équation de la contrainte, nous l'élevons au carré, puis nous injectons le terme $\underline{\Gamma} \underline{\Gamma}^{-1} = 1$,

$$|\underline{H}^\dagger \underline{d}_\theta|^2 = |\underline{H}^\dagger \underline{\Gamma} \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta|^2. \quad (2.17)$$

Nous réécrivons l'équation sous la forme du produit scalaire hermitien,

$$|\underline{H}^\dagger \underline{d}_\theta|^2 = |\langle \underline{H}, \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta \rangle_{\underline{\Gamma}}|^2. \quad (2.18)$$

Puis nous utilisons le théorème de Cauchy-Schwarz pour majorer la contrainte :

$$|\underline{H}^\dagger \underline{d}_\theta|^2 \leq |\langle \underline{H}, \underline{H} \rangle_{\underline{\Gamma}}| \cdot |\langle \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta, \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta \rangle_{\underline{\Gamma}}|. \quad (2.19)$$

Or $\underline{H}^\dagger \underline{d}_\theta = 1$,

$$1 \leq \underline{H}^\dagger \underline{\Gamma} \underline{H} \cdot (\underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta)^\dagger \underline{\Gamma} (\underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta). \quad (2.20)$$

L'inéquation s'exprime finalement comme :

$$\underline{H}^\dagger \underline{\Gamma} \underline{H} \geq \frac{1}{\underline{d}_\theta^\dagger \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta}. \quad (2.21)$$

Nous avons donc trouvé le minorant de notre critère à minimiser $\underline{H}^\dagger \underline{\Gamma} \underline{H}$, qui est aussi la puissance en sortie de voie. Ce minorant est atteint dès lors que l'inégalité de Cauchy-Schwarz devient une égalité, et donc lorsque les vecteurs \underline{H} et $\underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta$ sont colinéaires :

$$\underline{H}_{Capon} = k \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta, \quad (2.22)$$

où k est un scalaire. La contrainte $\underline{H}^\dagger \underline{d}_\theta = 1$ permet de déterminer ce scalaire :

$$\underline{H}_{Capon}^\dagger \underline{d}_\theta = 1 \quad (2.23)$$

$$(k \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta)^\dagger \underline{d}_\theta = 1 \quad (2.24)$$

$$k = \frac{1}{\underline{d}_\theta^\dagger \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta}. \quad (2.25)$$

Le filtre optimal de Capon s'exprime finalement :

$$\underline{H}_{Capon} = \frac{\underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta}{\underline{d}_\theta^\dagger \underline{\Gamma}^{-1} \underline{d}_\theta}, \quad (2.26)$$

et la puissance moyenne en sortie du filtre adaptatif s'écrit :

$$P_{Capon}(\theta) = \underline{H}_{Capon}^\dagger \hat{\underline{\Gamma}} \underline{H}_{Capon} = \frac{1}{\underline{d}_\theta^\dagger \hat{\underline{\Gamma}}^{-1} \underline{d}_\theta}. \quad (2.27)$$

La méthode de Capon apporte de meilleures performances que la formation de voies conventionnelles car on lui ajoute de l'information sur le modèle des ondes dans les vecteurs de pointage. Cette information supplémentaire permet d'obtenir une meilleure finesse du lobe principal, cependant les performances diminuent sensiblement face à des écarts au modèle : distorsion de l'onde, erreur de modélisation de l'amplitude et de la phase des capteurs, déformation de l'antenne ou mauvais positionnement des capteurs.

On remarque que l'inversion de la matrice interspectrale est nécessaire dans le calcul de la formation de voies adaptatives, ce qui suppose que la matrice soit inversible (c'est à dire de rang plein). La présence de bruit assure normalement le conditionnement de la matrice, mais en pratique la grande dimension de la matrice fait que cela ne suffit plus. La matrice est alors singulière ou mal conditionnée, et l'inversion amène à des instabilités numériques. Il faut donc appliquer des méthodes de régularisation afin de se ramener au cas d'une inversion de matrice de rang plein. Les méthodes améliorant la robustesse de l'algorithme de Capon sont appelées les méthodes Robuste Capon. On peut citer la méthode du chargement de la diagonale qui consiste à ajouter une constante α sur les éléments de la diagonale de la matrice [Vincent04]. Cela revient à ajouter un bruit blanc décorrélé spatialement et fréquentiellement de variance α . La difficulté de cette méthode de régularisation est de déterminer la valeur optimale de α . On peut citer quelques approches [Carlson88, Kim98, Ma03, Vincent04] qui proposent des méthodes répondant à ce problème.

2.2.2.3 Les méthodes à haute résolution

Les méthodes à haute résolution ont été proposées afin de répondre aux inconvénients des méthodes de traitement d'antenne vues précédemment, notamment le pouvoir de séparation de deux sources proches. Contrairement aux méthodes précédentes, celles-ci sont dites paramétriques, car elles ont besoin de fixer le nombre de sources à estimer, et ce paramètre est généralement inconnu. Les méthodes à haute résolution ou à sous-espace supposent connue la structure de la matrice interspectrale (ou de covariance) des signaux issus des capteurs, et plus particulièrement sur les matrices interspectrales du bruit et des sources. Elles s'appuient donc sur cet apport d'information pour être plus efficace, cependant, si la réalité des mesures s'écarte du modèle de la matrice interspectrale, alors les performances des méthodes se dégradent rapidement.

La méthode MUSIC (acronyme pour *MUltiple Signal Classification* en Anglais) est la méthode à haute résolution la plus connue. Elle a été introduite par Bienvenu et Kopp [Bienvenu81], puis définie ensuite par Schmidt [Schmidt86]. Elle est basée sur la décomposition de la matrice interspectrale des signaux issus des capteurs en un sous-espace "signal" et un sous-espace "bruit. Nous présentons maintenant son principe.

Soit N le nombre de capteurs et P le nombre de sources indépendantes. Sous l'hypothèse d'une antenne linéaire et d'une onde acoustique plane monochromatique, la matrice interspectrale des sources s'écrit pour une fréquence donnée :

$$\mathbf{\Gamma}_s = \sum_{p=1}^P \gamma_p \underline{d}_{\theta_p} \underline{d}_{\theta_p}^\dagger, \quad (2.28)$$

où γ_n est la densité spectrale de puissance de la source et \underline{d}_{θ_n} est le vecteur directeur de la source n par rapport au capteur de référence. La matrice $\mathbf{\Gamma}_s$ est de taille $N \times N$ et son rang est égal à P . Sous l'hypothèse d'un bruit blanc spatialement de variance σ_b^2 , la matrice interspectrale du bruit s'écrit pour une fréquence donnée :

$$\mathbf{\Gamma}_b = \sigma_b^2 Id, \quad (2.29)$$

où Id est la matrice identité. Sous l'hypothèse que les sources et le bruit sont indépendants et que le nombre de sources à caractériser est inférieur ou égal au nombre de capteurs, $P \leq N$, alors la matrice interspectrale des signaux issus des capteurs s'écrit :

$$\mathbf{\Gamma} = \mathbf{\Gamma}_b + \mathbf{\Gamma}_s = \sum_{p=1}^P \gamma_p \underline{d}_{\theta_p} \underline{d}_{\theta_p}^\dagger + \sigma_b^2 Id. \quad (2.30)$$

En théorie, les matrices interspectrales sont hermitiennes, $\mathbf{\Gamma}^\dagger = \mathbf{\Gamma}$, et définies positives. Ceci implique que toutes les valeurs propres sont réelles et positives et que les vecteurs propres associés sont orthogonaux. L'orthogonalité entre les vecteurs propres est la propriété majeure sur laquelle se repose l'algorithme MUSIC contrairement aux algorithmes de type ICA (Independent Component Analysis). La décomposition de la matrice interspectrale peut donc être réécrite sous la forme suivante :

$$\mathbf{\Gamma} = \mathbf{\Gamma}_b + \mathbf{\Gamma}_s = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^\dagger = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{U}_s^\dagger + \sigma_b^2 \mathbf{U}_b \mathbf{U}_b^\dagger, \quad (2.31)$$

où

- $\mathbf{\Lambda}$, de dimensions $N \times N$, est la matrice diagonale des valeurs propres, $\lambda_1, \dots, \lambda_N$, issue de la décomposition de la matrice interspectrale $\mathbf{\Gamma}$.

- $\mathbf{\Lambda}_s$, de dimensions $P \times P$, est la matrice diagonale des valeurs propres issue de la décomposition de la matrice interspectrale des sources.
- σ_b^2 est la variance du bruit ou la valeur propre pour tous les vecteurs propres de \mathbf{U}_b .
- \mathbf{U} , de dimensions $N \times N$, est la matrice des vecteurs propres associés à $\mathbf{\Lambda}$.
- \mathbf{U}_s , de dimensions $N \times P$, est la matrice des vecteurs propres associés à $\mathbf{\Lambda}_s$.
- \mathbf{U}_b , de dimensions $N \times (N - P)$, est la matrice des vecteurs propres issue de la décomposition de la matrice interspectrale du bruit.

Cette équation pose le modèle de la matrice interspectrale des signaux issus des capteurs. Dans un premier temps, la méthode MUSIC consiste à réaliser une décomposition en valeurs propres et vecteurs propres de $\hat{\mathbf{\Gamma}}$,

$$\hat{\mathbf{\Gamma}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{U}}_s & \hat{\mathbf{U}}_b \end{bmatrix} \begin{array}{c|ccc} \hat{\lambda}_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \hat{\lambda}_{\hat{P}} & \\ \hline & & & \hat{\lambda}_{\hat{P}+1} \\ & & & & \ddots \\ & & & & & \hat{\lambda}_N \end{array} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{U}}_s & \hat{\mathbf{U}}_b \end{bmatrix}^\dagger, \quad (2.32)$$

puis dans un second temps d'estimer le nombre de sources présentes P . Ceci va fixer le sous-espace "signal" et le sous-espace "bruit". On considère que le sous-espace "signal" est celui dont les valeurs propres sont les plus fortes, c'est à dire qui ont une certaine cohérence sur l'antenne. Les valeurs propres restantes représentant donc le sous-espace "bruit". Pour estimer la direction d'arrivée des sources, la méthode MUSIC se base sur la propriété d'orthogonalité entre les vecteurs propres du sous-espace "bruit" et les vecteurs de directions des P sources. La fonction spectrale angulaire proposée par la méthode MUSIC pour estimer la direction des sources est définie par :

$$P_{MUSIC}(\theta) = \frac{1}{d_\theta \hat{\mathbf{U}}_b \hat{\mathbf{U}}_b^\dagger d_\theta}. \quad (2.33)$$

Lorsque θ s'approche de l'angle d'arrivée de la source θ_p , le dénominateur de $P_{MUSIC}(\theta)$ s'approche de zéro et donc $P_{MUSIC}(\theta)$ produit un maximum local. Les directions des sources sont ensuite estimées en cherchant tous les maxima locaux. La méthode MUSIC possède de très bonnes performances par rapport aux deux méthodes précédentes, cependant elle est limitée par la connaissance que l'on a sur la structure de la matrice interspectrale du bruit, du nombre de sources à estimer et de l'hypothèse d'indépendance entre les sources. De plus, comme toutes les méthodes basées sur les sous-espaces, elle ne permet pas de déterminer le niveau énergétique des sources.

Nous illustrons sur la figure 2.6 la séparation et l'estimation de la direction de deux sources proches avec la formation de voies conventionnelles, la formation de voies adaptatives (Capon) et l'algorithme MUSIC (nombre de sources connues).

Les sources sont non cohérentes à 5° et -5° de niveau 100 dB. L'antenne est composée de $N = 10$ capteurs à une fréquence centrale de 5 kHz. Le RSB est fixé à 0 dB, et nous avons simulé des erreurs de modèle afin d'approximer la matrice interspectrale et donc de rendre les algorithmes plus réalistes. La résolution angulaire est donc égale à $2\theta_{-3dB} = 11.1^\circ$ et n'est pas suffisante pour séparer les deux sources par la méthode conventionnelle. Capon et MUSIC montrent qu'ils sont capables de séparer les sources et d'estimer correctement les directions d'arrivées.

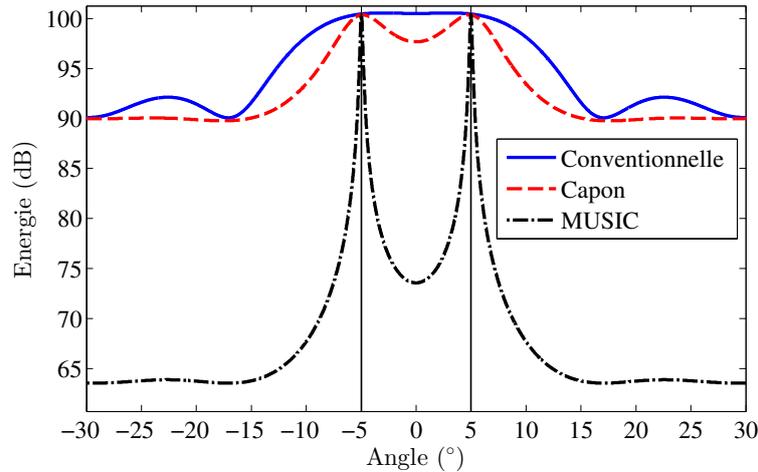


FIGURE 2.6 – Illustration de la formation de voies conventionnelles, de la formation de voies adaptatives (Capon) et de l’algorithme MUSIC pour la séparation et l’estimation de la direction de deux sources proches non cohérentes à 5° et -5° de niveau 100 dB. Antenne de $N = 10$ capteurs, fréquence de 5 kHz, $RSB = 0$ dB, et présence d’erreurs de modèle.

Limitations

Dans un cas réel, le nombre de sources est rarement disponible. Une limitation de la méthode MUSIC réside donc dans l’estimation du bon nombre de source P , qui va ensuite permettre de construire la matrice des vecteurs propres du sous-espace "bruit". De nombreux travaux ont proposé des critères (AIC, Akaike, MDL) [Rissanen78, Akaike74, Marcos98] ou encore des méthodes différentes [Costa99, Jiang11, Jiang14] pour estimer automatiquement la valeur de P . Une autre limitation de la méthode MUSIC vient lorsque des sources sont cohérentes ou partiellement cohérentes. Le rang de la matrice des sources n’est alors pas de rang plein et la méthode MUSIC va alors sous-estimer le nombre de sources à caractériser. Il existe cependant des méthodes dites de décoherence ou de décorrélation qui permettent d’augmenter le rang de la matrice de covariance des signaux issus des capteurs. On peut citer les techniques de lissage, dont on discutera dans le paragraphe suivant, la méthode de décomposition de la matrice de covariance [Kundu96] qui se rapproche des techniques de lissage et la méthode de Toeplitz [Kung81, Kung83].

Il existe aussi d’autres méthodes alternatives inspirées de l’algorithme MUSIC proposant de meilleures performances [Abeida06, Zhang10]. Dans le domaine de l’acoustique sous-marine, on retrouve une application de l’algorithme MUSIC amélioré pour des signaux large bande en sonar actif [Le Touzé11]. [Miron05a, Miron05b, Miron06b, Miron06a] ont montré que l’utilisation de quaternions pouvait améliorer le temps de calcul et la résolution de l’algorithme MUSIC sur une antenne de capteurs vectoriels à deux dimensions. Dans le domaine de géophysique, l’algorithme MUSIC a été étendu à des antennes de capteurs vectoriels à 3 dimensions pour la localisation de sources sismiques et volcaniques [Inza11].

2.2.2.4 Techniques de lissage

Dans la plupart des cas de propagation des ondes acoustiques, les premiers trajets sont très proches en site et/ou en temps d’arrivée. Dans ce contexte multi-trajets, les ondes acoustiques restent fortement corrélées. Les méthodes de traitement d’antenne décrites ci-dessus ne sont pas assez per-

formantes pour séparer ces trajets en site : la thèse de [Ma11] montre bien l'impact de la cohérence de deux trajets proches en angle sur les différents algorithmes de traitement d'antenne. En présence de P sources décorréelées et sans bruit, la matrice interspectrale $\hat{\Gamma}$ est de rang P , et dans le cas de sources cohérentes, la matrice interspectrale a un rang inférieur à P . Afin que les méthodes de formation de voies soient efficaces, il faut que le rang de la matrice soit au moins égal au nombre de sources à estimer. Il existe des techniques d'estimation de la matrice interspectrale dites de lissage qui permettent d'augmenter le rang de la matrice [Pillai89a, Pillai89b, Shan85b, Shan85a]. Dans le cas du lissage spatial, la méthode consiste à décomposer l'antenne en sous-antennes identiques. Les sous-antennes sont généralement de taille inférieure à l'antenne d'origine et sont obtenues par décalage de plusieurs capteurs. La matrice $\hat{\Gamma}$ est ainsi estimée par un moyennage des matrices interspectrales des sous-antennes.

$$\hat{\Gamma} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{\Gamma}_k, \quad (2.34)$$

où K est le nombre de sous-antennes. Ces méthodes de lissage spatiale sont appliquées en acoustique sous-marine sur des simulations réalistes [Le Touzé11]. Les techniques de lissage peuvent aussi être utilisées dans les domaines temporels et fréquentiels. Par exemple, la bande fréquentielle analysée est séparée en sous-bandes fréquentielles, cependant ces méthodes restent moins efficaces, car la diversité fréquentielle est moins efficace que la diversité spatiale.

[Capon70] a calculé la statistique de $\hat{\Gamma}$ en temps (et en fréquence en fonction de la taille de FFT) et a montré que la distribution en sortie de formation de voies adaptatives (Capon) suit une loi du χ^2 à $2(M - K + 1)$ degrés de liberté avec K le nombre de capteurs et M le nombre d'observations indépendantes. Lorsque le signal est de durée T et de bande B , le nombre d'observations indépendantes est BT . La loi du χ^2 à $2(M - K + 1)$ degrés de liberté permet donc de choisir le nombre d'observations indépendantes M permettant d'obtenir un bon conditionnement sur la matrice $\hat{\Gamma}$ et une sortie de formation de voies adaptatives peu biaisée.

2.2.2.5 La formation de voies sur voies

Nous proposons dans cette section d'introduire la notion de formation de voies sur voies (*Beam-space beamforming* en Anglais). Cette méthode a été introduite par [Bienvenu81] afin de réduire la sensibilité des méthodes haute résolution aux erreurs de modèle, puis reprise par [Abraham89] pour réduire la complexité calculatoire des formations de voies adaptatives.

Dans les méthodes adaptatives, la matrice de covariance doit être suffisamment bien estimée afin d'être inversée. Cependant le temps d'estimation de cette matrice, c'est à dire le nombre d'échantillons nécessaire, est proportionnel au nombre de capteurs. Pour les antennes opérationnelles comportant un grand nombre de capteurs, l'inversion de la matrice n'est pas réalisable en temps réel, car l'estimation de la matrice demande beaucoup d'échantillons. De plus, si le nombre d'échantillons est trop important et que la source est mobile, la condition de stabilité temporelle n'est plus valide. La solution consiste donc à réduire le temps d'estimation en diminuant le nombre de capteurs N_C , c'est à dire la taille de la matrice de covariance. La méthode de formation de voies sur voies propose de réaliser une première formation de voies sur K sous-antennes, puis de combiner chaque sous-antenne pour réaliser une seconde formation de voies. Cette approche est très similaire à la technique de lissage spatial où l'antenne est découpée en plusieurs sous-antennes. La dimension de la matrice de covariance est donc réduite à $K \times K$ au lieu de $N_C \times N_C$.

Dans les techniques de lissage spatial, la matrice de covariance est estimée en moyennant les matrices de covariance des sous-antennes, puis le filtre spatial est calculé avec cette matrice moyennée. Alors que dans la méthode de formation de voies sur deux étages, un premier filtre spatial est calculé sur chaque sous-antenne, puis la matrice de covariance est estimée à partir de la sortie du premier filtre spatial de chaque sous-antenne, et enfin le second filtre spatial est réalisé avec cette matrice de covariance de dimensions plus petites. Les méthodes et les performances peuvent varier en fonction du choix de la géométrie des sous-antennes et du choix de chaque filtre spatial pour les deux étages. Le choix des filtres spatiaux ainsi que leurs performances sont étudiés dans [Gaonach13].

Le principe de la formation de voies sur voies est illustré sur la figure 2.7.

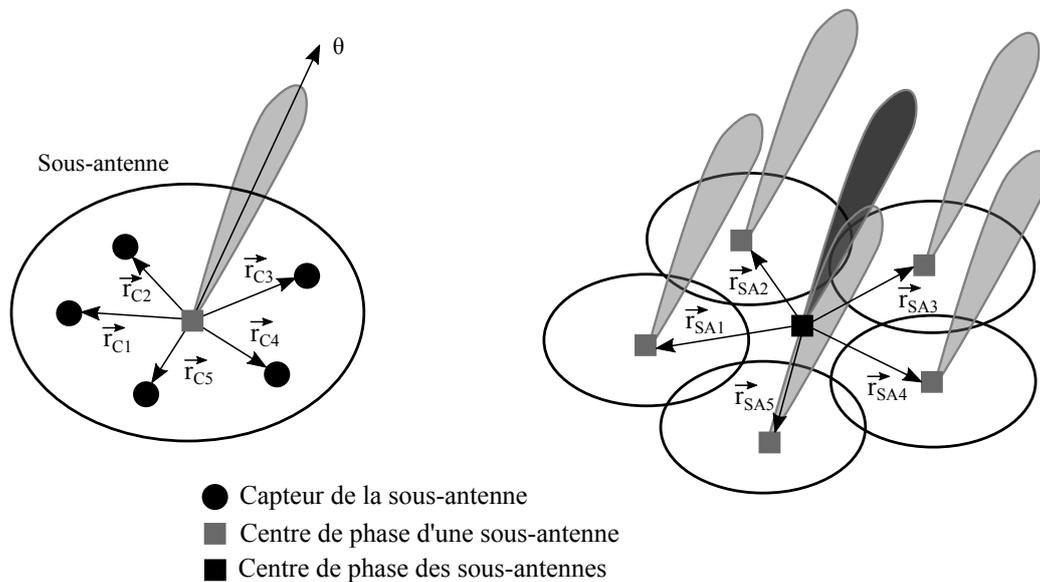


FIGURE 2.7 – Principe de la formation de voies sur voies. Une voie est d’abord formée par le premier filtre spatial avec les capteurs de chaque sous-antenne (à gauche), puis les voies de chaque sous-antenne sont utilisées pour former une seule voie construite avec le second filtre spatial (à droite).

Une voie est d’abord formée par le premier filtre spatial avec les capteurs de chaque sous-antenne (à gauche), puis les voies de chaque sous-antenne sont utilisées pour former une seule voie construite avec le second filtre spatial (à droite). Ces méthodes ont été utilisées dans un contexte de sonar actif sur des données réelles pour supprimer la réverbération du bruit dans [Doisy10] et dans un contexte passif sur de longues antennes linéaires tractées dans [Cox04, Lee04].

Nous avons présenté les différentes méthodes de traitement d’antenne qui peuvent être appliquées sur des signaux d’acoustique sous-marine. Ces traitements permettent de déterminer les directions d’arrivée des ondes acoustiques et d’augmenter le rapport signal à bruit. Nous présentons maintenant l’étape de traitement cohérent.

2.2.3 Traitement cohérent

Nous présentons le traitement cohérent sous deux modèles de signal différents : le modèle bande étroite et le modèle large bande. Ces deux modèles introduisent la fonction d'ambiguïté bande étroite et large bande qui permettent de caractériser les formes d'onde émises par le sonar. Nous nous intéressons aussi à plusieurs formes d'onde utilisées en sonar actif, qui ont des performances différentes.

2.2.3.1 Introduction

L'étape de traitement cohérent, appelée aussi filtrage adapté, est une étape qui permet de détecter l'écho lié à la cible et d'estimer le retard et/ou le coefficient de compression Doppler de l'écho. La distance et la vitesse de la cible par rapport au sonar sont inconnues et ne sont pas directement accessibles après le filtrage adapté. En effet, comme les ondes acoustiques ne se déplacent pas en ligne droite, la distance de la cible par rapport au sonar n'est pas simplement $\tau/(2c)$ avec τ le retard et c la célérité. Il faut prendre en compte le canal de propagation pour remonter jusqu'à la distance horizontale entre le sonar et la cible (appelé le *range* en Anglais).

Le filtrage adapté consiste à trouver le signal de référence qui ressemble le plus possible au signal reçu. Cependant l'écho a subi des distorsions en passant par le milieu de propagation, mais aussi des distorsions dues à la cible à cause de sa signature et de son mouvement (effet Doppler). Ces paramètres ne sont à priori pas connus. Il faut donc créer une famille de signaux de référence qui pourront représenter le plus de cas possibles. Les signaux de référence sont donc des versions retardées et modifiées par l'effet Doppler. La réponse du filtrage adaptée permet donc d'estimer le retard et le coefficient Doppler d'un trajet de propagation. Dans le cas d'une propagation multi-trajet, le retard et le coefficient Doppler de chaque trajet peut être estimé par un filtrage retard-Doppler basé sur la déformation du signal [Josso09a, Josso09b, Josso09c, Josso09d].

Dans un premier temps, nous présentons deux modèles de signal réfléchi par une cible en mouvement. Le premier modèle est valable pour les signaux à bande large et le second modèle est une approximation du premier modèle et est valable pour les signaux à bande étroite. Dans un second temps, nous développons la fonction d'ambiguïté associée à ces deux modèles et présentons ces propriétés et caractéristiques. Chaque forme d'onde possède son plan d'ambiguïté qui nous indique la résolution en temps et en Doppler que l'on peut obtenir. Dans la dernière partie, nous présentons les plans d'ambiguïtés de plusieurs formes d'onde (Fréquence pure, Modulation Linéaire de Fréquence (LFM) et Train de LFM cohérent (PTFM)) dans le cas bande étroite et large bande. Nous montrons que l'utilisation de formes d'onde large bande, sous certaines hypothèses, permet d'obtenir de meilleures résolutions que des formes d'onde bande étroite.

2.2.3.2 Modélisation large bande et bande étroite du signal reçu

Supposons que le signal émis $e(t)$ soit large bande de durée T , de bande B et de fréquence porteuse f_p , que le canal de propagation soit constitué d'un seul trajet et que la cible soit ponctuelle et en mouvement. L'écho reçu est donc une version modifiée du signal transmis à cause de l'effet Doppler. L'effet du mouvement relatif entre la source et la cible sur le signal réfléchi va augmenter ou réduire la longueur du chemin parcourue par l'onde durant la propagation, le signal va donc subir

une compression ou une dilatation. Ce phénomène physique est mathématiquement équivalent à un changement de l'échelle des temps et à un changement d'amplitude (principe de conservation de l'énergie).

Le signal reçu s'exprime donc comme une version atténuée, décalée en temps, et compressée ou dilatée par l'effet Doppler du signal transmis $e(t)$,

$$s(t) = A\sqrt{\eta}e(\eta(t - \tau)), \quad (2.35)$$

où τ est le temps de propagation aller-retour de l'onde en l'absence d'effet Doppler, A est un coefficient d'atténuation et η est le coefficient de compression Doppler. Le coefficient de compression Doppler s'exprime suivant la relation suivante :

$$\eta = \frac{1}{1 - \frac{2V}{c}}, \quad (2.36)$$

où V est la vitesse radiale, c'est à dire la projection de la vitesse de la cible sur le rayon. En acoustique sous-marine, la vitesse des cibles est faible devant la vitesse de propagation des ondes acoustiques dans l'eau ($c = 1500$ m/s). L'hypothèse $V/c \ll 1$ permet ainsi d'approximer l'équation (2.36) en calculant le développement limité au premier ordre, et s'exprime donc suivant la relation suivante :

$$\eta \simeq 1 + \frac{2V}{c}. \quad (2.37)$$

Lorsque le signal transmis est bande étroite, c'est à dire lorsque les conditions suivantes ne sont plus respectées [Mitchell68, Rihaczek67] :

$$\frac{TB^2}{f_p} \gg 1, \quad \text{et} \quad \frac{B}{f_p} > 0.1, \quad (2.38)$$

alors le phénomène Doppler peut être approximé par un simple décalage fréquentiel. Le signal reçu s'exprime alors comme une version atténuée, décalée en temps et décalée en fréquence du signal transmis $e(t)$,

$$s(t) = Ae(t - \tau)e^{2i\pi f_D(t - \tau)}, \quad (2.39)$$

où f_D représente la fréquence Doppler et s'exprime suivant la relation suivante :

$$f_D = \frac{2V}{c}f_p = (\eta - 1)f_p. \quad (2.40)$$

En résumé, le modèle large bande du signal reçu doit être employé dès lors que le signal respecte les conditions (2.38), sinon le modèle bande-étroite doit être utilisé car il devient une très bonne approximation du signal reçu.

Nous avons présenté deux modèles de signal reçu lorsqu'une cible est en mouvement. Nous nous intéressons maintenant au problème d'estimation conjointe du retard et du coefficient de compression Doppler. Nous démontrons que le filtrage adapté optimal est l'estimateur de maximum de vraisemblance sous l'hypothèse d'un bruit Gaussien.

2.2.3.3 L'estimateur du maximum de vraisemblance

L'estimateur du maximum de vraisemblance est une méthode qui consiste à rechercher le couple de paramètres du problème le plus probable par rapport aux données enregistrées. Nous proposons de démontrer maintenant que l'estimateur du maximum de vraisemblance conduit à rechercher le maximum de la norme quadratique du filtrage adapté.

Considérons une source en mouvement dans un canal de propagation inconnu. Nous supposons que ce canal est caractérisé par un seul trajet acoustique et nous cherchons à estimer le couple retard-doppler de ce trajet. En utilisant le modèle large bande du signal reçu (2.35), le signal reçu s'écrit suivant la relation suivante :

$$s(t) = Ax(B) + b(t), \quad (2.41)$$

où $A = a\sqrt{\eta}$, $x(B) = e(\eta(t - \tau))$ avec B représentant la dépendance en (τ, η) et $b \sim \mathcal{N}(0, \sigma_b^2)$ le bruit ambiant.

Nous cherchons donc à estimer les paramètres du canal A , η et τ . Nous supposons que le canal de propagation est stationnaire sur la durée d'émission de la forme d'onde. Cette hypothèse est réaliste et consiste à dire que la distance parcourue par la cible durant la durée d'émission est très inférieure à la distance parcourue par l'onde. Comme $x(B)$ est déterministe et le bruit b est une variable aléatoire, le signal reçu s est aussi une variable aléatoire dont la densité de probabilité s'exprime suivant la relation suivante :

$$p(s; A, B) = \frac{1}{2\pi\sigma_b} \exp\left(-\frac{\|s - Ax(B)\|_2^2}{2\sigma_b^2}\right), \quad (2.42)$$

où $\|\cdot\|_2$ représente la norme L2. Cette densité de probabilité est aussi appelée fonction de vraisemblance. Afin d'estimer les paramètres qui maximisent la probabilité d'avoir le signal enregistré s , il faut maximiser la fonction de vraisemblance $p(s; A, B)$. En pratique, il est plus facile de calculer le maximum du logarithme de la fonction de vraisemblance. L'estimée des paramètres $(A; B)$ au sens du maximum de vraisemblance s'écrit $(\hat{A}^{MV}, \hat{B}^{MV})$ et vérifie donc l'équation suivante,

$$(\hat{A}^{MV}, \hat{B}^{MV}) = \arg \max_{A, B} \{\ln(p(s; A, B))\}, \quad (2.43)$$

où $\arg \max_x f(x)$ est l'opérateur qui renvoie le paramètre x maximisant la fonction f . L'équation se simplifie et consiste maintenant à minimiser le critère de la fonction log-vraisemblance,

$$(\hat{A}^{MV}, \hat{B}^{MV}) = \arg \min_{A, B} \{\|s - Ax(B)\|_2^2\}. \quad (2.44)$$

Afin de résoudre ce problème avec 2 inconnues, nous proposons d'estimer dans un premier temps le paramètre A en fonction de B , puis de simplifier la fonction à minimiser. Comme la fonction est quadratique, il suffit d'annuler sa dérivée par rapport à A quelque soit B afin de calculer \hat{A}^{MV} .

$$\frac{\partial \|s - Ax(B)\|_2^2}{\partial A} = -2x^\dagger (s - Ax^\dagger(B)). \quad (2.45)$$

En annulant la dérivée, l'estimée de l'amplitude s'exprime comme,

$$\hat{A}^{MV} = \frac{x^\dagger(B)s}{\|x(B)\|_2^2} = \frac{\langle x(B), s \rangle}{\|x(B)\|_2^2}. \quad (2.46)$$

La fonction à minimiser devient :

$$\|s - Ax(B)\|^2 = (s - \hat{A}^{MV} x(B))^\dagger (s - \hat{A}^{MV} x(B)) = s^\dagger s - 2 \frac{\langle x(B), s \rangle^2}{\|x(B)\|_2^2} + \frac{\langle x(B), s \rangle^2 \|x(B)\|_2^2}{\|x(B)\|_2^4}. \quad (2.47)$$

L'estimée du paramètre B s'exprime comme :

$$\hat{B}^{MV} = \arg \min_B \left\{ s^\dagger s - \frac{\langle x(B), s \rangle^2}{\|x(B)\|_2^2} \right\}. \quad (2.48)$$

Finalement,

$$\hat{B}^{MV} = \arg \max_B \{ \langle x(B), s \rangle^2 \} = \arg \max_B \{ |x^\dagger(B) s|^2 \}. \quad (2.49)$$

L'estimation du paramètre B au sens du maximum de vraisemblance revient donc à maximiser le carré du produit scalaire entre le signal reçu $s(t)$ et le modèle de propagation $x(B)$, où le produit scalaire peut être considéré comme une mesure de ressemblance ou de vraisemblance. En remplaçant $x(B)$, l'équation (2.49) devient :

$$(\hat{\tau}^{MV}, \hat{\eta}^{MV}) = \arg \max_{(\tau, \eta)} \left\{ \left| \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\dagger}(\eta(t - \tau)) s(t) dt \right|^2 \right\}. \quad (2.50)$$

On peut reconnaître la fonction d'ambiguïté large bande dans la fonction à maximiser [Russo65, Hermand88]. L'estimation du retard et du coefficient de compression Doppler au sens du maximum de vraisemblance est donc réalisée en maximisant la fonction d'ambiguïté large bande.

Nous avons montré que la maximisation du plan d'ambiguïté large bande est l'estimateur du maximum de vraisemblance dans le cas d'une propagation mono-trajet. Dans le cas d'une propagation multi-trajets, le signal reçu devient la somme de versions atténuées, retardées et dilatées ou compressées par l'effet Doppler du signal émis. Sous la condition que chaque trajet soit résolu dans le plan retard-Doppler, l'estimateur du maximum de vraisemblance reste valable. Cela revient à maximiser la fonction d'ambiguïté large bande pour chacun des trajets indépendamment des autres. Les trajets sont dits résolus dans le plan retard-Doppler lorsqu'ils sont séparés par au moins la résolution à -3 dB en temps et la résolution à -3 dB en Doppler.

Pour décrire les performances de résolution en retard et en doppler du filtrage adapté d'une forme d'onde, on utilise le plan d'ambiguïté.

Les plans d'ambiguïtés

Dans le cas du signal reçu bande étroite (2.39), la fonction d'ambiguïté bande étroite χ_{BE} , introduite par [Woodward53], est définie comme la corrélation entre le signal reçu $s(t)$ et une famille de signaux de référence qui sont des versions retardées de τ et décalées par une fréquence Doppler f_D du signal émis $e(t)$:

$$\chi_{BE}(\tau, f_D) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) e^\dagger(t - \tau) e^{2i\pi f_D(t - \tau)} dt. \quad (2.51)$$

Dans le cas du signal large bande (2.35), la fonction d'ambiguïté large bande χ est définie comme le calcul de la corrélation entre le signal reçu et une famille de signaux de référence qui sont des versions retardées (τ) et compressées ou dilatées par l'effet Doppler large bande (η) du signal émis,

et s'exprime suivant la relation suivante :

$$\chi(\tau, \eta) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \sqrt{\eta} e^{\dagger}(\eta(t - \tau)) dt. \quad (2.52)$$

Le plan d'ambiguïté est défini comme le module carré de la fonction d'ambiguïté. L'étude du plan d'ambiguïté d'une forme d'onde permet d'évaluer les ambiguïtés, les lobes secondaires et la résolution en retard et en coefficient Doppler. La fonction d'ambiguïté large bande permet d'obtenir de meilleures résolutions, un nombre d'ambiguïté et de lobes secondaires plus faible que la fonction d'ambiguïté bande étroite pour un même signal large bande respectant les conditions (2.38). [Hermand88] a par exemple montré les améliorations du plan d'ambiguïté large bande pour une modulation linéaire de fréquence.

Nous présentons dans la section suivante les plans d'ambiguïté bande étroite et large bande pour 3 formes d'onde différentes : une fréquence pure, une modulation linéaire de fréquence (LFM) et un train de modulation linéaire de fréquence (PTFM).

2.2.3.4 Application à des signaux synthétiques bande étroite

Dans cette section, nous présentons les fonctions d'ambiguïtés théoriques bande étroite, ainsi que les contours à -3 dB associés pour trois formes d'onde utilisées en sonar actif : la fréquence pure, la modulation linéaire de fréquence et le train de modulation linéaire de fréquence. Nous comparons les résolutions à -3 dB du lobe principal en retard et en fréquence Doppler (ou en vitesse) de chaque forme d'onde et expliquons les avantages et inconvénients de chacune.

Lorsque les fonctions d'ambiguïté des formes d'onde sont étudiées, le signal reçu $s(t)$ est supposé égal au signal émis $e(t)$.

Application à une fréquence pure (CW)

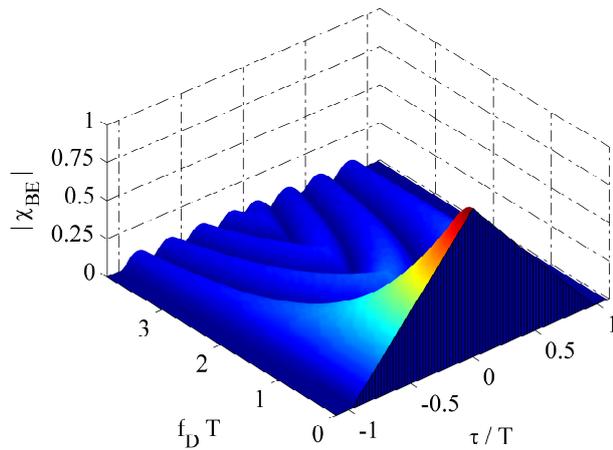
Considérons une fréquence pure (*Continuous Wave* (CW) en Anglais) de durée T . La figure 2.8a présente le module de la fonction d'ambiguïté bande étroite d'un CW pour les fréquences Dopplers positives.

La propriété de symétrie de la fonction d'ambiguïté permet de tracer seulement deux cadrants sur quatre. Le maximum de la fonction est bien atteint lorsque le retard et la fréquence Doppler sont nuls car le signal reçu est égal au signal émis. On appelle *lobe principal* le lobe dont le maximum est le maximum des maxima locaux et *lobes secondaires* les autres lobes de la fonction. Le contour du plan d'ambiguïté à -3 dB est définie par l'équation suivante :

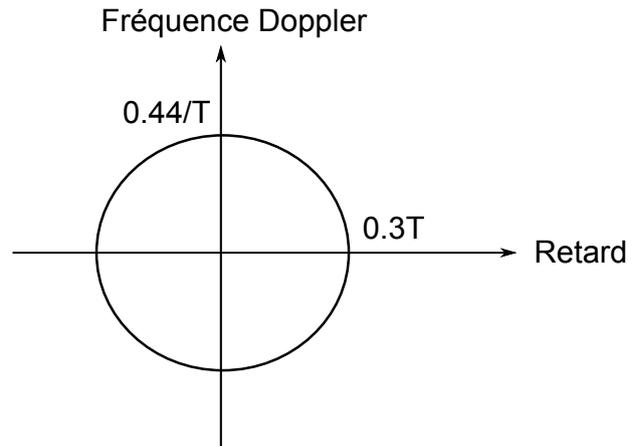
$$10 \log_{10} (|\chi_{BE}(\tau, f_{Dd})|^2) = -3 \text{ [dB]}. \quad (2.53)$$

Il est illustré schématiquement par la figure 2.8b pour la fonction d'ambiguïté bande étroite d'un CW. La résolution à -3 dB en retard est définie comme la mi-distance entre les deux extrêmes en retard du contour à -3 dB. De même pour la résolution en Doppler. La résolution à -3 dB en retard et la résolution à -3 dB en fréquence Doppler dans le plan sont données par les formules suivantes :

$$\tau_{-3dB} = 0.3T, \quad \text{et} \quad f_{D,-3dB} = 0.44/T. \quad (2.54)$$



(a) Module de la fonction d'ambiguïté bande étroite partielle d'une fréquence pure de durée T .



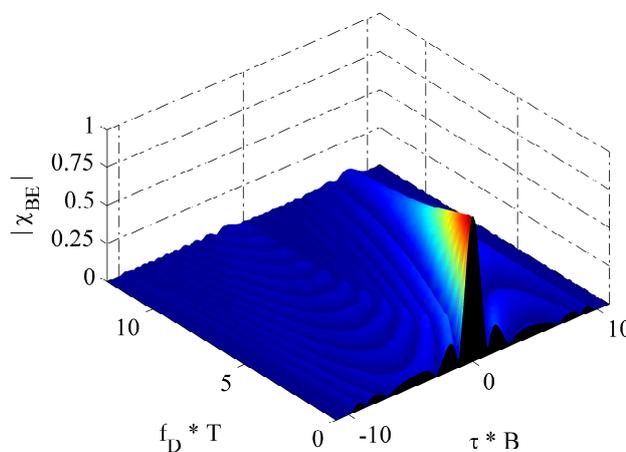
(b) Contour du plan d'ambiguïté bande étroite à -3 dB d'une fréquence pure.

FIGURE 2.8 – Cas fréquence pure (CW).

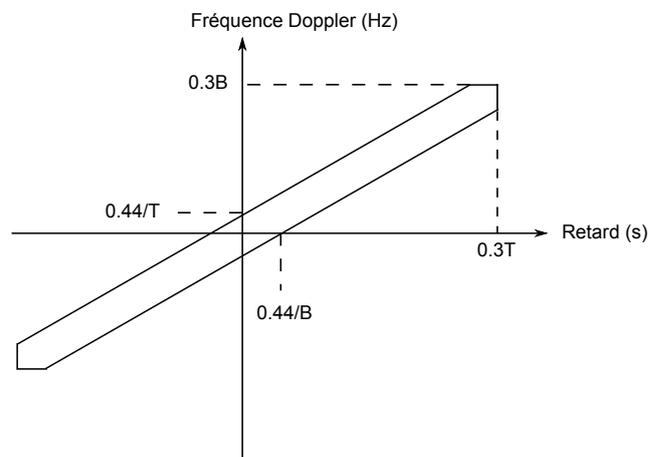
Les deux résolutions dépendent de la variable T , il y a donc un compromis à faire entre les deux résolutions. Si la durée de l'impulsion d'une fréquence pure T est grande, alors la vitesse apparente de la cible sera bien estimée, mais le retard sera mal estimé. Inversement, si la durée de l'impulsion d'une fréquence pure T est petite, alors l'impulsion va contenir une information spectrale plus riche, et le retard sera bien estimé à défaut de la vitesse apparente de la cible. On comprend le dilemme imposé par la valeur de T pour choisir sa résolution temporelle et fréquentielle. Il faut donc concevoir des formes d'onde qui ont une durée T respectable tout en contenant une large bande de fréquence.

Application à une LFM

Considérons une modulation linéaire de fréquence (*Linear Frequency Modulation* (LFM) en Anglais) de durée T , de bande B tel que $k = \pm \frac{B}{T}$. Le signe de k indique si la LFM est montante ou descendante. La figure 2.9a présente le module de la fonction d'ambiguïté bande étroite d'une LFM.



(a) Module de la fonction d'ambiguïté bande étroite partielle d'une LFM du durée T et de bande B .



(b) Contour du plan d'ambiguïté bande étroite à -3 dB d'une LFM.

FIGURE 2.9 – Cas modulation linéaire de fréquence (LFM).

On remarque que le lobe principal est plus étalé dans les axes positifs des dimensions retard et Doppler. La figure 2.9b illustre le contour à -3 dB théorique de la fonction d'ambiguïté bande étroite d'une LFM. On remarque que le contour est une ellipse centrée en $(0, 0)$, qui est caractéristique d'une LFM. La résolution à -3 dB en retard et la résolution à -3 dB en fréquence Doppler dans le plan sont données par les formules suivantes :

$$\tau_{-3dB} = 0.3T \quad \text{et} \quad f_{D,-3dB} = 0.3B. \quad (2.55)$$

Les résolutions à -3 dB dans les coupes à retard nul et à fréquence Doppler nulle sont données par les formules suivantes :

$$\tau_{-3dB}^{axe} = 0.44/B \quad \text{et} \quad f_{D,-3dB}^{axe} = 0.44/T. \quad (2.56)$$

La résolution temporelle de la LFM dans l'axe est augmentée d'un coefficient BT par rapport à celle de la fréquence pure, car la largeur de la bande spectrale d'une LFM apporte plus d'informations que celle d'une fréquence pure. La résolution fréquentielle dans l'axe ne change pas entre les deux formes d'onde. On peut interpréter le passage de la fonction d'ambiguïté de la fréquence pure à celle d'une LFM comme ceci : en augmentant le rapport BT , la fonction d'ambiguïté est compressée et l'énergie doit s'étaler dans le plan afin de respecter la propriété sur le volume constant de la fonction d'ambiguïté.

Bien qu'une LFM améliore la résolution temporelle, elle ajoute aussi l'inconvénient de coupler le retard au Doppler. Ce couplage s'observe par la crête diagonale sur la figure 2.9a. Lorsque le filtrage adapté était réalisé uniquement par une simple corrélation, une cible en mouvement avait pour conséquence de biaiser l'estimation du retard (à Doppler nul) à cause du décalage fréquentiel de la forme d'onde. Le biais en retard était égal à $\frac{f_D}{k}$. Lorsque $k > 0$ et que la cible se rapproche du sonar, sa position sera alors surestimée. En conditions réelles, les opérateurs sonar utilisent plutôt la modulation hyperbolique de fréquence (*Hyperbolic Frequency Modulation* (HFM) en Anglais) qui n'apporte pas de biais dans l'estimation du retard en présence d'une cible en mouvement.

Application au PTFM

Considérons une LFM de durée T et de bande B . Un train de LFM cohérent (*Pulse Train Frequency Modulation* (PTFM) en Anglais) est défini comme une répétition de N LFM avec un temps de répétition T_r et un rapport cyclique T/T_r . La figure 2.10 représente schématiquement le signal d'un PTFM et la figure 2.11a présente le module de la fonction d'ambiguïté bande étroite pour un PTFM donné.

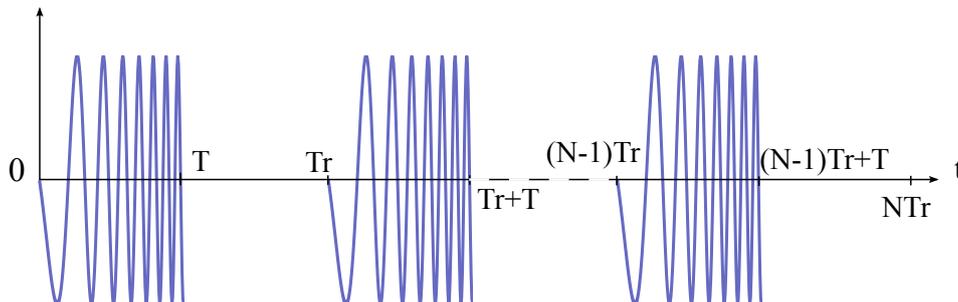
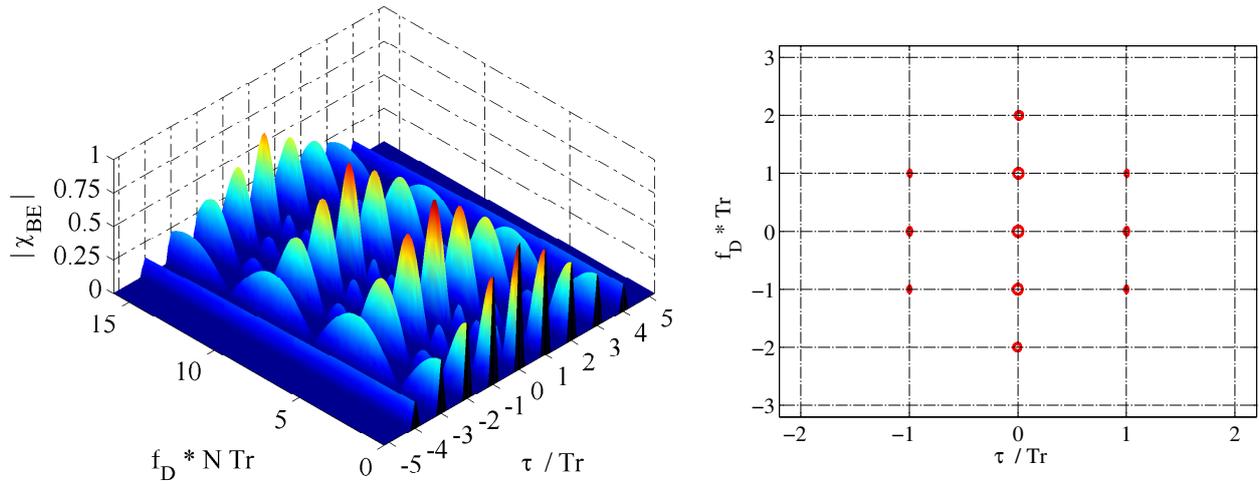


FIGURE 2.10 – Train de modulation linéaire de fréquence (PTFM).



(a) Module de la fonction d'ambiguïté bande étroite partielle d'un PTFM contenant $N = 5$ LFM, chacune de durée $T = 8 \mu s$ (tel que $BT = 1.6$) avec un rapport cyclique $\alpha = 1/5$ et une période de répétition $T_r = 40 \mu s$, donc la durée totale est $N \times T_r = 200 \mu s$.

(b) Contours à -3 dB du plan d'ambiguïté bande étroite du PTFM donné.

FIGURE 2.11 – Cas train de LFM cohérent (PTFM)

On remarque des lobes secondaires dits "récurrents" dans les deux directions retard et Doppler. Les lobes récurrents dans la direction des retards sont placés en $\tau = \pm k/T_r$ avec $1 < k < N - 1$, et leurs amplitudes décroissent linéairement pour former un triangle centré en $\tau = 0$ et de largeur $2N/T_r$. Les lobes récurrents dans la direction Doppler sont placés tout les $1/T_r$ et leurs amplitudes décroissent en suivant une forme de sinus cardinal. En présence de bruit, ces ambiguïtés peuvent biaiser la détection du lobe principal et donc l'estimation du retard et du Doppler. Pour atténuer ces ambiguïtés, il est possible d'appliquer une fenêtre d'apodisation sur la forme d'onde complète et/ou sur la forme d'onde répétée [Nuttall81]. Il est aussi possible de choisir T_r de telle sorte que les ambiguïtés en Doppler ne soient pas dans le domaine d'existence des Dopplers de la cible.

La figure 2.11b illustre le contour à -3 dB du plan d'ambiguïté bande étroite du PTFM donnée. Lorsque la fonction d'ambiguïté est calculée uniquement sur la durée d'une LFM, la résolution à -3 dB en Doppler est $f_{D,-3dB} = 0.44/T$, et lorsqu'elle est calculée sur toute la durée du PTFM, la résolution à -3 dB en Doppler du lobe principal est donnée par la formule suivante :

$$f_{D,-3dB} = 0.44/NT_r = 0.44/T_c, \quad (2.57)$$

où $T_c = NT_r$ est le temps d'intégration cohérent. On observe donc un gain supérieur à N pour la résolution en Doppler, car $T < T_r$. A bande égale, la résolution temporelle du PTFM ne change pas par rapport à une LFM :

$$\tau_{-3dB}^{axe} = 0.44/B. \quad (2.58)$$

Un des avantages du PTFM par rapport à une LFM est que la résolution Doppler et la résolution temporelle sont indépendantes. La résolution Doppler dépend de la durée totale du signal NT_r et la résolution temporelle dépend de la bande d'une LFM B . Cependant l'inconvénient est la présence des ambiguïtés dont la position dépend de la durée de répétition T_r .

Si on compare un PTFM et une LFM de même durée, la LFM a un meilleur plan d'ambiguïté,

car elle possède les mêmes résolutions que les PTFM sans les lobes récurrents. Cependant l'énergie transmise dans l'eau par le PTFM est moins importante que la LFM si le rapport cyclique du LFM contenue dans le PTFM est inférieur à 1. Dans les conditions réelles où la réverbération du milieu est très présente, un récepteur sonar recevra donc un niveau de réverbération moins important dans le cas de l'émission d'un PTFM. [Doisy08] a démontré le gain apporté par cette forme d'onde sur la réverbération par une étude sur des signaux réels.

Conclusion

Nous résumons dans le tableau 2.1 les résolutions à -3 dB en retard et en vitesse du CW, du LFM et du PTFM. Les résolutions en fréquence Doppler sont converties en résolution en vitesse en utilisant l'équation (2.40).

TABLE 2.1 – Formules des résolutions à -3 dB en bande étroite.

	Bande étroite			
	CW	LFM		PTFM
		axe	plan	axe
τ_{-3dB}	$\frac{0.3}{T}$	$\frac{0.44}{B}$	$0.3T$	$\frac{0.44}{B}$
V_{-3dB}	$\frac{0.44c}{2Tf_p}$	$\frac{0.44c}{2Tf_p}$	$\frac{0.3Bc}{2f_p}$	$\frac{0.44c}{NT_r f_p}$

Prenons un exemple numérique d'une situation sonar en mer. Considérons un système sonar émetteur/récepteur à la même position avec une portée minimale de $d_{min} = 1$ km et maximale de $d_{max} = 10$ kms. Le signal émis doit avoir une durée maximale de $T_{max} = 2d_{min}/c = 1.3$ s et un temps de répétition minimal de $2d_{max}/c = 13.5$ s, avec $c = 1480$ m/s la célérité des ondes dans l'eau.

Les paramètres des formes d'onde sont donnés par : $T = 1.3$ s, $B = 2$ kHz, $f_p = 5$ kHz. Les résolutions à -3 dB en retard et en vitesse sont calculées numériquement pour chaque forme d'onde et reportées dans le tableau 2.2.

TABLE 2.2 – Calcul des résolutions à -3 dB en bande étroite.

	Bande étroite			
	CW	LFM		PTFM
		axe	plan	axe
τ_{-3dB}	390 ms	0.22 ms	390 ms	0.22 ms
$d_{-3dB} = \tau_{-3dB} \times c/2$	289 m	0.16 m	289 m	0.16 m
V_{-3dB}	0.05 m/s	0.05 m/s	90 m/s	0.05 m/s

La résolution en retard du CW est très faible et engendrera une mauvaise estimation de la position de la cible en présence de bruit. Les résolutions en retard dans l'axe du LFM et du PTFM sont égales à 0.22 ms, équivalent à 0.16 m en distance, ce qui est suffisant pour localiser une cible et nécessaire pour séparer en distance les points brillants d'une cible.

La résolution en vitesse du CW et la résolution en vitesse dans l'axe du LFM et du PTFM sont égales à 0.05 m/s, ce qui est suffisant pour discriminer une cible fixe d'une cible en mouvement.

Dans la section suivante, nous présentons les fonctions d'ambiguïtés large bande et les contours à -3 dB associés du LFM et du PTFM lorsque le signal respecte les conditions large bande (2.38).

2.2.3.5 Application à des signaux synthétiques large bande

Application à une LFM

Considérons une LFM de durée $T = 1$ s, de bande $B = 4$ kHz et modulée à une fréquence porteuse $f_p = 5$ kHz. Les conditions large bande (2.38) sont donc respectées pour utiliser la fonction d'ambiguïté large bande puisque

$$\frac{B}{f_p} = 0.8 > 0.1 \quad \text{et} \quad \frac{TB^2}{f_p} = 3200 \gg 1. \quad (2.59)$$

La figure 2.12a présente le cas du module de la fonction d'ambiguïté bande étroite et la figure 2.12b présente le cas du module de la fonction d'ambiguïté large bande du LFM. On constate que le volume de la crête du cas bande étroite s'est étalé dans le plan dans le cas du large bande. Ceci a pour conséquence de diminuer la résolution temporelle et Doppler du lobe principal.

La figure 2.12c illustre les contours théoriques à -3 dB du plan d'ambiguïté bande étroite et large bande du LFM. Les formules des résolutions à -3 dB en retard et en vitesse dans le plan dans le cas large bande ont été approximées numériquement par [Hermand88]. Elles s'expriment suivant les relations suivantes :

$$\tau_{-3dB} = \frac{1.74f_p}{B^2} \quad \text{et} \quad V_{-3dB} = \frac{1305}{BT} \text{ [m/s]}. \quad (2.60)$$

On constate que les résolutions dans le plan sont fortement améliorées dans le cas large bande. Plus le produit BT est fort et plus elles sont améliorées. Les résolutions dans l'axe restent inchangées entre la fonction d'ambiguïté bande étroite et large bande.

Nous montrons dans le tableau 2.3 une application numérique des résolutions dans le plan pour la LFM.

TABLE 2.3 – Comparaison des résolutions à -3 dB en bande étroite et en large bande pour une LFM de durée $T = 1$ s et de bande $B = 4$ kHz. $BT = 4000$.

Résolution plan	Bande étroite	Large bande
τ_{-3dB}	300 ms	0.54 ms
d_{-3dB}	225 m	0.4 m
V_{-3dB}	180 m/s	0.32 m/s

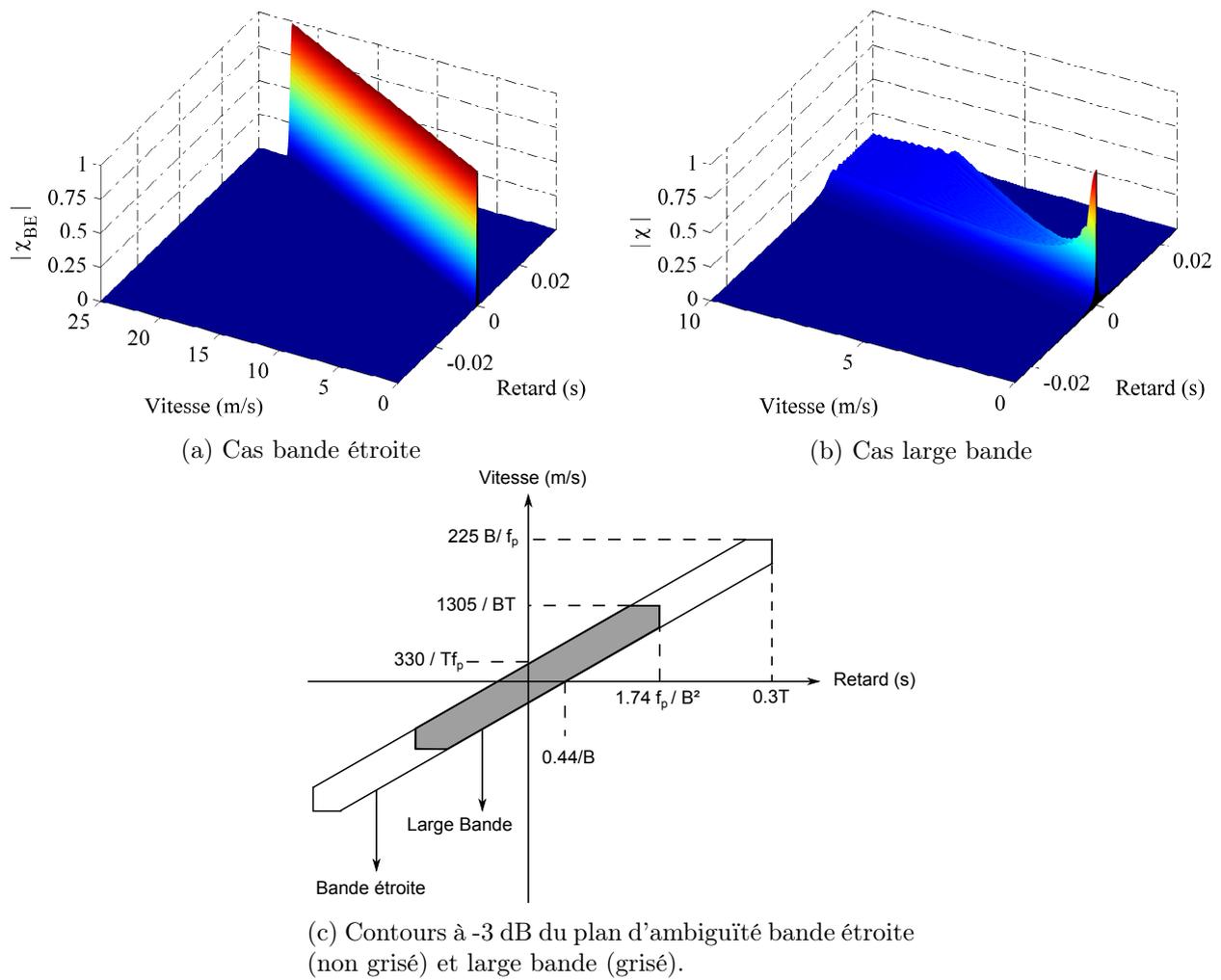


FIGURE 2.12 – Module de la fonction d'ambiguïté d'une LFM de durée $T = 1$ s et de bande $B = 4$ kHz. ($BT = 4000$).

Lorsque la fonction d'ambiguïté large bande est appliquée à une LFM avec un produit $BT = 4000$, le gain en résolution est approximativement de 500.

Application au PTFM

Considérons un PTFM composé de $N = 5$ LFM de bande $B = 4$ kHz et de fréquence porteuse $f_p = 5$ kHz. La durée totale de ce train est égale à $N \times Tr = 100$ ms avec $Tr = 20$ ms, et la durée d'une seule LFM est égale à $T = 4$ ms (rapport cyclique, $\alpha = 1/5$). La figure 2.13a présente le module de la fonction d'ambiguïté bande étroite et la figure 2.13b présente le module de la fonction d'ambiguïté large bande du PTFM.

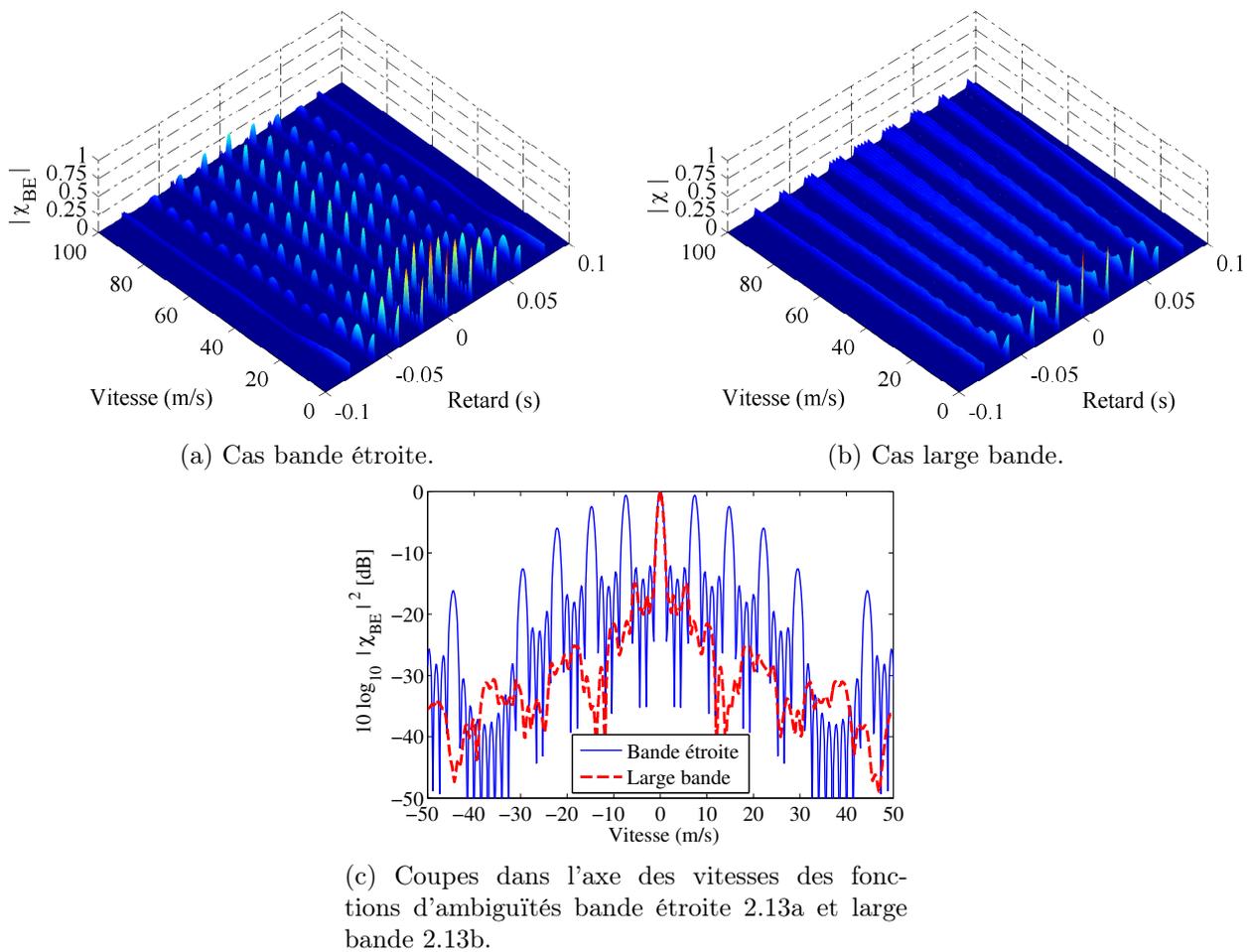


FIGURE 2.13 – Comparaison du module de la fonction d'ambiguïté bande étroite 2.13a et large bande 2.13b pour un PTFM large bande contenant 5 LFM de produit $BT = 16$.

Les ambiguïtés en Doppler sont toutes atténuées par la fonction d'ambiguïté large bande, cependant les ambiguïtés en retard sont toujours présentes. La figure 2.13c présente les coupes à retard nul des plans d'ambiguïtés bande étroite (en bleu) et large bande (en rouge). On constate bien que les ambiguïtés en Doppler sont atténuées d'au moins 20 dB. On remarque aussi que la résolution du lobe principal n'a pas été améliorée par la fonction d'ambiguïté large bande. Les formules approximées des résolutions restent les mêmes que dans le cas d'une LFM.

Conclusions

Nous avons montré que la fonction d'ambiguïté large bande améliorerait fortement les résolutions à -3 dB dans le plan par rapport au cas bande étroite pour la LFM et le PTFM lorsque le signal respectait les conditions large bande (2.38).

Dans la section suivante, nous présentons l'étape de normalisation et de détection qui sont réalisées après l'étape de traitement cohérent. Ces deux étapes sont nécessaires pour déterminer le seuil de détection du récepteur en fonction d'une probabilité de détection et d'une probabilité de fausse alarme choisies.

2.2.4 Normalisation et détection

Nous présentons ici les étapes de normalisation et de détection nécessaires pour déterminer si une cible est présente dans le signal reçu.

2.2.4.1 Normalisation

L'étape de normalisation consiste à obtenir un bruit centré et de variance égale à 1 sur le signal x en sortie de traitement cohérent. L'opération de normalisation du signal x s'écrit sous la forme suivante :

$$y = \frac{x - \hat{m}_b}{\hat{\sigma}_b}, \quad (2.61)$$

où \hat{m}_b et $\hat{\sigma}_b^2$ sont les estimations de la moyenne du bruit et de la variance du bruit. Tout le problème de l'étape de normalisation consiste donc à déterminer ces deux paramètres. Dans le cas des signaux de sonar, la stationnarité du bruit n'est pas vérifiée sur toute la durée du signal, il n'est donc pas possible d'estimer correctement la statistique du bruit. Il faut donc réduire la taille de la fenêtre d'observation afin de se ramener au cas d'un bruit stationnaire localement et de procéder à un glissement de cette fenêtre.

Il faut rappeler que le signal en sortie de l'étape traitement cohérent est une variable multidimensionnelle dépendant du temps, du gisement et aussi du site et du coefficient Doppler en fonction de l'antenne et de la forme d'onde. Un autre problème de la normalisation consiste donc à choisir les dimensions dans lesquelles seront effectuées l'estimation du bruit. Effectivement, la normalisation peut être réalisée soit dans une dimension, soit dans plusieurs dimensions. Ce choix appartient au concepteur du système et dépend de plusieurs facteurs non exhaustifs : la possibilité de trouver le bruit blanc et stationnaire dans telle dimension, le coût de calcul que cette étape engendre et le cahier des charges du système complet.

La difficulté de la normalisation est de ne pas savoir si le signal est présent ou non dans les observations. En effet, si le signal est présent dans l'observation, il biaise l'estimation des paramètres du bruit. Un des principes qui a été retenu pour se ramener à une observation contenant uniquement du bruit est le principe de faire du "trou puis du tri". Cela consiste à éliminer les échantillons potentiellement "signal" et à conserver uniquement les échantillons "bruit".

Dans le cas du sonar actif avec un écho de cible ponctuelle, considérons que le signal reçu en sortie de traitement cohérent est bi-dimensionnel. Le signal utile est, après traitement cohérent, de

forte amplitude et compressé sur quelques échantillons. La normalisation est alors réalisée sur une fenêtre glissante 2D. La figure 2.14b illustre la fenêtre d'analyse.

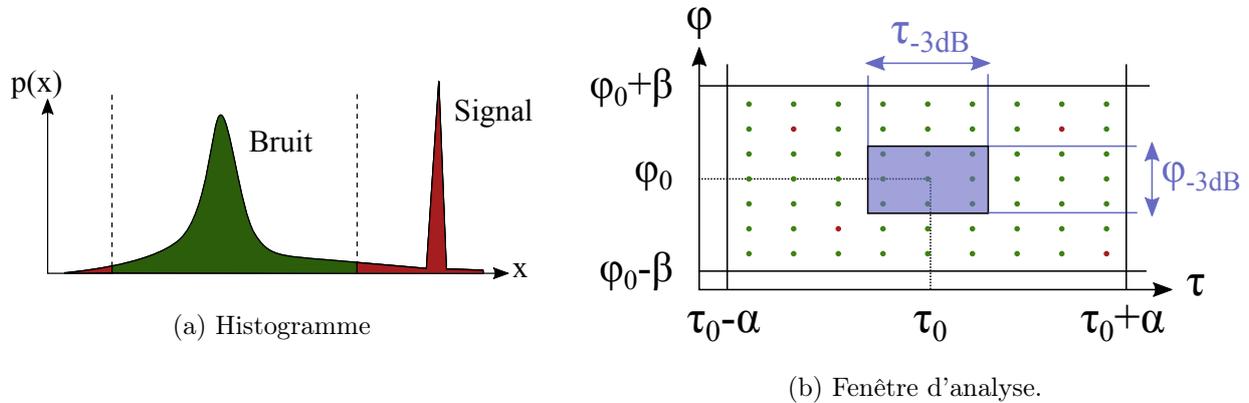


FIGURE 2.14 – Estimation des paramètres du bruit. (a) Histogramme de la fenêtre d'analyse. Le bruit est supposé Gaussien dans cet exemple. La partie verte de l'histogramme représente les échantillons qui seront utilisés pour l'estimation des paramètres du bruit. (b) Fenêtre d'analyse 2D avec $\tau \in [\tau_0 - \alpha; \tau_0 + \alpha]$ et $\varphi \in [\varphi_0 - \beta; \varphi_0 + \beta]$. Trou signal de taille $2\tau_{-3dB}$ et $2\varphi_{-3dB}$

Les échantillons au centre de la fenêtre d'analyse (zone bleue de taille $(2\tau_{-3dB}, 2\varphi_{-3dB})$ correspondant à la largeur théorique du signal) sont les échantillons qui vont subir l'opération de normalisation. Ils représentent le "trou" signal, car ils ne sont pas sélectionnés pour l'étape de tri. La taille de la fenêtre d'analyse (α, β) est généralement choisie en fonction de la nature du bruit et du signal.

Les autres échantillons de la fenêtre d'analyse vont subir l'étape de tri qui consiste à conserver uniquement les échantillons nécessaires à l'estimation des paramètres du bruit. Comme illustré sur l'histogramme de la figure 2.14a, le tri consiste à enlever par exemple 10% des plus grandes valeurs et 10% des plus petites valeurs. Les échantillons de grandes valeurs sont susceptibles d'être des échantillons comportant du signal, et les échantillons de petites valeurs sont enlevés pour éviter une sous-estimation des paramètres du bruit.

Dans la section suivante, nous rappelons brièvement le cadre général de la théorie de la détection [Van Trees68], puis calculons les courbes caractéristiques du récepteur pour les hypothèses suivantes : écho avec une amplitude fluctuante, pas de post-intégration, sonar actif.

2.2.4.2 Détection

Considérons le problème du test d'hypothèse binaire sur la variable aléatoire x suivant :

$$H_0 : x = b, \quad \text{et } x \sim p_0(x) = p(x|H_0), \quad (2.62)$$

$$H_1 : x = s + b, \quad \text{et } x \sim p_1(x) = p(x|H_1), \quad (2.63)$$

où s est le signal à retrouver, b le bruit, H_0 l'hypothèse "bruit seul", H_1 l'hypothèse "signal + bruit" et p représente la densité de probabilité. Il existe plusieurs approches pour trouver un récepteur optimum, mais nous ne traiterons que de l'approche de Neyman-Pearson [Kay88, Van Trees68].

Le critère de Neyman-Pearson est basé sur certaines probabilités associées à un test d'hypothèse particulier. Ces probabilités sont illustrées dans la figure 2.15.

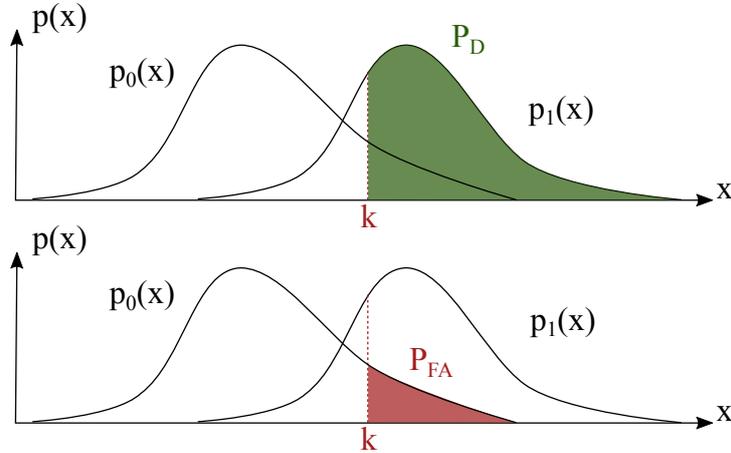


FIGURE 2.15 – Probabilité de détection et probabilité de fausse alarme pour un seuil k .

La probabilité de fausse alarme, notée P_{FA} , est la probabilité que le signal soit détecté alors qu'il n'est pas dans l'observation, et la probabilité de détection, notée P_D , est la probabilité que le signal soit détecté alors qu'il est présent dans l'observation. Ces deux probabilités s'expriment selon les densités de probabilité sous H_0 et H_1 comme :

$$P_{FA} = \int_k^{\infty} p_0(x) dx, \quad (2.64)$$

et

$$P_D = \int_k^{\infty} p_1(x) dx, \quad (2.65)$$

où k est le seuil de détection. L'approche de Neyman-Pearson dit que la règle de décision doit être construite afin de maximiser la probabilité de détection tout en forçant la probabilité de fausse alarme à ne pas dépasser un certain seuil. La solution de ce problème d'optimisation est donnée par le test du rapport de vraisemblance :

$$\Lambda(x) \underset{H_0}{\overset{H_1}{\gtrless}} k_1, \quad (2.66)$$

où $\Lambda(x) = \frac{p_1(x)}{p_0(x)}$ est le rapport de vraisemblance et k_1 est défini tel que $P_{FA} = \int_k^{\infty} p_0(x) dx = \alpha$.

Dans le paragraphe suivant, nous montrons comment est construit le détecteur pour le signal après traitement cohérent, normalisation et sans l'étape de post-intégration, et pour une cible d'amplitude fluctuante. L'hypothèse d'amplitude fluctuante est nécessaire car les points brillants de la cible et la propagation font que le signal reçu correspond à une somme cohérente de différents trajets ou points brillants qui arriveraient sur le même échantillon.

Cas du sonar actif sans post-intégration : loi du χ_2^2

Nous considérons la variable aléatoire z comme la variable après le traitement cohérent, l'élévation au carré et la normalisation. La variable z peut être exprimée comme la somme des carrés de la partie

réelle x et de la partie imaginaire y de la variable après traitement cohérent :

$$z = x^2 + y^2, \quad (2.67)$$

où $x \sim \mathcal{N}(0, 1/\sqrt{2})$ et $y \sim \mathcal{N}(0, 1/\sqrt{2})$. La variable aléatoire z suit donc une loi du χ^2 à deux degrés de liberté.

Une étape de post-intégration est parfois réalisée lorsque l'on veut optimiser la détection d'une cible, elle permet d'augmenter le rapport signal sur bruit en sommant k échantillons sur une fenêtre glissante. Lorsque cette étape est réalisée, la variable z devient la somme de $2k$ variables au carré, et suit donc une loi du χ^2 à $2k$ degrés de liberté. Dans le cas du sonar passif, le nombre d'échantillons intégrés k est important, ainsi d'après le théorème Centrale Limite, la densité de probabilité de la variable z peut alors être approximée comme une loi normale. Dans le cas du sonar actif, le nombre d'échantillons intégrés est beaucoup plus faible, la densité de probabilité reste donc une loi du χ^2 à $2k$ degrés de liberté.

Nous expliquons maintenant comment les courbes caractéristiques de notre récepteur (courbes COR) sont construites. Nous considérons donc un seul échantillon $k = 1$ et donc une loi du χ^2 à 2 degrés de liberté.

Les variables x et y sont définies telles que :

$$H_0 : (x, y) \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{\sqrt{2}}\right), \quad (2.68)$$

$$H_1 : (x, y) \sim \mathcal{N}\left(0, \sqrt{\frac{1 + rsb}{2}}\right), \quad (2.69)$$

où rsb est le rapport signal sur bruit. Sachant que la densité de probabilité d'une loi du χ^2_2 s'écrit comme :

$$p(z) = \frac{1}{2} e^{-z/2}, \quad (2.70)$$

alors les densités de probabilité de la loi du χ^2_2 de la variable z sous les hypothèses H_0 et H_1 s'écrivent comme :

$$p(z/H_0) = e^{-z}, \quad (2.71)$$

$$p(z/H_1) = \frac{1}{1 + rsb} e^{-\frac{z}{1 + rsb}}. \quad (2.72)$$

La probabilité de fausse alarme se simplifie comme :

$$P_{FA} = e^{-k}, \quad (2.73)$$

donc,

$$k = -\ln P_{FA}. \quad (2.74)$$

La probabilité de détection se simplifie comme :

$$P_D = e^{\frac{-k}{1 + rsb}}, \quad (2.75)$$

et s'exprime en fonction de la P_{FA} comme :

$$P_D = e^{\frac{\ln P_{FA}}{1 + rsb}}. \quad (2.76)$$

L'équation (2.76) permet de tracer les courbes caractéristiques opérationnelles, appelées courbes COR, pour différentes valeurs du RSB (cf figure 2.16). Il y a deux méthodes pour lire les courbes. La

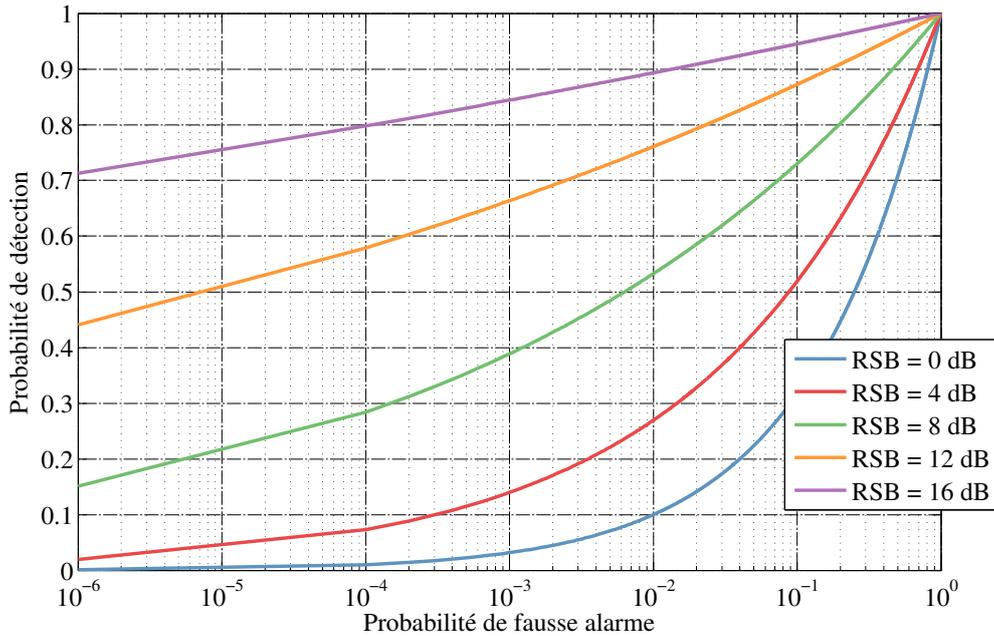


FIGURE 2.16 – Courbes caractéristiques opérationnelles de réception (COR) pour un bruit suivant une loi du χ_2^2 .

première méthode consiste à choisir un couple de valeur (par exemple : $P_D = 0.8$, $P_{FA} = 10^{-4}$) afin de déterminer le RSB minimum pour seuiller le signal (ici $RSB = 16$ dB). La P_{FA} des échantillons avec un RSB supérieur à ce seuil sera toujours la même, mais la P_D augmentera. La seconde méthode consiste à choisir un RSB seuil pour déterminer ensuite quelle est la P_{FA} et la P_D .

Ces deux étapes consistent donc à construire un récepteur optimal capable de détecter le signal en fixant les performances en terme de probabilité de détection et de probabilité de fausse alarme pour un RSB donné.

2.2.5 Conclusions

Cette section sur la chaîne du sonar actif a permis d'introduire les pré-traitements du signal acoustique, le traitement d'antenne et les différentes méthodes de formation de voies, le traitement cohérent et la conception des formes d'onde émises, la normalisation du bruit et la détection.

Nous pouvons résumer ces étapes en s'appuyant sur la figure 2.17. Le signal en entrée de la chaîne est de dimension $Nc \times Nch$, c'est à dire nombre de capteurs par nombre d'échantillons temporels. Après chaque étape de la chaîne, les dimensions des données sont indiquées sur la droite du schéma.

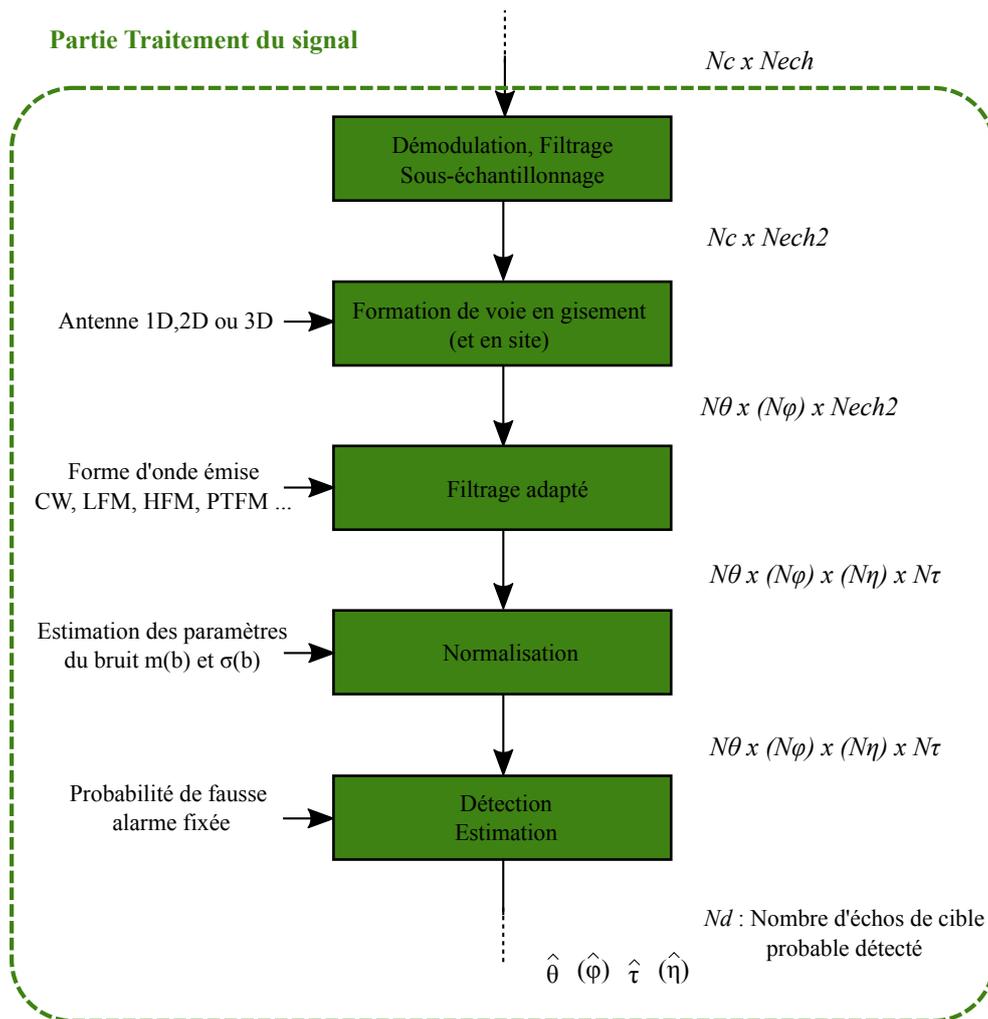


FIGURE 2.17 – Schéma synoptique du signal dans la partie Traitement du signal de la chaîne du sonar actif.

Le premier bloc de cette chaîne est composé des étapes de démodulation, de filtrage et de sous-échantillonnage. La démodulation permet de transformer le signal réel en un signal en bande de base, le filtrage permet de conserver uniquement le signal utile et de supprimer le bruit qui n'est pas dans la bande de fréquence utile, le sous-échantillonnage permet de diminuer le nombre d'échantillons sans dégrader le signal utile. A la sortie de ce traitement, les données sont de dimensions $Nc \times Nch2$, c'est à dire nombre de capteurs par nombre d'échantillons temporels après sous-échantillonnage.

Le deuxième bloc de cette chaîne consiste "à former des voies temporelles" dans toutes les directions d'arrivées possible des ondes acoustiques. En amont de ce bloc, l'antenne est étudiée et choisie pour répondre aux besoins de l'utilisateur : elle peut être linéaire, plan ou bien cylindrique. Généralement, l'antenne linéaire est horizontale et permet de déterminer l'angle d'arrivée des ondes acoustiques appelé "pseudo-gisement". L'antenne plan permet de déterminer le gisement et le site d'arrivée des ondes acoustiques dans une certaine limite angulaire, de même que l'antenne cylindrique.

Ce bloc fait donc intervenir des méthodes de traitement d'antenne comme la formation de voies conventionnelles, la formation de voies adaptatives mais aussi des méthodes haute résolution. Plus les méthodes sont performantes, et plus elles ont besoin de faire des hypothèses sur les données. De plus, elles sont généralement plus sensibles aux erreurs et aux variations du modèle. Bien sûr, il existe des améliorations afin de limiter les baisses de performances. Dans le manuscrit, nous avons aussi présenté la technique de lissage spatial qui permet, entre autres, de décorréler les trajets acoustiques proches restant fortement corrélés à l'arrivée.

Finalement, à la sortie de ce traitement d'antenne, les données sont de dimensions $N\theta \times (N\varphi) \times Nch2$, c'est à dire nombre de voies en gisement (par nombre de voies en site) par nombre d'échantillons temporels après sous-échantillonnage.

Le troisième bloc est le traitement cohérent : il consiste à corrélérer le signal reçu avec la forme d'onde émise. Comme pour le choix de l'antenne, la forme d'onde émise est étudiée et choisie en amont de ce bloc afin de répondre aux exigences du système. La forme d'onde est généralement choisie, entre autres, pour la résolution en retard et en vitesse, pour les performances face au bruit de réverbération, mais aussi pour sa capacité à détecter des cibles en mouvement. Dans la section 2.2.3, nous avons montré que la modélisation large bande du signal doit être utilisée lorsque les signaux émis sont large bande et qu'ils respectent les conditions (2.38). Nous avons illustré les fonctions d'ambiguïtés bande étroite et large bande de quelques formes d'onde telles que la fréquence pure, la modulation linéaire de fréquence et le train de modulation linéaire de fréquence. Par ces quelques exemples, nous avons pu montrer l'amélioration des résolutions temporelles et Doppler des codes lorsque ceux-ci étaient calculés par la fonction d'ambiguïté large bande.

Finalement, à la sortie de ce traitement cohérent, les données sont de dimensions $N\theta \times (N\varphi) \times (N\eta) \times N\tau$, c'est à dire nombre de voies en gisement (par nombre de voies en site par nombre de coefficients de compression Doppler) par nombre d'échantillons de retard. Le nombre de coefficients de compression Doppler est mis entre parenthèse, car il existe des formes d'onde, entre autres, la modulation hyperbolique de fréquence, qui est insensible au Doppler. Autrement dit, l'estimation du retard par une seule corrélation avec une copie non "Dopplérisée" ne sera pas trop biaisée, et donc la dimension des coefficients Doppler est réduite à 1, pour $\eta = 1$.

Le quatrième bloc est l'étape de normalisation. Elle consiste à estimer les paramètres statistiques du bruit afin de se placer dans un contexte de bruit gaussien centré et de variance égale à 1. Cette étape nécessaire permet de réguler la probabilité de fausse alarme lorsque le détecteur utilisé est à

seuil (Neyman-Pearson). Cette étape ne modifie pas la dimension des données.

Le cinquième bloc est l'étape de détection et d'estimation des paramètres des échos. Elle consiste dans un premier temps à définir un RSB seuil pour lequel le couple (P_D, P_{FA}) probabilité de détection et probabilité de fausse alarme est respecté. Au delà de cette valeur seuil, la P_{FA} reste constante et la P_D augmente. Dans un second temps, les paramètres de chacun des maxima locaux révélés par le seuillage sont estimés. Les paramètres qui définissent un maxima sont le gisement, (le site, le coefficient de compression Doppler), et le retard temporel. On appellera Nd le nombre de maxima détectés par le seuillage. A la sortie de ce traitement, les données sont donc synthétisées sous la forme de Nd points de coordonnées $(\hat{\theta}_i, (\hat{\varphi}_i), (\hat{\eta}_i), \hat{\tau}_i)$ pour i allant de 1 à Nd .

La section suivante présente l'étape de traitement de l'information qui consiste à transformer les paramètres estimés par des informations plus facilement utilisables et interprétables pour l'opérateur sonar.

2.3 Traitement de l'information

La majorité des informations extraites de cet ensemble de points vont s'afficher sur l'interface homme-machine (IHM) de l'opérateur sonar. Le traitement de l'information comporte les étapes suivantes : le pistage, la localisation, la classification et la fusion de données multi-antennes et multi-plateformes.

Le pistage et la trajectographie sont des étapes basées sur les informations de plusieurs pings successifs, alors que les autres étapes sont plutôt basées sur les informations extraites suite à la réception d'un seul ping. Le pistage consiste à associer les détections issues de plusieurs pings avec des cibles et à créer des pistes qui retracent les valeurs historiques des paramètres de la cible. La difficulté est de réaliser le pistage dans un environnement composé de plusieurs cibles dont les trajectoires se croisent dans le temps et dans l'espace.

La localisation consiste à estimer la position (x,y,z) de la source ou de la cible. Les coordonnées dans le plan (x,y) sont estimées par le gisement et le retard de l'écho lié à la cible. La profondeur est quant à elle estimée par des méthodes d'inversion faisant appel à une modélisation du canal de propagation. Dans le processus d'inversion, la distance de la cible est le plus souvent estimée conjointement avec la profondeur, car son estimation simple à partir du retard uniquement est légèrement biaisée.

La classification consiste à déterminer la nature de la cible. En acoustique sous-marine, elle doit déterminer si la cible est un bateau, un sous-marin ou un mammifère marin, et peut même aller jusqu'à déterminer la classe ou la famille.

La fusion de données est une étape récente qui consiste à fusionner les données provenant de plusieurs sources d'informations. Par exemple, il est intéressant de rassembler les données provenant de plusieurs antennes installées sur un bateau qui ont un recouvrement en angle et/ou en fréquence. D'un point de vue tactique, il est aussi intéressant de fusionner les données issues d'un ping reçues sur les antennes de plusieurs bateaux à des positions différentes.

Dans cette section, nous nous intéressons au problème de localisation de cible en sonar actif. Nous abordons le point de vue du problème inverse des géophysiciens pour ensuite discuter des méthodes d'inversion appliquées à la localisation de source ou cible en acoustique sous-marine. Nous discutons des paramètres discriminant les mammifères marins et les sous-marins, puis nous proposons deux nouveaux paramètres majeurs, l'immersion instantanée et le vecteur vitesse instantané de la cible, pour la discrimination ou la classification de cible.

2.3.1 Localisation

Cette section sur la localisation de source discute dans un premier temps des notions du problème inverse, puis de son application dans le domaine de l'acoustique sous-marine [Gerstoff94a, Gerstoff94b, Dosso03, Touzé07, Iturbe10, Dosso11, Aulanier13].

2.3.1.1 Introduction au problème inverse

Dans cette section, nous introduisons les notions et notations du problème inverse, très largement abordé et étudié par la communauté géophysique [Tarantola05]. Les théories et théorèmes de la physique permettent de modéliser la plupart des phénomènes physiques existants sur la Terre. La connaissance et la description complète d'un phénomène est appelée une modélisation : elle permet à partir d'un système d'équations mathématiques de décrire et de prévoir les résultats d'un phénomène physique. Généralement, le modèle physique d'un phénomène dépend de paramètres qui fixent le résultat. Lorsque l'on veut prédire les résultats de mesure de certaines variables d'un modèle (appelées observables), on appelle ce problème un *problème direct*. Le *problème inverse* consiste quant à lui à retrouver les paramètres d'un modèle à partir de la mesure des observables. La communauté scientifique se retrouve la plupart du temps confronter au problème inverse : nous mesurons des données et nous voulons retrouver le modèle et les paramètres qui régissent cette physique. Le problème direct et le problème inverse sont résumés par la relation suivante :

$$\underset{\text{inverse}}{\underline{x}} \overset{\text{direct}}{\rightleftarrows} \underline{d}, \quad (2.77)$$

où \underline{x} représente les paramètres du modèle et \underline{d} représente les observables (ou les mesures). Le problème direct possède une solution unique dans les problèmes de physique classique et déterministe, mais le problème inverse a généralement plusieurs solutions voir une infinité de solution. C'est pourquoi, il faut ajouter le maximum d'information *à priori* sur les paramètres du modèle afin de réduire le nombre de solutions. La manière la plus simple de résoudre ce problème inverse est de le considérer d'un point de vue probabiliste : il faut représenter les *à priori* sur les paramètres du modèle par des densités de probabilité, c'est à dire des distributions. A partir du modèle, des *à priori* sur les paramètres du modèle et des incertitudes sur la mesure des observables, le problème inverse peut construire les densités de probabilité *à posteriori* des paramètres du modèle.

Dans cette partie, nous introduisons les méthodes d'inversion basées sur le modèle (*model-based inversion methods* en Anglais). Définissons tout d'abord les relations liées au problème direct consistant à générer des données synthétiques (observables synthétiques) à partir des paramètres d'un modèle. Considérons le vecteur colonne \underline{x} représentant les N_x paramètres du modèle :

$$\underline{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_{N_x}]^T, \quad (2.78)$$

et le vecteur colonne \underline{d} représentant les N_d données ou observables du problème :

$$\underline{d} = [d_1, d_2, d_3, \dots, d_{N_d}]^T. \quad (2.79)$$

Alors la prédiction des données synthétiques par les paramètres du modèle est notée :

$$\underline{x} \longmapsto \underline{d}_{syn} = \mathcal{G}(\underline{x}), \quad (2.80)$$

où \underline{d}_{syn} représente les données synthétiques et \mathcal{G} représente l'opérateur du problème direct, c'est à dire un ensemble d'équations reliant \underline{d}_{syn} et \underline{x} . De plus, la fonction \mathcal{G} est très souvent non-linéaire dans la plupart des problèmes de géophysique. Les données synthétiques ne seront jamais identiques aux données observées, car il existera toujours des erreurs dues à l'incertitude des mesures et des erreurs dues aux imperfections de la modélisation du problème. Ce fait explique de nouveau pourquoi le modèle inverse utilise les incertitudes des données et des paramètres.

Comme il existe plusieurs approches pour décrire la solution du problème inverse, nous choisissons de présenter celle basée sur la formulation de Bayes, très utilisée dans les problèmes inverses de géophysique [Duijndam87]. Le livre [Box73] donne les détails des modèles d'inférence Bayésienne et les articles [Jackson85, Cary88] montrent chacun une application géophysique du problème inverse.

Considérons les notations suivantes. Soit $p(\underline{d}|\underline{x})$ la densité de probabilité (DDP) conditionnel de \underline{d} sachant \underline{x} , $p(\underline{x}|\underline{d})$ la DDP conditionnel de \underline{x} sachant \underline{d} , $p(\underline{x})$ la DDP des paramètres du modèle indépendant de \underline{d} et $p(\underline{d})$ la DDP des paramètres du modèle indépendant de \underline{x} . Selon la théorie d'inversion de Tarantola [Tarantola05], et l'approche Bayésienne [Sen96], les DDP conditionnels sont reliées par la relation suivante :

$$p(\underline{x}|\underline{d}) = \frac{p(\underline{d}|\underline{x})p(\underline{x})}{p(\underline{d})}. \quad (2.81)$$

Dans le domaine de l'inversion géoacoustique, le dénominateur $p(\underline{d})$ est souvent pris égal à une constante, c'est à dire comme une distribution uniforme, car il est indépendant des paramètres du modèle. L'équation (2.81) devient :

$$p(\underline{x}|\underline{d}) \propto p(\underline{d}|\underline{x})p(\underline{x}). \quad (2.82)$$

Lorsque \underline{d} représente les données observées \underline{d}_{obs} , alors la DDP $p(\underline{d}|\underline{x})$ est aussi appelée la fonction de vraisemblance et peut être notée $L(\underline{d}_{obs}|\underline{x})$. La DDP $p(\underline{x})$ représente l'information que l'on a sur les paramètres du modèle indépendamment des données observées, elle est appelée la DDP *à priori*. De même, la DDP $p(\underline{x}|\underline{d})$ représente la distribution des paramètres du modèle connaissant les données observées, elle est appelée la DDP *à posteriori*. Le problème inverse consiste donc à calculer cette DDP *à posteriori* par le produit de la DDP *à priori* et de la fonction de vraisemblance, puis à trouver les paramètres qui maximisent cette distribution.

Afin de calculer la fonction de vraisemblance, il faut choisir la distribution du bruit représentant les erreurs entre les données observées et les données synthétiques (erreurs de modélisation et erreurs de mesure). En inversion géoacoustique, il est courant de supposer que le vecteur bruit \underline{n} est additif et indépendant de l'opérateur de modélisation direct :

$$\underline{d} = \mathcal{G}(\underline{x}) + \underline{n}. \quad (2.83)$$

La DDP de l'erreur entre les données observées et les données synthétiques est donc égale à la DDP du bruit $p(\underline{n})$:

$$p(\underline{d} - \mathcal{G}(\underline{x})) = p(\underline{n}). \quad (2.84)$$

La fonction de vraisemblance $L(\underline{d}_{obs}|\underline{x})$ correspondant à la DDP $p(\underline{d} - \mathcal{G}(\underline{x}))$ suit donc la distribution du bruit :

$$L(\underline{d}_{obs}|\underline{x}) = p(\underline{d} - \mathcal{G}(\underline{x})) = p(\underline{n}). \quad (2.85)$$

Supposons que le vecteur de bruit sur les données observées soit une distribution Gaussienne centrée avec une matrice de covariance \mathbf{C}_d ,

$$\underline{n} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{C}_d), \quad (2.86)$$

alors la fonction de vraisemblance prend la forme suivante :

$$L(\underline{d}|\underline{x}) = \text{const.} \exp [E(\underline{x})], \quad (2.87)$$

où $E(\underline{x})$ est la fonction d'erreur ou la fonction de log-vraisemblance :

$$E(\underline{x}) = -\frac{1}{2}(\underline{d} - \mathcal{G}(\underline{x}))^T \mathbf{C}_d^{-1} (\underline{d} - \mathcal{G}(\underline{x})). \quad (2.88)$$

En injectant l'équation (2.87) dans l'équation (2.82), la DDP à *posteriori* devient :

$$p(\underline{x}|\underline{d}) \propto \exp [E(\underline{x})] p(\underline{x}). \quad (2.89)$$

Considérons que la DDP à priori des paramètres du modèle $p(\underline{x})$ soit une loi uniforme. Autrement dit, nous ajoutons l'information sur les bornes d'existence de chacun des paramètres. Bien sûr, il est possible de supposer une autre distribution sur les paramètres si l'information est disponible. Une fois que tous les termes de la DDP à *posteriori* sont identifiés, le problème inverse consiste donc à estimer cette DDP dans l'espace des modèles multi-dimensionnels possibles. Autrement dit, il faut calculer la fonction erreur pour toutes les valeurs possibles des paramètres du modèle, et donc évaluer l'opérateur du problème direct \mathcal{G} pour chaque point de l'espace modèle.

En géophysique comme en géoacoustique, le nombre de paramètres est généralement important, l'opération d'évaluation peut donc devenir très coûteuse en terme de temps de calcul si aucun à *priori* n'est pris pour réduire l'espace modèle à une petite région. De plus, la DDP à *posteriori* n'est généralement pas une distribution Gaussienne à cause de la non-linéarité de l'opérateur \mathcal{G} . Nous montrons sur la figure 2.18 un exemple d'une fonction d'erreur pour un paramètre du modèle, dans laquelle le minimum global doit être estimé.

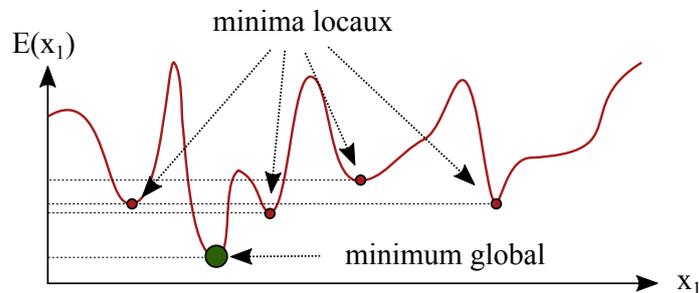


FIGURE 2.18 – Exemple d'une fonction d'erreur à une dimension comportant des minima locaux et un minimum global.

Lorsque ce problème d'estimation du minimum ou du maximum globale est ramené sur des fonctions de coût de plusieurs dimensions, les méthodes d'optimisation globale sont employées. Ces méthodes permettent de trouver des solutions aux modèles non linéaires en utilisant une approche de recherche global du minimum absolu de la fonction de coût. Ces méthodes sont expliquées et décrites dans le livre [Sen13]. On peut citer notamment : les méthodes de Monte-Carlo et ces variantes, les méthodes basées sur le recuit simulé (*Simulated Annealing* en Anglais) et les algorithmes génétiques. Nous verrons dans notre cas qu'une approche énumérative ou de recherche par quadrillage est plus simple à mettre en place et plus efficace, car nous avons peu de paramètres à tester.

Nous avons vu dans cette section une introduction au problème direct et au problème inverse. Dans la section suivante, nous discutons de l'application de l'inversion dans le domaine de l'acoustique sous-marine et des méthodes qui ont été proposées par la communauté scientifique.

2.3.1.2 Inversion appliquée à la localisation de source

Dans les systèmes sonar actif actuels, l'estimation du gisement et de la distance permet de localiser les cibles. La localisation est effectivement suffisante dans le plan horizontal pour des bateaux. Cependant lorsqu'il s'agit de localiser des cibles sous-marines telles que des mammifère marins ou des sous-marins, la profondeur de la cible doit être estimée. Ce dernier paramètre peut aussi être utilisé comme une information tactique pour la stratégie ou bien comme une information permettant de discriminer voir classifier une cible sous-marine. Afin d'estimer l'immersion d'une cible, il est important d'extraire toutes les informations possibles sur le canal de propagation. Dans le cadre de nos travaux, nous utiliserons les temps et les sites d'arrivée des trajets acoustiques. La plupart des antennes décrites dans la section 2.2.2 sont capables de former des voies dans la dimension verticale et d'estimer dans une certaine mesure les sites d'arrivée. Les antennes linéaires n'ont pas de dimension verticale et ne mesurent donc pas directement un site. Cependant elles mesurent un angle conique, appelé le pseudo-gisement, qui dépend du gisement et du site d'arrivée du trajet acoustique. Nous pensons que l'information conjointe sur les angles et les temps d'arrivée peut participer à l'estimation de la profondeur et de la distance de la cible.

La localisation de sources/cibles et la tomographie sont les deux principaux objectifs dans le domaine de l'inversion géoacoustique. Dans nos travaux, nous nous plaçons dans le cas de l'estimation de la position d'une cible. Ce type de problème est généralement résolu par les méthodes d'inversion basées sur un modèle [Taroudakis01]. La communauté scientifique de géoacoustique a proposé différentes méthodes basées sur des modèles tels que les méthodes de corrélation de champ de pression (*Matched-Field Processing* (MFP) en Anglais), les méthodes de rétro-propagation et de renversement temporel, et les autres techniques de corrélation [Meyer06].

Les techniques de MFP ont été très utilisées dans la communauté scientifique depuis que les ordinateurs possèdent une puissance de calcul suffisante, car elles utilisent directement les données de pressions enregistrées par les capteurs sans traitement d'antenne ni traitement du signal. Ces méthodes permettent d'estimer la position de la source (mais aussi les paramètres géoacoustiques du canal de propagation) en corrélant le champ de pression mesuré sur une antenne avec une réplique d'un champ de pression modélisé par un modèle acoustique synthétisant tout le champ acoustique. Les premières méthodes de MFP qui sont apparues sont résumées dans [Baggeroer93]. ces méthodes permettent de localiser correctement une source lorsque l'environnement est bien connu, mais en réalité les paramètres environnementaux varient dans l'espace et dans le temps, et la modélisation physique du canal de propagation n'est donc pas parfaite. Les méthodes MFP basées sur la modélisation du canal sont donc très sensibles aux erreurs de modèle. Par conséquent, beaucoup d'améliorations ont été proposées afin d'augmenter la robustesse de ces algorithmes face à ces incertitudes sur les paramètres océaniques. [Richardson91] ont proposé l'utilisation de l'inférence bayésienne dans leur travaux pour la localisation de source. Le principe consiste à inclure les incertitudes des paramètres océaniques et la position a priori de la source pour inférer la probabilité à posteriori de la position de la source. Autrement dit, le modèle physique du canal qui était figé devient un modèle statistique. En ajoutant de l'information sur les paramètres du problème, le système est relaxé, et une solution optimale peut être trouvée. Plusieurs approches Bayésiennes ont été comparées en utilisant les incertitudes sur la source et les paramètres environnementaux sur des données simulées [Dosso09] et réelles [Dosso07]. La focalisation acoustique [Collins91] et les méthodes de rétro-propagation [Meyer06] sont des alternatives aux techniques de MFP, qui peuvent avoir un coût calculatoire important à cause du nombre de paramètres inconnus à tester (paramètres du profil de célérité, position des capteurs de l'antenne, profondeur du canal,...).

Les concepts et les méthodes relatives à l'inversion en acoustique sous-marine sont très bien résumés et discutés par ordre chronologique dans [Meyer06]. Les méthodes de rétro-propagation des rayons pour l'estimation de la position de la source ont été introduites historiquement par [Collins94], puis par [Voltz94]. Ces méthodes exploitent les caractéristiques temporelles et spatiales de la structure d'arrivée des multi-trajets sur une antenne de réception. Les angles et les temps de trajets relatifs des arrivées sont estimés, puis ils sont utilisés pour rétro-propager les rayons acoustiques dans le milieu depuis l'antenne dans un programme de lancer de rayons. Sans erreur, les rayons acoustiques convergent spatialement vers la position de la source dans le milieu. Les travaux de [Lu97] proposent un schéma d'inversion qui utilise les temps de trajets des rayons pour estimer simultanément la position de la source, l'angle de l'antenne et des paramètres de l'environnement. L'idée consiste à "relaxer" le problème d'inversion, en ajoutant des densités de probabilité sur des paramètres auparavant fixes, afin de rechercher des solutions dont l'erreur serait plus faible. La robustesse de l'inversion par les temps de trajets des rayons acoustiques a été testée et validée par différentes erreurs sur les paramètres [Lu99]. Elle montre des résultats satisfaisant sur des données simulées et réelles. Cependant, ces approches sont réalisées avec des sonars passif afin de déterminer la position d'une source. Nous proposons de s'inspirer des méthodes de [Lu97, Lu99] afin de les appliquer avec des sonars actifs afin de déterminer la position d'un **cible**.

2.3.2 Classification

2.3.2.1 Index de cible

L'index d'une cible (sous-marin, mammifère-marin, mine, etc) (souvent appelé *Target Strength* (TS) en Anglais) est une mesure de la capacité d'un objet sous-marin à réfléchir plus ou moins fort une onde acoustique. Autrement dit, c'est une mesure de la réflectivité acoustique. Il s'exprime comme le logarithme du rapport entre l'intensité acoustique réfléchie par la cible à une distance de 1 m et l'intensité acoustique incidente au niveau de la cible :

$$TS = 10 \log_{10} \left(\frac{I_{reflechie}}{I_{incidente}} \right) = 10 \log_{10} \left(\frac{\sigma}{4\pi} \right), \quad (2.90)$$

où σ est aussi appelé la surface de réflexion de la cible. Cet index de cible est variable et dépend de beaucoup de paramètres. Les paramètres intrinsèques à la cible qui font varier le TS sont :

- les dimensions de la cible : longueur, diamètre.
- la nature des matériaux composant la cible : coque métallique des sous-marins, panneaux anéchoïques recouvrant toute la surface d'un sous-marin permettant de diminuer l'énergie réfléchie, la poche d'air des mammifères marins, la couche grasseuse et osseuse qui répond moins bien que l'air aux ondes acoustiques.
- la structure mécanique : les structures internes et externes d'un sous-marin peuvent rentrer en résonance sur certaines fréquences, les mammifère-marins ont aussi une poche de gaz plus ou moins sphérique qui peut rentrer en résonance.

La plupart de ces paramètres peuvent être discriminants, c'est à dire qu'il serait possible de dire à partir de leur valeur si la cible est un mammifère marin ou un sous-marin par exemple. L'estimation des ces paramètres semble donc être important pour l'étape de classification. Les paramètres extrinsèques à la cible qui font varier la valeur du TS d'une cible sont :

- la position de la cible par rapport à la direction de l'onde incidente. Il faut comparer les angles de positionnement de la cible (cap en gisement et en site) aux angles d'incidence des différents trajets acoustiques (gisement, site d'incidence, site réfléchi). La surface apparente d'un sous-marin est donc très variable si l'onde se réfléchit sur son flanc ou sur le nez, comme illustré sur la figure 1.14.
- l'immersion de la cible : le volume de la poche d'air d'un mammifère marin sera différente en fonction de son immersion.
- la résolution en distance de la forme d'onde. En fonction de cette résolution, il sera donc possible de détailler plus finement en distance les parties de la cible qui ont permis de réfléchir l'onde. Cela fait référence au modèle points brillants de la cible dans la section 1.4.5.
- la bande de fréquence de la forme d'onde peut mettre en jeu certaines résonances mécaniques et pas d'autres. Elle modifie de plus le calcul de la propagation acoustique.
- le système sonar et l'environnement marin : le calcul des gains positifs et négatifs de la chaîne de traitement du sonar actif et de la chaîne de propagation permet de remonter aux pertes de propagation de chaque trajet acoustique et ainsi d'estimer la valeur de l'index de cible absolu.

Finalement, on constate qu'il y a beaucoup de paramètres contribuant à la variabilité de l'index de cible. Par conséquent, l'index de cible est un paramètre assez variable et compliqué à modéliser.

Index de cible des mammifères marins

Il existent beaucoup de publications sur la mesure direct de cet index de cible sur différentes espèces.

Il y a eu beaucoup d'études sur la mesure de l'index de cible des poissons, à des fins de reconnaissance d'espèce pour la pêche, on peut citer notamment les plus connus [Love71a, Love71b, Love77, Nakken77, Foote86, Knudsen04]. Cependant les études sur la mesure de l'index de cible des mammifères marins sont moins présentes, car il est clair que les mesures d'index sur les poissons sont plus facile à réaliser dans une cuve ou dans une petite piscine que dans la mer. Les mammifères marins sont par contre bien trop grands pour que ces mesures soient réalisées dans une cuve. De plus, ils sont plus difficiles à observer en mer, car ils sont moins nombreux que les poissons et sont difficiles à repérer. La plupart des publications suivantes [Dunn69, Love73, Au96, Miller01, Lucifredi07, Parvin07, Bernasconi12, Bernasconi13] ont réussi à modéliser ou à observer ces mammifères marins et a déterminer leurs index de cible avec différents systèmes. Chaque étude est différente des autres par l'espèce observé mais aussi par le système sonar utilisé, et la comparaison des index de cible n'est donc pas facile à réaliser. Voici une liste non exhaustive des espèces de mammifères marins observés lors de ces études : grand cachalot (*Physeter macrocephalus*) [Dunn69], baleines à bosse (*Megaptera novaeangliae*) [Love73, Bernasconi13], grand dauphin (*Tursiops truncatus*) [Au96], baleine franche de l'Atlantique du Nord (*Eubalaena glacialis*) [Miller01], baleine grise (*Eschrichtius robustus*) [Lucifredi07].

Les caractéristiques anatomiques et physiologiques sont très spécifiques aux espèces, et bien que celles-ci contribuent à la variabilité de l'index de cible, elles peuvent être classifiantes ou discriminantes. La vessie natatoire pour les poissons ou les poumons pour les mammifères marins sont les organes principalement responsables de la réflectivité des ondes acoustiques, car ce sont des poches remplies de gaz. Ces organes sont différents pour chaque espèce en terme de volume de gaz, de position interne et de son comportement lors de plongée profonde. Prenons l'exemple d'un rorqual commun de 17 mètres de long, qui possède des poumons dont le volume est approximativement de

1800 litres d'air à la surface [McMullen98]. Lorsque le mammifère plonge, les poumons subissent une pression de plus en plus importante (1 bar tous les 10 mètres), et leurs volumes diminuent progressivement jusqu'à atteindre un volume minimal. Le phénomène est en fait plus compliqué, car les mammifères marins ont la capacité de stocker une partie de l'oxygène dans leur sang. La loi de Boyle permet de prendre en compte la compression du volume des poumons lorsque les mammifères marins sont en plongée. D'après les travaux de [Moore11, Fahlman09], la surface de réflexion de la poche de gaz à la profondeur z peut s'exprimer suivant la relation suivante :

$$\sigma(z) = \sigma(z = 0) \times \left(1 + \frac{z}{10}\right)^\gamma, \quad (2.91)$$

où $\sigma(z = 0)$ est la surface de réflexion de la poche de gaz à la surface et γ est le paramètre représentant le taux de contraction (estimé à -0.67, [Moore11, Fahlman09]). La surface de réflexion diminue donc lorsque la profondeur augmente. Cependant, cette surface de réflexion atteint une certaine limite à partir d'une immersion approximée à $z = 170$ mètres, qui peut s'expliquer par la limite minimale du volume des poumons. La dépendance de l'index de cible en fonction de la profondeur est vérifiée sur des données réelles pour des profondeurs allant de 0 m jusqu'à 200 m.

2.3.2.2 Paramètres discriminants

Les paramètres que l'on peut et que l'on sait actuellement estimer en sonar actif, et qui peuvent aider à la discrimination entre un mammifère marin, un sous-marin et une cible en surface sont donc :

- la longueur apparente d'un écho
- l'index de cible
- la structure de l'écho (points brillants)

Un paramètre ne permet pas forcément à lui seul de discriminer une cible, mais ce sont tous les paramètres pris ensemble qui permettent d'arriver à une décision avec une probabilité d'erreur plus faible.

L'**immersion** et le **vecteur vitesse** instantanée d'une cible peuvent être deux nouveaux paramètres aidant à la discrimination, voir la classification d'une cible. Actuellement et à notre connaissance, il n'existe pas de systèmes estimant ces paramètres en sonar actif. L'estimation de ces paramètres ajoute certainement un temps de calcul supplémentaire qui n'est pas réalisable en temps réel. De plus, ces paramètres pourraient apporter une information tactique nouvelle n'existant pas pour la majorité des systèmes sonar actuels.

2.4 Conclusions

Ce second chapitre a présenté les étapes de traitement du signal ainsi qu'une étape du traitement de l'information de la chaîne d'un sonar actif.

Dans une première partie, nous avons présenté les étapes de la chaîne de **traitement du signal**, qui sont une partie importante de la chaîne du sonar actif. Nous avons abordé les pré-traitement classiques (démodulation, filtrage, sous-échantillonnage) appliqués sur le signal brut, que l'on retrouve dans beaucoup d'autres domaines. Puis, nous avons présenté l'étape de **traitement d'antenne**, qui consiste à utiliser l'information issue d'une antenne afin de déterminer les directions et le nombre de sources ou de cibles présentes dans le champ de détection du sonar. Dans cette étape, nous avons présenté la formation de voies conventionnelles, la formation de voies adaptatives et l'algorithme MUSIC. Nous avons exposé les avantages et les limitations des ces algorithmes d'estimation des directions des ondes, et avons résumé les solutions possibles pour repousser certaines limitations comme la séparation de sources proches et cohérentes. Ces améliorations font souvent intervenir des méthodes d'estimation de la matrice interspectrale plus avancées. Nous avons, par exemple, exposé les techniques de lissage de la matrice interspectrale et la formation de voies sur voies qui est une succession de deux filtres spatiaux.

Ensuite, nous avons présenté le **traitement cohérent** qui est une étape qui consiste à corrélérer le signal reçu avec la forme d'onde émise. Nous avons expliqué les deux modélisations du signal possibles, bande étroite et large bande, en fonction des paramètres de la forme d'onde. Puis nous avons introduit la fonction d'ambiguïté bande étroite et large bande, qui permet de caractériser une forme d'onde dans le plan retard-Doppler par sa résolution en temps et en Doppler. Nous avons montré que l'estimateur du maximum de vraisemblance est le filtre optimal pour la détection du signal en présence d'un bruit blanc. Ensuite, nous avons présenté les avantages du plan d'ambiguïté large bande par rapport au plan d'ambiguïté bande étroite sur des signaux synthétiques large bande comme la modulation linéaire de fréquence (LFM) et le train de modulation linéaire de fréquence (PTFM).

Puis, nous avons présenté les dernières étapes du traitement du signal qui sont la **normalisation** et la **détection**. Nous avons exposé la problématique de la normalisation qui consiste à estimer les paramètres statistiques du bruit local sans être biaisé par la présence probable du signal à détecter. Nous avons rappelé le cadre de la théorie de la détection, et nous avons établi les courbes de performances (courbes COR) de notre détecteur, se situant après traitement cohérent et sans post-intégration, dans le cas d'un bruit suivant une loi du χ^2 à deux degrés de liberté. Nous avons donc montré qu'un RSB seuil de 8 dB permettait d'avoir une probabilité de fausse alarme de 10^{-4} et une probabilité de détection de 0.3.

Dans une seconde partie, nous avons brièvement présenté les étapes qui pourraient composer l'étape de **traitement de l'information** : le pistage et la trajectographie, la **localisation**, la classification et la fusion de données. Nous avons ensuite introduit le problème de la localisation de cible sous un point de vue inversion géophysique. Puis nous avons discuté des paramètres physiques qui pourraient modifier l'index de cible et qui peuvent probablement discriminer une cible acoustique immergée dans l'eau. Finalement, nous rappelons les quelques paramètres actuellement estimés pour la discrimination en sonar actif : longueur apparente, structure de l'écho et index de cible.

Nous proposons dans cette thèse de fournir deux nouveaux paramètres pour la discrimination de cible : **l'immersion instantanée de la cible** et **le vecteur vitesse instantané de la cible**.

L'immersion est un paramètre qui permet de discriminer rapidement une cible de surface d'une cible immergée, mais également de donner une information tactique. L'information d'immersion combinée à d'autres informations peut aussi permettre de déterminer la nature de la cible. Le vecteur vitesse instantané est un paramètre qui peut permettre de discriminer des catégories de cible en fonction de leur vitesse maximale mais aussi en fonction de la direction qu'elle peuvent prendre. Effectivement, les mammifères marins ont des cycles pour revenir respirer à la surface, et donc des trajectoires différentes des autres cibles immergées comme les sous-marins.

Les notions et méthodes présentées dans ce second chapitre sont prises en compte et utilisées dans le développement des algorithmes de localisation dans le chapitre 3, dans l'étude des signaux issus d'un dispositif expérimental dans le chapitre 4, et dans le développement d'une chaîne complète de sonar actif pour l'étude et le dépouillement de signaux réels dans le chapitre 5.

Une des principales contributions de ce travail de thèse est donc présentée dans le chapitre suivant.

Bornes de Cramer-Rao et Localisation de cible en sonar actif

Sommaire

3.1	Bornes de Cramer-Rao	79
3.1.1	Définition du problème	79
3.1.2	Calcul des bornes de Cramer-Rao	82
3.1.2.1	Dérivées partielles de φ	82
3.1.2.2	Dérivées partielles de T	83
3.1.2.3	Dérivées partielles de η	83
3.1.2.4	Conclusions	84
3.1.3	Interprétation géométrique des bornes de Cramer-Rao	85
3.1.4	Influence des paramètres sur les bornes des écart-types	87
3.1.4.1	Bornes de Cramer-Rao en fonction de la position de la cible	88
3.1.4.2	Bornes de Cramer-Rao en fonction de la bande et de l'écart-type en site	89
3.1.4.3	Bornes de Cramer-Rao en fonction du vecteur vitesse de la cible	90
3.1.5	Conclusions	93
3.2	Estimation conjointe de la distance et de l'immersion d'une cible avec une antenne surfacique	94
3.2.1	Introduction à la problématique de localisation	94
3.2.2	Algorithmes de localisation	97
3.2.2.1	Algorithme de localisation <i>MPA</i> basé sur les premières arrivées	97
3.2.2.2	Algorithme de localisation <i>MHP</i> basé sur la distance de Hausdorff pondérée	99
3.2.2.3	Inversion	101
3.2.2.4	Conclusions	103
3.2.3	Simulation numérique	103
3.2.3.1	Génération des mesures	105
3.2.3.2	Simulation sans bruit	109
3.2.4	Simulation de Monte-Carlo avec un bruit de mesure	111
3.2.4.1	Résultats	111
3.2.4.2	Lien avec les bornes de Cramer-Rao	112
3.2.4.3	Conclusions	113
3.2.5	Simulation de Monte-Carlo avec un profil aléatoire et un bruit de mesure	113
3.2.5.1	Génération d'un profil de célérité aléatoire	113
3.2.5.2	Résultats	115
3.2.5.3	Conclusions	115
3.2.6	Cas d'une cible étendue	117
3.2.6.1	Résultats	119
3.2.6.2	Conclusions	123

3.2.7	Conclusions	123
3.3	Application à une antenne linéaire remorquée (ALR)	125
3.3.1	Introduction à la problématique de l'ALR	125
3.3.2	Variation de la longueur de l'antenne	128
3.3.3	Variation du gisement de la cible	132
3.3.4	Conclusions ALR	135
3.4	Conclusions	136

Ce chapitre présente dans une première partie 3.1 le calcul des bornes de Cramer-Rao pour l'estimation conjointe de l'immersion et de la distance d'une cible à partir des mesures de retard de propagation et des mesures de site reçues sur une antenne surfacique.

Dans une seconde partie 3.2, nous présentons deux algorithmes de localisation permettant d'estimer conjointement la distance et l'immersion d'une cible. Nous montrons les performances de ces estimateurs au travers de plusieurs simulations de Monte-Carlo. Nous abordons aussi le cas d'une cible étendue, où nous montrons que l'angle d'aspect de la cible (angle défini dans la section 1.4.5) peut aussi être conjointement estimé à la distance et à l'immersion.

Dans une dernière partie 3.3, nous appliquons les algorithmes de localisation avec une antenne linéaire remorquée pour estimer conjointement la distance, l'immersion et le gisement de la cible. Nous présentons les performances des algorithmes en fonction de la longueur de l'antenne et du gisement de la cible.

3.1 Bornes de Cramer-Rao

Cette partie présente le calcul des bornes de Cramer-Rao sur l'estimation de la distance et de la profondeur d'une cible dans le cas d'un profil de célérité bilinéaire. Un profil bilinéaire est un profil composé de deux gradients de célérité. Si les bornes de Cramer-Rao sont plutôt simples à calculer dans le cas d'un profil de célérité constant, ce type de profil n'existe quasiment pas dans les océans et les mers du globe. En effet, la plupart des profils réels peuvent être approximés par un profil bilinéaire, c'est pourquoi nous avons choisi de calculer les bornes sur ce type de profil (exemple profil Méditerranée été).

Les bornes de Cramer-Rao pour l'estimation des paramètres océaniques environnementaux avec les méthodes de corrélation de champ de pression (MFP) et de tomographie acoustique océanique ont été proposés par [Baggeroer95a, Baggeroer95b]. [Blanc-Benon97] ont proposé les bornes de Cramer-Rao pour l'analyse de la trajectoire d'une cible dans un plan (x,y) avec un profil bilinéaire et une propagation par rayon. [Blanc-Benon97] ont en effet calculé analytiquement les bornes de Cramer-Rao pour l'estimation de la distance, de la profondeur, du gisement et du vecteur vitesse d'une cible en utilisant l'estimation des **gisements** et des temps d'arrivée **relatifs** des multiples trajets avec un sonar **passif**. Nous proposons d'adapter ces travaux à notre contexte de sonar actif, en ajoutant la mesure des angles d'élévation (sites).

Dans cette partie, nous proposons donc de calculer les bornes de Cramer-Rao de la position d'une cible en distance et en profondeur lorsqu'un système sonar **actif** mesure des **sites** et des temps d'arrivée **absolus** sur un **unique ping**. L'étude des bornes de Cramer-Rao est nouveau lorsqu'on utilise l'estimation des sites des multiples trajets, et par conséquent le calcul analytique des bornes est différent de celui de [Blanc-Benon97].

3.1.1 Définition du problème

Considérons un système sonar composé d'une source acoustique et d'une antenne de réception situées à la même distance et profondeur ($R = 0, Z = z_0$), et d'une cible positionnée à la distance $R = r$ et à la profondeur $Z = z$. La figure 3.1 illustre à droite un schéma de la position du sonar par rapport à la cible, et à gauche le profil de célérité de la colonne d'eau.

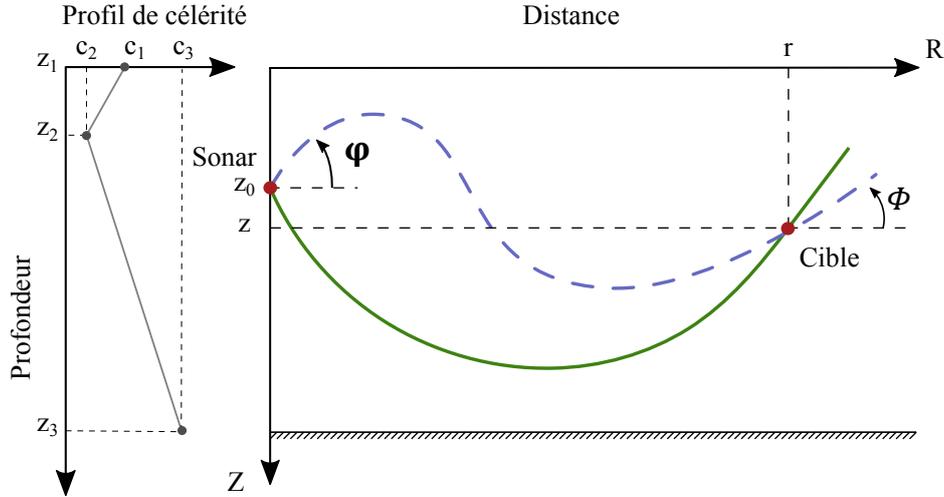


FIGURE 3.1 – (Gauche) Profil de célérité bilinéaire. (Droite) Propagation de deux rayons reliant le sonar à la cible.

Le profil de célérité est bilinéaire et est décrit par trois points de coordonnées : $[c_1 z_1]$, $[c_2 z_2]$, $[c_3 z_3]$. $Z = z_1 = 0$ représente l'interface entre l'eau et l'air, $Z = z_3$ représente le bas de la colonne d'eau (interface eau-sol). c_2 représente donc le minimum de célérité à la profondeur z_2 . L'axe vertical est considéré comme positif lorsqu'il pointe vers le bas. Le schéma représente deux rayons propres existant entre le sonar et la cible. L'élévation (ou le site) est représenté par la variable φ et est défini comme l'angle entre l'axe horizontal et un rayon propre arrivant au niveau du sonar. L'angle représenté par la variable Φ est défini comme l'angle entre l'axe horizontal et le rayon propre arrivant au niveau de la cible. Les sites à la position du sonar sont mesurés par une formation de voies, alors que les angles au niveau de la cible sont inconnues. Les angles sont définis positifs dans le sens horaire par convention.

Considérons que le sonar émet une forme d'onde, que l'onde acoustique se propage à travers le canal et se réfléchisse sur une cible supposée ponctuelle, puis que l'onde se rétro-propage de nouveau dans le canal pour enfin être enregistrée par l'antenne de réception. Nous supposons que l'antenne de réception du sonar possède une dimension verticale suffisante pour réaliser une formation de voies en site dans le gisement de la cible. Après toutes les étapes de la chaîne de traitement du sonar actif décrites dans le chapitre 2, nous supposons qu'il y a N arrivées qui sont détectées. Chaque détection est caractérisée par une mesure du retard τ , une mesure du site φ et une mesure du coefficient de compression Doppler η .

Le premier algorithme de localisation, qui sera expliqué en 3.2.2.1, est basé sur la mesure des temps de propagation retour \underline{T} et sur la mesure des sites d'arrivée à l'antenne $\underline{\varphi}$. Ces temps de propagation retours sont estimés à partir de la mesure des retards $\underline{\tau}$ (temps de trajet aller-retour). Les bornes de Cramer-Rao sont ici calculées pour cet estimateur. L'étude des bornes de Cramer-Rao est donc réalisée en calculant uniquement la propagation retour, c'est à dire la propagation de la cible vers l'antenne de réception. Le premier algorithme de localisation utilise seulement L détections (de l'ordre de une à plusieurs détections en fonction de la propagation multi-trajets considérée) sur N détections. Les données d'entrée des bornes de Cramer-Rao seront donc la mesure des temps de propagation retours \underline{T} et des sites d'arrivée à l'antenne $\underline{\varphi}$ pour L détections.

Description des variables

La position de la cible est inconnue et est définie par le vecteur :

$$\underline{x} = [r, z]^t. \quad (3.1)$$

Le canal de propagation est modélisé par l'opérateur M et est défini comme :

$$M \mapsto \underline{y} = M(\underline{x}), \quad (3.2)$$

où \underline{y} représente les variables de sortie de l'opérateur de propagation M :

$$\underline{y} = [\underline{\varphi}^t \quad \underline{T}^t \quad \underline{\eta}^t]^t, \quad (3.3)$$

où $\underline{\varphi} = [\varphi_1, \dots, \varphi_L]^t$ sont les sites d'arrivée, $\underline{T} = [T_1, \dots, T_L]^t$ sont les temps de propagation retours, $\underline{\eta} = [\eta_1, \dots, \eta_L]^t$ sont les coefficients de compression Doppler et $L (\leq N)$ est le nombre de détections utilisées. Le vecteur des mesures \underline{y}_m est définie par la relation suivante :

$$\underline{y}_m = \underline{y} + \underline{\delta}, \quad (3.4)$$

où le vecteur $\underline{\delta}$ représente le bruit de mesure du système sonar (différent du bruit dû aux erreurs de modélisation). Ce bruit peut être décomposé sur les sites, sur les retards et sur les coefficients de compression Doppler comme dans la relation suivante :

$$\underline{\delta} = [\underline{\delta\varphi}^t \quad \underline{\delta T}^t \quad \underline{\delta\eta}^t]^t. \quad (3.5)$$

Le bruit sur les sites est indépendant du bruit sur le retard et le coefficient de compression Doppler. Le vecteur $\underline{\delta\varphi} = [\delta\varphi_1, \dots, \delta\varphi_L]^t$ est un vecteur de variables aléatoires suivant une loi Gaussienne centrée dont la matrice de covariance est définie par :

$$\underline{\Sigma}(\underline{\delta\varphi}) = \text{diag}(\sigma_{\varphi_1}^2, \dots, \sigma_{\varphi_L}^2). \quad (3.6)$$

Les vecteurs de variables aléatoires $\underline{\delta T} = [\delta T_1, \dots, \delta T_L]^t$, et $\underline{\delta\eta} = [\delta\eta_1, \dots, \delta\eta_L]^t$ suivent une loi Gaussienne centrée avec une matrice de covariance $\underline{\Sigma}(\underline{\delta T}, \underline{\delta\eta})$. Cette matrice de covariance est définie par la forme d'onde émise par le sonar et n'est pas forcément diagonale. Certaines formes d'onde comme la modulation linéaire de fréquence ont un couplage entre le retard et le coefficient de compression Doppler, et par conséquent la matrice de covariance n'est pas diagonale.

Le vecteur $\underline{\delta}$ ou le vecteur $\underline{y}_m - \underline{y}$ suit donc une loi Gaussienne multivariée centrée de matrice de covariance :

$$\underline{\Sigma}(\underline{\delta}) = \underline{\Sigma}(\underline{y}_m - \underline{y}) = \begin{pmatrix} \underline{\Sigma}(\underline{\delta\varphi}) & 0 \\ 0 & \underline{\Sigma}(\underline{\delta T}, \underline{\delta\eta}) \end{pmatrix}. \quad (3.7)$$

La matrice de covariance peut aussi être décrite par la matrice d'information \underline{F}_m :

$$\underline{F}_m(\underline{y}_m - \underline{y}) = \underline{\Sigma}^{-1}(\underline{y}_m - \underline{y}). \quad (3.8)$$

Dans la partie suivante, nous calculons analytiquement les bornes de Cramer-Rao de la position de la cible (r, z) en fonction des L mesures de temps de propagation retour $\underline{\delta T}$, de site d'arrivée $\underline{\delta\varphi}$ et de coefficient de compression Doppler $\underline{\delta\eta}$.

3.1.2 Calcul des bornes de Cramer-Rao

L'étude des bornes de Cramer-Rao permet de déterminer l'incertitude minimale des variables de sortie par rapport aux incertitudes des variables d'entrée d'un système. Dans notre cas, les variables d'entrée sont les temps de propagation retours, les sites et les coefficients de compression Doppler, et les variables de sortie sont la distance et l'immersion de la cible. Nous voulons savoir si la borne en immersion n'est pas trop élevée par rapport à l'immersion d'une cible ou par rapport à la hauteur de la colonne d'eau afin de ne pas créer un estimateur qui ne serait pas capable d'estimer l'immersion à cause d'une variance trop grande.

Pour un estimateur non biaisé \hat{x} , la borne de Cramer-Rao notée **BCR** définit la variance minimale que l'estimateur peut atteindre. Elle s'exprime comme l'inverse de la matrice de Fisher $\mathbf{F}(\underline{x})$:

$$\mathbf{BCR} = \mathbf{F}(\underline{x})^{-1}. \quad (3.9)$$

Lorsque le bruit modélisé suit une loi normale centrée de matrice de covariance $\mathbf{\Sigma}$ ou de matrice d'information \mathbf{F}_m , alors la matrice de Fisher $\mathbf{F}(\underline{x})$ vérifie la relation suivante [Van Trees04, Kay93] :

$$\mathbf{F} = \mathbf{J}^t \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{J} = \mathbf{J}^t \mathbf{F}_m \mathbf{J}, \quad (3.10)$$

où \mathbf{J} représente la matrice Jacobienne de $M(\underline{x})$ définie par :

$$\mathbf{J} = \frac{\partial M(\underline{x})}{\partial \underline{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \varphi}{\partial r} & \frac{\partial \varphi}{\partial z} \\ \frac{\partial T}{\partial r} & \frac{\partial T}{\partial z} \\ \frac{\partial \eta}{\partial r} & \frac{\partial \eta}{\partial z} \end{bmatrix}. \quad (3.11)$$

Dans notre étude, la matrice \mathbf{J} sera de dimension $3L \times 2$. Le calcul des bornes de Cramer-Rao implique de calculer analytiquement la matrice Jacobienne \mathbf{J} . Nous présentons donc dans les paragraphes suivants le calcul des dérivées partielles qui composent cette matrice \mathbf{J} .

3.1.2.1 Dérivées partielles de φ

Les deux dérivées partielles $\partial\varphi/\partial r$ et $\partial\varphi/\partial z$ représentent l'inverse des divergences angulaires en distance et en immersion des rayons propres à une position de cible donnée. Ces deux dérivées sont calculées numériquement à l'aide d'un simulateur de propagation de rayons. Il en existe plusieurs [Porter87] mais nous utiliserons celui développé par Thales. Ce simulateur permet d'obtenir directement la valeur de ces divergences pour une position de cible. Il fonctionne pour des profils de célérité définis avec de multiples gradients constants. Les coordonnées d'un rayon propre sont calculées successivement strate par strate, c'est à dire à chaque fois que le rayon rencontre un nouveau gradient de célérité. Cette méthode de calcul est décrite dans le livre suivant [Burdic91].

3.1.2.2 Dérivées partielles de T

Les deux dérivées partielles suivantes $\partial T/\partial r$ et $\partial T/\partial z$ sont calculées analytiquement à partir du système d'équations reliant le temps de trajet d'un rayon aux paramètres de la cible et de l'environnement. Ce système d'équations proposé par [Baer73] est valable pour un profil de célérité bilinéaire. Il s'exprime sous la forme des deux équations suivantes :

$$r = G(\varphi, z), \quad (3.12)$$

$$T = H(\varphi, z), \quad (3.13)$$

où r est la distance horizontale, T est le temps de propagation retour, φ est le site de réception au niveau du sonar, z est l'immersion de la cible. G et H sont deux fonctions définies par les équations (A.1) et (A.2), qui permettent de calculer la distance et le temps de propagation en fonction des variables φ et z , mais aussi en fonction de plusieurs paramètres de propagation. Le site φ est une variable implicitement définie par les deux équations (3.12) et (3.13) du système.

Afin de calculer les dérivées partielles de T , il faut d'abord les exprimer en fonction des fonctions H et G . A l'aide du théorème des fonctions implicites énoncé dans l'annexe A.1 et quelques manipulations exposées dans l'annexe A.3, les dérivées partielles de T s'expriment finalement comme :

$$\frac{\partial T}{\partial r} = \frac{\partial H}{\partial \varphi} / \frac{\partial G}{\partial \varphi}, \quad (3.14)$$

$$\frac{\partial T}{\partial z} = -\frac{\partial H}{\partial \varphi} \frac{\partial G}{\partial z} / \frac{\partial G}{\partial \varphi} + \frac{\partial H}{\partial z}. \quad (3.15)$$

Le calcul des dérivées partielles des fonctions G et H étant long et fastidieux, il est donc présenté dans l'annexe A.4.

3.1.2.3 Dérivées partielles de η

Ils restent donc à calculer les dérivées partielles qui concernent le coefficient de compression Doppler. Le phénomène Doppler en sonar actif a été présenté dans la section 1.4.4. Nous rappelons que le coefficient de compression Doppler dépend de l'angle du rayon incident et de l'angle du rayon réfléchi, et qu'il peut être approximé par la relation :

$$\eta \approx 1 - \frac{V_i}{c(z)} - \frac{V_r}{c(z)}, \quad (3.16)$$

où V_i et V_r sont les vitesses radiales de la cible pour le rayon incident et le rayon réfléchi (définies en (1.21)), et $c(z)$ la célérité du son à la profondeur z . Afin de simplifier l'analyse des bornes de Cramer-Rao, nous supposons que nous traitons uniquement les chemins de propagation dont l'angle du rayon réfléchi est le même que le rayon incident. Cette hypothèse est réaliste et est une légère approximation lorsque l'angle d'incidence et l'angle réfléchi sont différents. Ainsi nous analyserons l'influence du coefficient de compression Doppler de ces rayons sur les bornes de Cramer-Rao.

Le coefficient de compression Doppler s'exprime alors comme :

$$\eta \approx 1 - \frac{2V_i}{c(z)} = 1 - \frac{2\|\vec{V}_c\| \cos(\Phi_c - \Phi(r, z))}{c(z)}, \quad (3.17)$$

où \vec{V}_c est le vecteur vitesse de la cible et Φ_c l'angle du vecteur vitesse de la cible par rapport à l'horizontal. La dérivée du coefficient de compression Doppler η en fonction de r s'exprime comme :

$$\frac{\partial \eta}{\partial r} = \frac{\partial \Phi}{\partial r} \frac{2 \|\vec{V}_c\|}{c(z)} \sin(\Phi_c - \Phi). \quad (3.18)$$

La dérivée partielle $\frac{\partial \Phi}{\partial r}$ est reliée à la dérivée partielle $\frac{\partial \varphi}{\partial r}$ en dérivant la loi de Snell-Descartes par rapport à la variable r :

$$\left(\frac{\cos \varphi}{c(z_0)} \right)' = \left(\frac{\cos \Phi}{c(z)} \right)', \quad (3.19)$$

$$-\frac{\partial \varphi \sin \varphi}{\partial r c(z_0)} = -\frac{\partial \Phi \sin \Phi}{\partial r c(z)}, \quad (3.20)$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial r} = \frac{\sin \varphi c(z)}{\sin \Phi c(z_0)} \frac{\partial \varphi}{\partial r}. \quad (3.21)$$

Finalement la dérivée s'exprime par la relation suivante :

$$\frac{\partial \eta}{\partial r} = \frac{\partial \varphi}{\partial r} \frac{2 \|\vec{V}_c\| \sin \varphi}{c(z_0) \sin \Phi} \sin(\Phi_c - \Phi). \quad (3.22)$$

En utilisant la dérivée de la loi de Snell-Descartes, la dérivée partielle du coefficient de compression Doppler en fonction de z se simplifie et s'exprime comme :

$$\frac{\partial \eta}{\partial z} = 2 \|\vec{V}_c\| \left[\frac{\partial \varphi \sin \varphi \sin(\Phi_c - \Phi)}{\partial z c(z_0) \sin \Phi} + (B g_1 - D g_2) \frac{\cos(\Phi_c - \Phi)}{c^2(z)} \right], \quad (3.23)$$

où g_1 est le gradient de célérité de la couche de surface et g_2 le gradient de célérité de la couche profonde. g_1 , g_2 et B , D sont définis dans l'annexe A.2. Le coefficient de compression Doppler et ces deux dérivées partielles varient en fonction de la norme et de l'angle du vecteur vitesse de la cible. En pratique, le vecteur vitesse de la cible n'est pas forcément connu, mais dans notre étude nous supposons qu'il l'est. Ces deux paramètres (norme et angle du vecteur vitesse de la cible) pourraient être inclus dans le vecteur \underline{x} si on voulait compléter l'étude des bornes.

3.1.2.4 Conclusions

La première partie de la matrice Jacobienne \mathbf{J} est calculée numériquement (dérivées partielles de φ), et la seconde partie est calculée analytiquement (dérivées partielles de T et η). La matrice de Fisher \mathbf{F} peut donc être calculée pour une position de cible (r, z) et pour une matrice d'information de mesure \mathbf{F}_m par la relation (3.10). Finalement, la matrice de covariance des paramètres de sortie est calculée par l'inverse de la matrice de Fisher \mathbf{F} , et s'écrit suivant la relation suivante [Kay93] :

$$\mathbf{BCR} = \mathbf{F}(\underline{x})^{-1} = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & \text{cov}(r, z) \\ \text{cov}(z, r) & \sigma_z^2 \end{bmatrix}, \quad (3.24)$$

où σ_r et σ_z représentent les bornes des écart-types de la distance et profondeur de la cible.

Après cette partie calculatoire, nous proposons une interprétation graphique permettant de comprendre l'influence de certains paramètres d'entrée sur les bornes de Cramer-Rao. A notre connais-

sance, il n'existe pas d'interprétation graphique des bornes de Cramer-Rao en acoustique sous-marine.

3.1.3 Interprétation géométrique des bornes de Cramer-Rao

La figure 3.2 illustre plusieurs interprétations géométriques des bornes de Cramer-Rao dans le cas de deux détections. Attention les échelles distance-profondeur et temps-angle ne sont pas respectées sur les schémas. Il faut garder en mémoire que l'incertitude temporelle représente une distance très petite devant l'incertitude angulaire. Une incertitude temporelle de 1 ms (équivalent à une incertitude spatiale de 1.5 m) n'est pas transformée par l'opérateur de propagation, tandis qu'une incertitude angulaire de 1° va représenter une incertitude spatiale qui va augmenter avec la distance de propagation.

Nous rappelons que les bornes de Cramer-Rao permettent de connaître la variance minimale d'un estimateur non biaisé en fonction de la variance des paramètres d'entrée. Nous voulons expliquer, par les 4 figures en 3.2, comment les bornes des variances des paramètres de sortie σ_r^2 et σ_z^2 (distance et immersion de la cible) sont influencées par les variances des paramètres d'entrée σ_T^2 et σ_φ^2 (temps d'arrivée et site), et par la différence de site entre les deux rayons à la position de la cible θ .

Les quatre figures se placent dans un plan distance-profondeur et la figure du haut représente le cas de référence. Chaque cas montre schématiquement comment les variances des paramètres d'entrée sont propagées par le milieu océanique dans le cas d'un profil de célérité non linéaire et comment se définit la surface d'incertitude de la position de la cible.

Afin de représenter les incertitudes, nous définissons la notion d'ellipse comme le contour à -3 dB d'une distribution à deux dimensions. Considérons que la distribution des paramètres d'entrée est une distribution Gaussienne et que les axes de l'ellipse sont définis par $2\sigma_T$ et $2\sigma_\varphi$. La distribution des paramètres de sortie n'est cependant pas gaussienne, car l'opération de propagation des variances est non-linéaire.

La surface d'incertitude de la position de la cible est représentée schématiquement en rouge par l'intersection des deux ellipses d'incertitudes déformées (distribution non gaussienne). Cette surface d'incertitude à -3 dB est caractérisée par $2\sigma_r$ et $2\sigma_z$, qui sont les projections de cette surface sur l'axe r et l'axe z et les bornes des variances des paramètres de sortie.

Le premier cas est illustré sur la seconde figure en 3.2 et montre l'influence d'une différence de site $\theta(1)$ plus faible que dans le cas de référence. Ce cas est très réaliste, car les premiers trajets acoustiques détectés ont généralement des sites de départ et d'arrivée proches de zéro. Ils n'apportent donc pas de diversité angulaire au niveau de la cible. Dans cet exemple de propagation, les bornes des écart-types des paramètres de sortie augmentent lorsque l'angle θ diminue. Il faut donc privilégier la diversité angulaire pour le choix des détections de trajets lors de la conception de l'algorithme de localisation afin de réduire la surface d'incertitude de la position de la cible.

Le second cas est illustré sur la troisième figure en 3.2 et montre qu'une faible augmentation de l'écart-type en site $\sigma_\varphi(2)$ par rapport au cas de référence n'apporte aucune modification sur les bornes des écart-types de la position de la cible. Cependant, il ne faut pas oublier l'existence des autres intersections des deux distributions à des niveaux plus faible que -3 dB, car ces surfaces peuvent créer des ambiguïtés de faibles amplitudes.

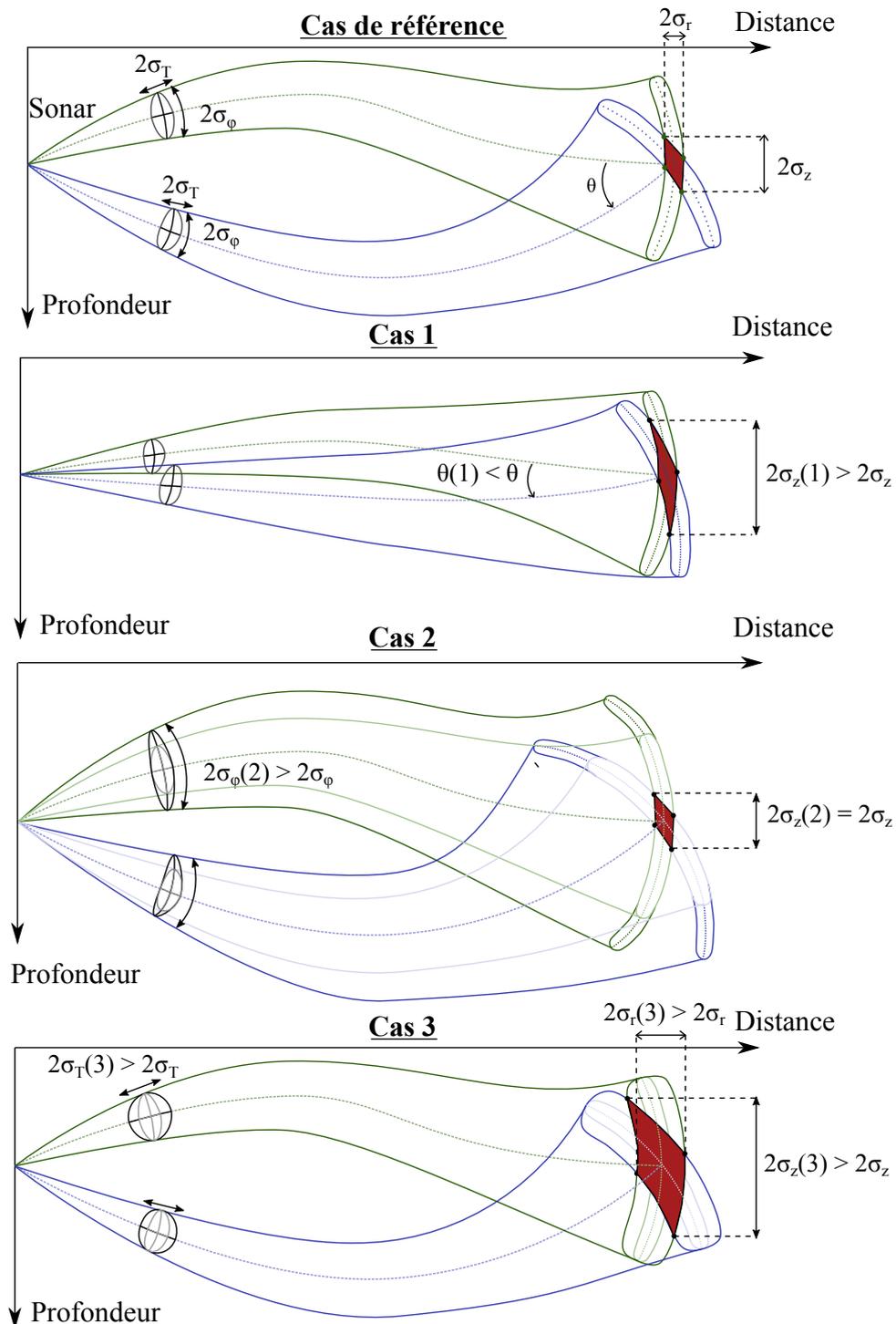


FIGURE 3.2 – Schéma représentant une interprétation graphique des bornes de Cramer-Rao pour 2 rayons détectés. La première figure (haut) représente le cas de référence, tandis que les trois figures suivantes montrent l'influence d'un paramètre sur les bornes des écart-types de la distance et de la profondeur. Le cas 1 montre l'influence de la différence de site entre les deux rayons au niveau de la cible. Le cas 2 et 3 montrent l'influence d'une augmentation de σ_φ et de σ_T respectivement.

Le troisième cas est illustré sur la dernière figure en 3.2 et montre que l'augmentation de l'écart-type en temps $\sigma_T(3)$ par rapport au cas de référence a pour conséquence une augmentation de la surface d'incertitude et donc des bornes des écart-types de la position de la cible.

Dans cette section, nous avons apporté une interprétation graphique innovante des bornes de Cramer-Rao pour la localisation d'une cible immergée. Dans la partie suivante, nous proposons un scénario de sonar actif afin d'étudier quantitativement les bornes en faisant varier plusieurs paramètres du problème.

Nous évaluons d'abord les bornes en prenant en compte uniquement les mesures de temps de propagation et de site. La matrice de covariance des mesures est alors une simple matrice diagonale et s'inverse facilement. Puis nous prenons en compte le coefficient de compression Doppler afin d'évaluer l'influence du vecteur vitesse de la cible sur les bornes. La matrice de covariance n'est alors plus diagonale, car elle prends en compte les dépendances entre le retard et le coefficient Doppler de chaque détection.

3.1.4 Influence des paramètres sur les bornes des écart-types

Nous proposons maintenant un scénario de sonar actif réaliste selon les paramètres suivants. Nous considérons un profil de célérité bilinéaire correspondant à un profil réel de la Méditerranée en été :

$$\begin{aligned}(c_1, z_1) &= (0 \quad m, 1531 \text{ m/s}) \\ (c_2, z_2) &= (100 \quad m, 1507 \text{ m/s}) \\ (c_3, z_3) &= (2500 \text{ m}, 1546 \text{ m/s})\end{aligned}\tag{3.25}$$

La profondeur du sonar est fixée à $z_0 = 200$ m et la forme d'onde émise est une LFM de durée $T_e = 1$ s, de bande $B = 1$ kHz, et de fréquence centrale $f_p = 5$ kHz. La résolution en retard à -3 dB est donnée [Hermand88] par la relation suivante :

$$2\tau_{-3dB} = 2T_{-3dB} = 2 \times \frac{0.44}{B} = 0.88 \text{ ms}.\tag{3.26}$$

La dimension verticale de l'antenne est fixée à $H = 1$ m. La résolution en site à -3 dB dans la direction perpendiculaire à l'antenne (soit le site nul) est donnée [Burdic91] par la relation suivante :

$$2\varphi_{-3dB} = \frac{50c}{f_p H} = 15 \text{ degrés}.\tag{3.27}$$

Cette résolution est bien sûr dépendante du type d'antenne et de l'angle de gisement de la cible.

Nous supposons que la cible est ponctuelle et qu'elle se situe dans le travers de l'antenne afin de simplifier l'analyse. Pour les applications où la position de la cible n'est pas variable, nous fixons sa position à une distance $r = 18$ km et une profondeur $z = 400$ m, avec une vitesse $V = 0$ m/s. Dans le cas d'échos de sonar actif avec un fort rapport signal sur bruit, les écart-types du bruit de mesure d'une détection i en site et en temps d'arrivée sont données [Burdic91] par les relations suivantes :

$$\sigma_{\varphi_i} = \frac{\varphi_{-3dB}}{\sqrt{r s b_i}},\tag{3.28}$$

$$\sigma_{T_i} = \frac{T_{-3dB}}{\sqrt{r s b_i}},\tag{3.29}$$

où rsb_i est le RSB en échelle linéaire de la détection i en sortie d'antenne. Pour L détections, nous pouvons donc écrire la matrice de covariance des mesures comme la matrice diagonale suivante :

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_{\varphi_1}^2, \dots, \sigma_{\varphi_L}^2, \sigma_{T_1}^2, \dots, \sigma_{T_L}^2), \quad (3.30)$$

Nous considérons que toutes les détections ont un RSB de 15 dB. L'écart-type en temps d'arrivée est donc de $80 \mu s$ (équivalent à 11 cm) et l'écart-type en site est donc de 1.33 degrés.

3.1.4.1 Bornes de Cramer-Rao en fonction de la position de la cible

La figure 3.3 illustre une carte de la borne de l'écart-type de la profondeur de la cible en fonction de la distance et de la profondeur de la cible dans le cas de deux détections.

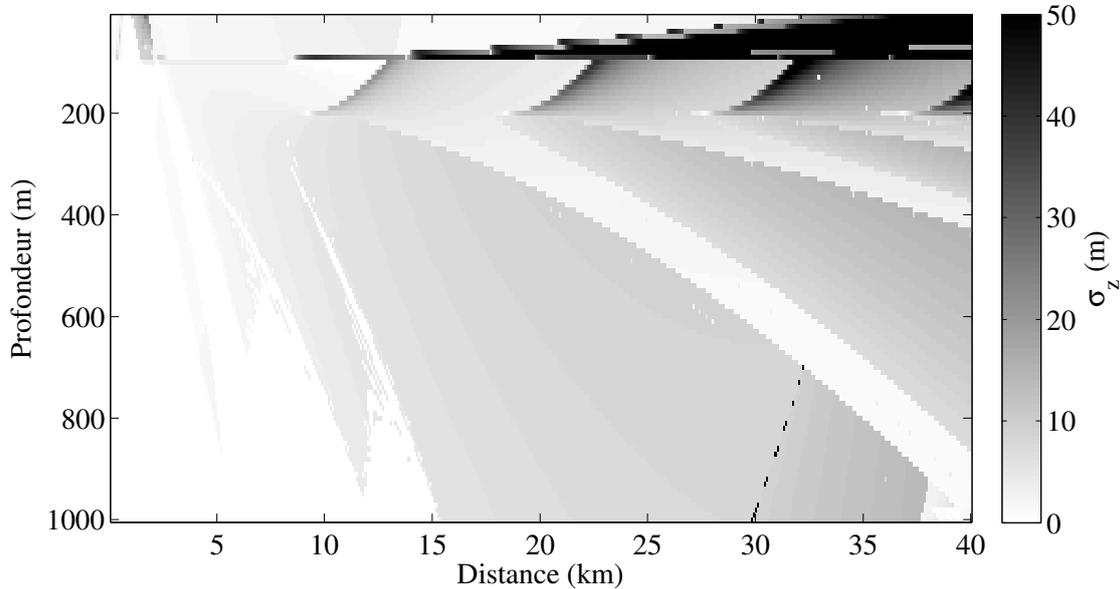


FIGURE 3.3 – Carte de la borne de l'écart-type de la profondeur de la cible σ_z en fonction de la distance et de la profondeur de la cible dans le cas de deux détections.

On constate que la carte de la borne est complexe à cause de la non-linéarité de l'opérateur de propagation. Cette carte est très assimilable à une carte de perte de propagation classique en acoustique sous-marine, à cause des zones d'ombres et des zones claires. Les zones d'ombres signifient qu'il y a peu d'énergie et que les rayons ont une très forte divergence angulaire, tandis que les zones claires signifient que l'énergie est très présente et que les rayons ont une divergence angulaire plus faible.

Il existe cependant une légère tendance à l'augmentation de la borne lorsque la distance augmente, ce qui est normal car la divergence angulaire des rayons devient de plus en plus importante lorsque la distance augmente. La borne de l'écart-type est minimale lorsque la distance est faible mais aussi lorsque la cible se trouve dans les "caustics" (zones où les rayons se concentrent, où la divergence angulaire tend vers zéro, et où l'énergie des rayons devient infinie en théorie). On observe que la borne de l'écart-type est très importante lorsque la cible se trouve entre la surface et la profondeur de la source. Cette zone est peu éclairée par les rayons à cause de la propagation et du profil de célérité.

Toutes ces remarques sont valables uniquement pour notre exemple de scénario.

En conclusion, la borne sur la variance de la profondeur de la cible est très dépendante de la position de la cible et de la source, mais il est possible de la faire diminuer si on augmente le nombre de détections utilisées.

La bande fréquentielle et la hauteur de l'antenne sont aussi des paramètres qui peuvent influencer les bornes. Nous étudions donc dans la section suivante, l'influence de ces deux paramètres sur les bornes des écart-types de la position de la cible.

3.1.4.2 Bornes de Cramer-Rao en fonction de la bande et de l'écart-type en site

La figure 3.4 montre les bornes des écart-types en distance et en immersion en fonction de la bande fréquentielle de la forme d'onde pour deux détections (en bleu) et trois détections (en rouge).

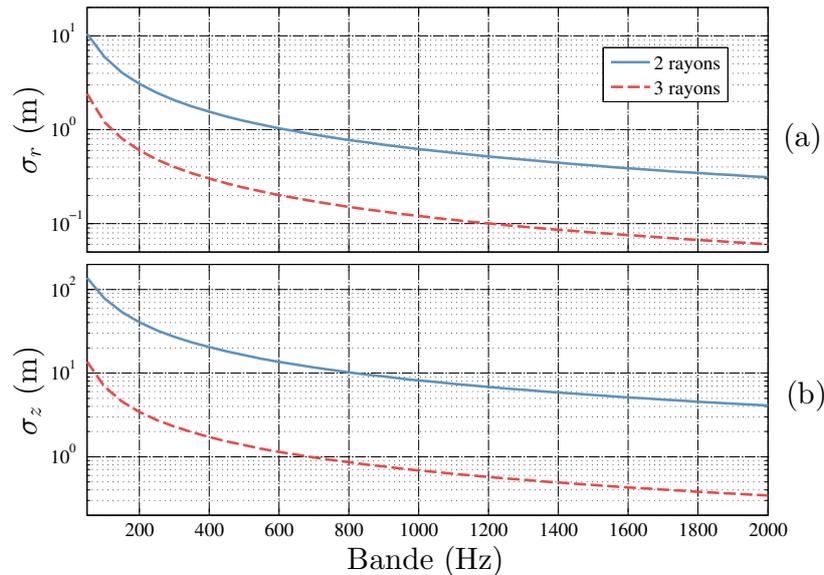


FIGURE 3.4 – (a) Borne de l'écart-type de la distance de la cible σ_r en échelle logarithmique en fonction de la bande B . (b) Borne de l'écart-type de la profondeur de la cible σ_z en échelle logarithmique en fonction de la bande B . Deux détections (en bleu) et trois détections (en rouge pointillé).

L'échelle de l'axe vertical est logarithmique. Sur les deux graphiques, on constate que l'ajout d'une troisième détection permet de diminuer efficacement les bornes. Effectivement, le nombre de rayons ou détections utilisées L est un paramètre important pour l'amélioration des bornes. Dans le cas d'une bande $B = 1$ kHz et de deux rayons, la borne de l'écart-type en distance est de $\sigma_r = 0.6$ m et la borne de l'écart-type en profondeur est de $\sigma_z = 8.2$ m.

La figure 3.5 montre les bornes des écart-types en distance et en immersion en fonction de l'écart-type en site pour deux et trois rayons.

De même que dans l'application précédente, l'ajout d'une détection supplémentaire améliore considérablement les bornes. Lorsque l'écart-type en site augmente, ce qui peut être vu comme une

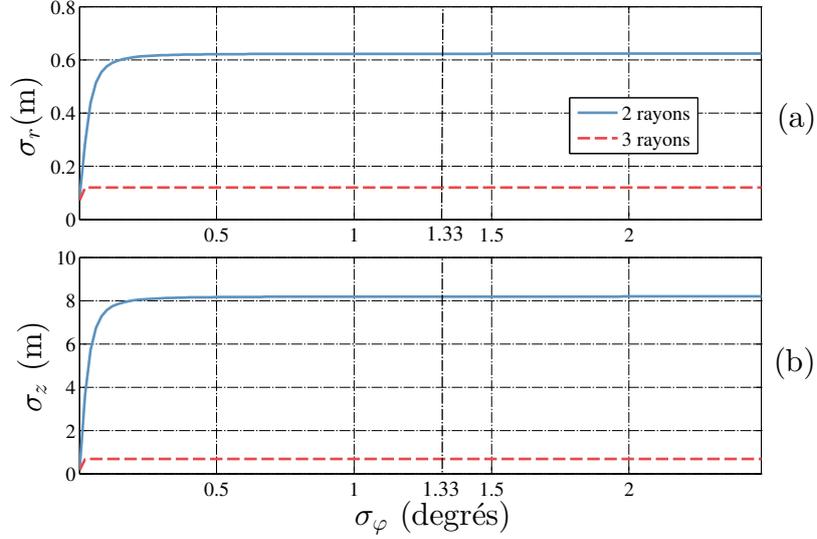


FIGURE 3.5 – (a) Borne de l'écart-type de la distance de la cible σ_r en fonction de l'écart-type en site σ_φ . (b) Borne de l'écart-type de la profondeur de la cible σ_z en fonction de l'écart-type en site σ_φ . Deux détections (en bleu) et trois détections (en rouge pointillé).

diminution de la taille de l'antenne dans la dimension verticale ou bien une diminution du RSB, les bornes augmentent rapidement jusqu'à atteindre un seuil. Ce seuil est expliqué par le cas 2 de la figure 3.2 dans la section 3.1.3 sur l'interprétation géométrique des bornes. Les bornes stagnent à un seuil, car l'écart-type en site n'a plus d'influence sur la surface d'incertitude. Dans le cas d'un écart-type en site de 1.33 degrés et de deux rayons, la borne de l'écart-type en distance est de $\sigma_r = 0.6$ m et la borne de l'écart-type en profondeur est de $\sigma_z = 8.2$ m.

Remarque : Bien entendu, ces études ne prennent pas en compte les problèmes de résolutions ou de détections des trajets que l'on aurait dans un système sonar réel.

3.1.4.3 Bornes de Cramer-Rao en fonction du vecteur vitesse de la cible

Nous évaluons maintenant les bornes en fonction du vecteur vitesse de la cible supposé connu (hypothèse rarement vérifiée). Nous intégrons donc les coefficients de compression Doppler dans le vecteur des mesures et prenons en compte les dérivées partielles du coefficient Doppler dans le calcul de la matrice Jacobienne (cf section 3.1.2). La matrice d'information d'une mesure de retard et de coefficient Doppler pour une détection d'une modulation linéaire de fréquence (LFM) s'écrit après plusieurs calculs issus de [Van Trees04] comme :

$$\mathbf{F}^{LFM}(\tau, \eta) = 2\pi^2 \text{rsb} \begin{pmatrix} B^2 & T_e f_p B \\ T_e f_p B & T_e^2 (f_p^2 + \frac{B^2}{15}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} F(1, 1) & F(1, 2) \\ F(2, 1) & F(2, 2) \end{pmatrix}. \quad (3.31)$$

Nous supposons toujours que la mesure des sites est indépendante de la mesure du retard et du coefficient de compression Doppler. La matrice d'information des mesures \mathbf{F}_m , utilisée dans le calcul

des bornes, s'écrit alors comme :

$$\mathbf{F}_m = \mathbf{\Sigma}^{-1} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_{\varphi_1}^2} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{\sigma_{\varphi_L}^2} \end{pmatrix} & 0 & 0 \\ 0 & \begin{pmatrix} F(1,1)_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & F(1,1)_L \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} F(1,2)_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & F(1,2)_L \end{pmatrix} \\ 0 & \begin{pmatrix} F(2,1)_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & F(2,1)_L \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} F(2,2)_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & F(2,2)_L \end{pmatrix} \end{pmatrix}, \quad (3.32)$$

où $F(i, j)_l$ représente l'élément (i, j) de la matrice de Fisher $\mathbf{F}^{LFM}(\tau, \eta)$ associée à la détection l .

Sur la figure 3.6, nous évaluons l'influence de la norme et de l'angle du vecteur vitesse de la cible sur les bornes des écart-types en distance σ_r et en profondeur σ_z de la cible pour une **modulation linéaire de fréquence** et pour deux détections.

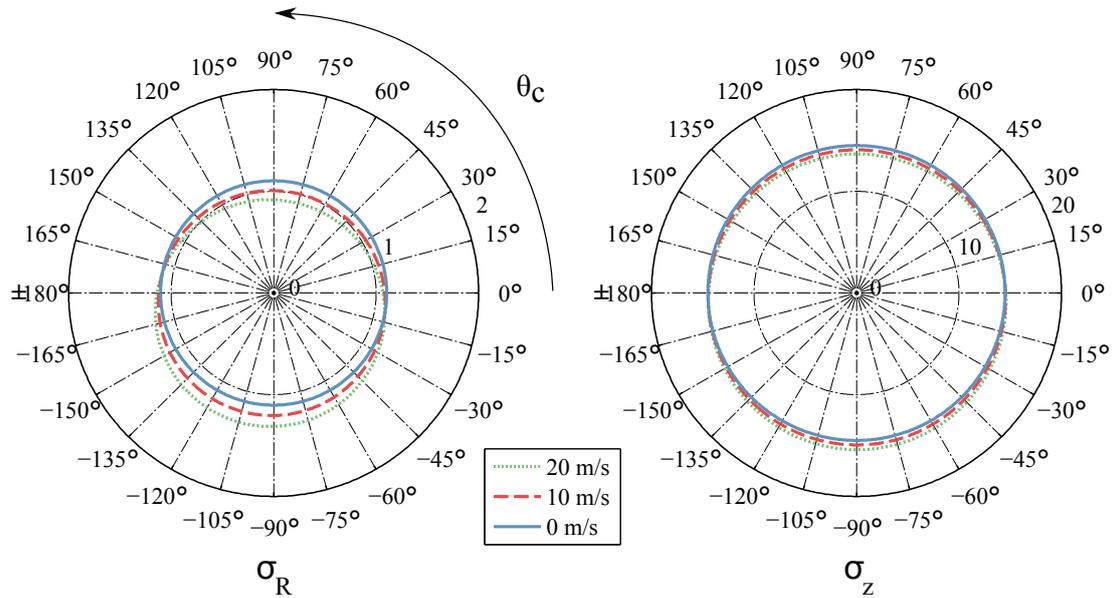


FIGURE 3.6 – Influence des bornes de l'écart-type en distance σ_r et en profondeur σ_z de la cible en fonction de l'angle du vecteur vitesse de la cible θ_c et pour les vitesses suivantes : 0 m/s, 10 m/s, et 20 m/s. Les bornes sont calculées avec deux détections et pour une modulation linéaire de fréquence.

Nous étudions toutes les directions possibles du vecteur vitesse de la cible (θ_c variant de 0 à 360 degrés) et trois vitesses de cible : 0 m/s, 10 m/s et 20 m/s. La borne de l'écart-type en distance σ_r est égale à 1 ± 0.1 m pour 90° et 1.2 ± 0.1 m pour -90° . La borne de l'écart-type en profondeur σ_z est quant à elle égale à 14 ± 0.5 m pour 90° et 15 ± 0.5 m pour -90° . On remarque que plus la vitesse est grande et plus le cercle est déformé et décentré. L'interprétation de ce décentrage est difficile, car les bornes sont issues d'équations complexes. Finalement, l'angle et la norme du vecteur vitesse de la cible ont peu d'influence sur les bornes lorsque la forme d'onde est une LFM. Il n'est donc pas

utile, dans le cas d'une LFM, d'utiliser les coefficients de compression Doppler afin de réduire les bornes ou de les prendre en compte dans un estimateur.

Pour aller plus loin, nous proposons de prendre une forme d'onde qui n'a pas de couplage entre le retard et le coefficient Doppler : la fréquence pure.

Fréquence pure

Cette forme d'onde possède une bonne résolution en vitesse mais une mauvaise résolution en retard. Les résolutions en temps et en vitesse à -3 dB associées à cette forme d'onde sont données par les relations suivantes :

$$2\tau_{-3dB} = 2T_{-3dB} = 2 \times 0.44 T_e, \quad (3.33)$$

$$2V_{-3dB} = 2 \times \frac{0.44}{T_e f_p} \times \frac{c}{2}. \quad (3.34)$$

Sur la figure 3.7, nous évaluons l'influence de la norme et de l'angle du vecteur vitesse de la cible sur les bornes des écart-types en distance σ_r et en profondeur σ_z de la cible pour une **fréquence pure**.

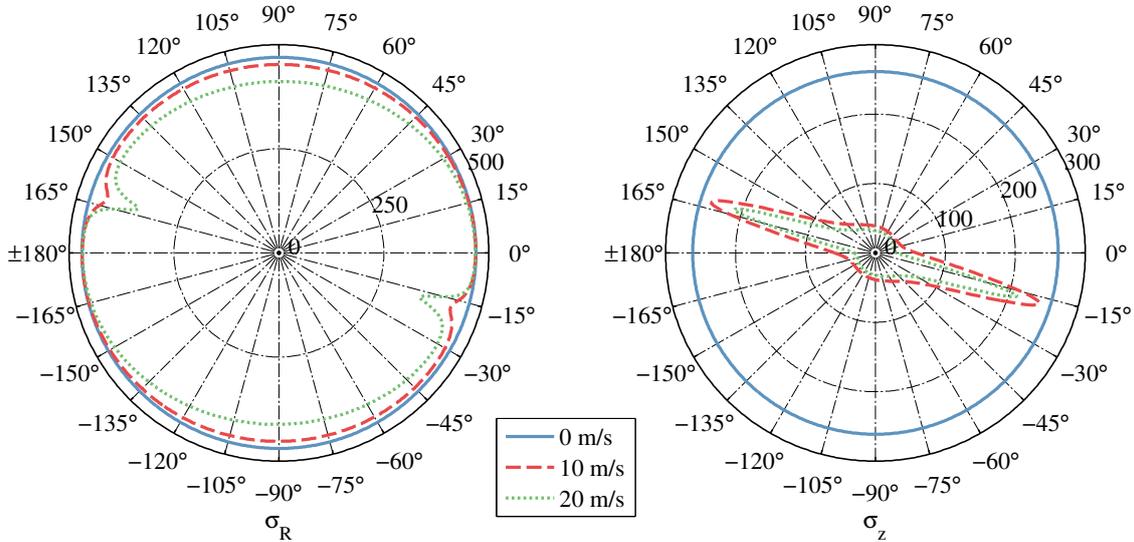


FIGURE 3.7 – Influence des bornes de l'écart-type en distance σ_r et en profondeur σ_z de la cible en fonction de l'angle du vecteur vitesse de la cible θ_c et pour les vitesses suivantes : 0 m/s, 10 m/s, et 20 m/s. Les bornes sont calculées avec deux détections et pour une fréquence pure.

Dans le cas d'une vitesse de cible de 0 m/s, σ_r et σ_z sont égales à 470 m et 260 m respectivement pour toutes les directions. Ceci est expliqué par la mauvaise résolution en distance de la fréquence pure.

Dans le cas d'une vitesse de cible de 20 m/s, σ_r passe de 470 m à 410 m pour les angles proches de $\pm 90^\circ$ et de 470 m à 350 m pour les angles proches de -15° et 165° . Ces zones d'améliorations de l'écart-type en distance sont certainement dues au fait que les deux rayons sont plus ou moins alignés avec le vecteur vitesse de la cible dans le cas des angles -15° et 165° , et qu'ils sont plus ou

moins orthogonaux au vecteur vitesse de la cible dans le cas des angles $\pm 90^\circ$.

Dans le cas d'une vitesse de cible de 20 m/s, l'écart-type en immersion σ_z passe quant à lui de 260 m à 30 m pour les angles proches de $\pm 90^\circ$ et de 260 m à 210 m pour les angles proches de -15° et 165° . L'écart-type en immersion σ_z est fortement amélioré pour les angles compris entre 0° et 150° et entre -30° et -180° , et plus légèrement amélioré pour les angles proches de -15° et 165° . Les angles proches -15° et 165° , où σ_z est faiblement amélioré, correspond au cas d'un vecteur vitesse de la cible aligné aux deux rayons, tandis que les angles proches de -90° et 90° , où σ_z est fortement amélioré, correspond au cas d'un vecteur vitesse de la cible orthogonal aux deux rayons. On constate que les améliorations de l'écart-type en immersion σ_z augmentent très vite avec la norme du vecteur vitesse de la cible, car les résultats pour 10 m/s sont très proches de ceux de 20 m/s.

Nous voyons que les bornes peuvent être améliorées lorsque les coefficients Doppler des détections sont utilisés dans le vecteur mesure et lorsque la cible a une vitesse non nulle. Mais les résultats restent valides sous les hypothèses que le vecteur vitesse de la cible soit connu et que les détections soient issues de trajets simples ($\Phi_i = \Phi_r$) (cf dérivées partielles de η en 3.1.2.2). Dans un cadre opérationnel, le vecteur vitesse de la cible n'est pas forcément connu mais cela peut arriver dans certains cas. Dans le cas où le vecteur vitesse de la cible est inconnu, il devient une variable à estimer. Pour aller plus loin dans l'étude des bornes de Cramer-Rao, il serait intéressant d'ajouter les deux paramètres du vecteur vitesse de la cible en tant que variables inconnues du problème dans le vecteur \underline{x} et de calculer les dérivées de φ , τ et η de la matrice Jacobienne par rapport à ces deux nouvelles variables.

3.1.5 Conclusions

Nous avons donc proposé une étude des bornes de Cramer-Rao de la position d'une cible en distance et en profondeur lorsqu'un système sonar **actif** mesure des **sites** et des temps d'arrivée **absolus** sur un seul ping et pour un profil de célérité bilinéaire. Nous rappelons que les temps de propagation retours des rayons étaient supposés connus lors de l'étude des bornes, afin de pouvoir se comparer à l'algorithme de localisation décrit plus tard en 3.2.2.1.

Nous avons aussi proposé une interprétation graphique des bornes, qui apporte une meilleure compréhension de celles-ci. Cette étude a permis de montrer que les bornes des écart-types en distance et en immersion pour une position de cible donnée sont suffisantes pour correctement localiser une cible. Par exemple, pour une cible positionnée à une distance de 10 km et une profondeur de 400 m et pour $\sigma_T = 80 \mu\text{s}$ et $\sigma_\varphi = 1.5^\circ$, les bornes des écart-types en distance σ_r et en profondeur σ_z sont de 0.6 m et 8.2 m respectivement lorsque deux rayons sont utilisés. Sous les hypothèses que le vecteur vitesse de la cible soit connu et que les détections soient issues de trajets simples ($\Phi_i = \Phi_r$), nous avons montré que les bornes peuvent être améliorées lorsque les coefficients Dopplers des détections sont utilisés dans le vecteur mesure, lorsque la cible a une vitesse non nulle et lorsque le signal émis est une fréquence pure.

A notre connaissance, cette étude et ces résultats n'existaient pas dans la littérature et ont donc fait l'objet d'une publication [Mours16] dans le journal JASA.

Le bruit de mesure correspond aux bruits liés aux éléments de la chaîne d'un système sonar, il ne reflète donc pas le bruit que l'on pourrait avoir en mer. Effectivement, le bruit dû aux erreurs de modélisation du canal de propagation doit être pris en compte, car il a probablement plus d'impact

que le bruit de mesure. Or, ce bruit dû aux erreurs de modélisation du canal, n'est pas forcément évident à exprimer analytiquement pour une étude des bornes de Cramer-Rao.

L'étude des bornes de Cramer-Rao a montré qu'un estimateur pouvait être mis en œuvre pour l'estimation de la position d'une cible. Dans la section suivante, nous proposons donc deux nouveaux algorithmes de localisation basés sur la mesure des sites et des retards de propagation pour une antenne surfacique. Nous proposons d'étudier leurs robustesses avec des simulations de Monte-Carlo face à des erreurs de mesure et à des erreurs de modèle sur le profil de célérité. Nous comparons ensuite la variance de l'estimateur de la position de la cible du premier algorithme aux bornes de Cramer-Rao dans un cas d'erreurs de mesure où l'estimateur n'est pas biaisé.

3.2 Estimation conjointe de la distance et de l'immersion d'une cible avec une antenne surfacique

La localisation de cible en sonar actif par les méthodes MFP a été étudiée par [Perkins92, Hickman04, Hickman05]. Nous avons déjà dit que ces méthodes étaient coûteuses en temps de calcul, car elles demandaient d'investiguer un grand nombre de valeurs dans beaucoup de paramètres. Nous nous sommes plutôt tournés vers les méthodes utilisant les caractéristiques des signaux temporels (par exemple les temps d'arrivée), car elles sont plus robustes aux erreurs de modélisation [Lu99].

L'idée de base des algorithmes de localisation que nous proposons dans cette thèse est issue de [Hjelmervik10], qui utilise les retards de propagation et les **sites** pour localiser une cible en sonar actif, et de [Ma99, Michalopoulou00] qui réalise la localisation d'une cible par inversion de la **réponse impulsionnelle** temporelle. Dans nos méthodes, nous souhaitons donc localiser la cible en inversant la réponse impulsionnelle du milieu décrite discrètement par les retards de propagation et les sites. Les antennes surfaciques futures deviendront certainement plus grandes et surtout plus hautes, il est donc important de s'intéresser aux sites d'arrivée des ondes acoustiques, car ils apportent sûrement des informations supplémentaires.

Le premier algorithme, noté **MPA** pour Méthode des Premières Arrivées, utilise les temps de propagation retours et les sites d'arrivée de plusieurs détections, sous certaines hypothèses qui seront expliquées en 3.2.2.1. Le second algorithme que nous proposons, noté **MHP** pour Méthode de Hausdorff Pondérée, utilise les retards de propagation et les sites d'arrivée de toutes les détections sans aucune hypothèse.

Nous rappelons qu'une "détection" représente le retard de propagation et le site d'une onde acoustique qui est arrivée sur l'antenne et qui a été détectée, car son amplitude était au dessus du seuil de détection, et qu'un "rayon" représente le chemin de propagation parcouru par l'onde acoustique.

Nous commençons par introduire la problématique de localisation avec une antenne surfacique.

3.2.1 Introduction à la problématique de localisation

Nous rappelons maintenant la problématique de localisation et présentons quelles sont les données de mesure disponibles. Le problème de localisation se place ici dans le contexte de l'émission d'un

unique ping de sonar actif dans un canal de propagation type "grands fonds" avec un profil de célérité Méditerranée été. Le sonar est situé à une immersion de 200 m, juste en dessous de la profondeur correspondant au minimum de célérité. Nous considérons une cible positionnée à une distance de 10 km et à une profondeur de 400 m. Les fréquences des ondes émises sont de l'ordre de 5 kHz, et donc la théorie des rayons restent valables. Cette configuration physique est réaliste, car nous pouvons la retrouver dans un cadre opérationnel.

Par notation, $(i|j)$ représente le chemin de propagation associé au rayon propre aller i et au rayon propre retour j , tandis que (i) représente le chemin de propagation associé au rayon propre i .

La figure 3.8 illustre les rayons propres existants entre le sonar et la cible, numérotés de 1 à 6 par ordre d'arrivée.

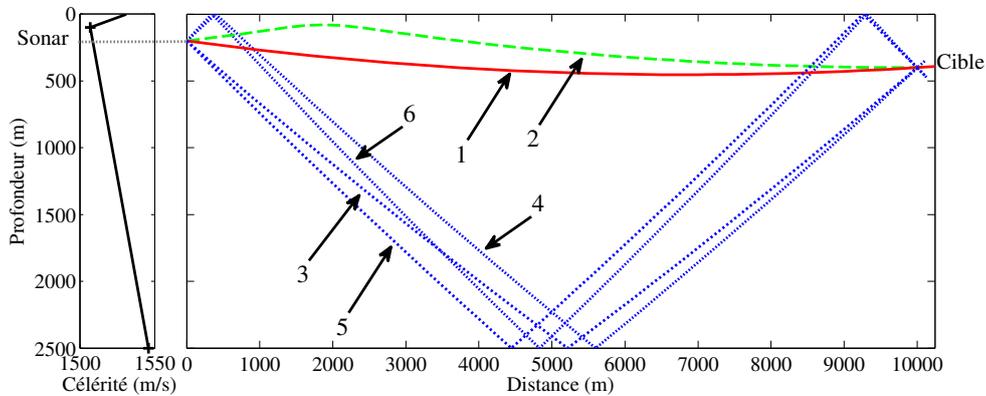


FIGURE 3.8 – Rayons propres du canal de propagation entre le sonar à une immersion de 200 m et la cible à une distance de 10 km et une immersion de 400 m. Les rayons sont numérotés par ordre d'arrivée.

La propagation est ici restreinte à un certain angle d'émission afin de limiter le nombre de rayons propres. Nous avons donc deux rayons propres réfractés ((1) en rouge et (2) en vert), ainsi que 4 rayons propres avec des réflexions multiples avec la surface et le fond ((3), (4), (5), et (6) en bleu). Dans le cas d'une propagation en sonar actif, les ondes acoustiques arrivant sur l'antenne sont issues de la combinaison des différents rayons propres (expliqué en 1.4.3).

En considérant une cible **ponctuelle**, la réponse impulsionnelle (RI) issue du canal de propagation en sonar actif est montrée sur la figure 3.9 avec les sites reçus en ordonnée et les retards de propagation aller-retour en abscisse. Les couleurs des croix correspondent aux couleurs des rayons propres du canal de propagation retour de la figure 3.8. Le canal de propagation passif comporte 6 rayons propres. Le canal de propagation actif comporte alors 36 chemins de propagations possibles pour l'onde acoustique et donc 36 arrivées dans la RI décrites par les croix sur la figure 3.9.

Les ondes acoustiques enregistrées par l'antenne de réception du sonar sont ensuite traitées par la chaîne de traitement du signal décrite dans le chapitre 1. Nous considérons dans notre problématique que l'antenne de réception du sonar a une dimension verticale et est donc capable de supporter un algorithme de formation de voies en site. Nous retiendrons donc les antennes décrites en 2.2.2 comme la CA ou la FA, qui ont une faible hauteur, et pas forcément une antenne linéaire verticale, qui aurait une très bonne résolution en site. Le but de la chaîne de traitement du signal est alors d'estimer la RI du canal avec une antenne de réception de dimension finie, ainsi qu'une forme d'onde de durée

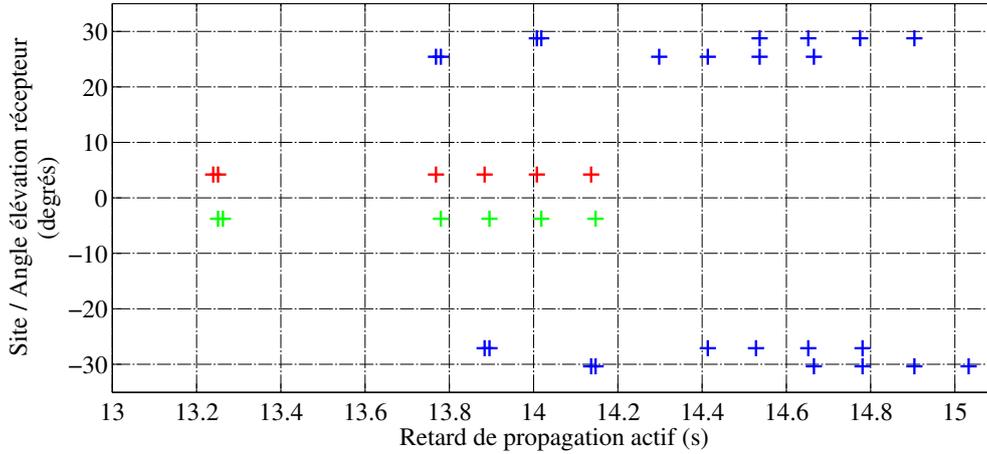


FIGURE 3.9 – RI du canal de propagation en actif. Site ou angle d'élévation des arrivées en fonction du retard de propagation aller-retour.

et de bande finie.

Dans ce cadre, les multiples trajets qui arrivent sur l'antenne sont cohérents ou partiellement cohérents car ils proviennent tous de la même source. La séparation de trajets cohérents proches est donc plus difficile dans les étapes de formation de voies et de filtrage adapté. Cependant les données à la fin de la chaîne de traitement du signal possèdent jusqu'à trois dimensions : le retard, le site et le coefficient Doppler. Si plusieurs trajets ne sont pas séparables en temps, il sera parfois possible de les séparer soit dans la dimension site soit dans la dimension coefficient Doppler. De même, si plusieurs trajets ne sont pas séparables en site, il sera toujours possible de les séparer dans la dimension retard, et parfois possible dans la dimension coefficient Doppler. Deux trajets totalement décorrélés sont considérés comme séparables si :

$$|\tau_A - \tau_B| \geq 2\tau_{-3dB} \text{ ou,} \quad (3.35)$$

$$|\varphi_A - \varphi_B| \geq \varphi_{-3dB}(A) + \varphi_{-3dB}(B) \text{ ou,} \quad (3.36)$$

$$|\eta_A - \eta_B| \geq 2\eta_{-3dB}, \quad (3.37)$$

où τ_{-3dB} , φ_{-3dB} et η_{-3dB} représentent respectivement les résolutions à -3 dB en temps, en site et en coefficient Doppler. Dans le cas de signaux fortement corrélés, l'écart entre les deux arrivées doit être augmenté afin de pouvoir les séparer sans biaiser la mesure.

Nous avons donc une estimation de la RI du milieu en sortie de traitement. Dans les algorithmes de localisation, nous considérons donc que les mesures ou les données de départ sont constituées des sites reçus et des retard de propagation aller-retour pour les arrivées qui respectent la condition de séparabilité (3.35), (3.36), (3.37).

Dans cette section, nous avons exposé la problématique de localisation d'une cible immergée en s'appuyant sur la réponse impulsionnelle du milieu, et nous avons expliqué quelles étaient les données de mesure disponibles. Nous proposons d'expliquer dans la section suivante l'algorithme de localisation de cible noté *MPA*, que nous avons mis en place pendant cette thèse.

3.2.2 Algorithmes de localisation

3.2.2.1 Algorithme de localisation *MPA* basé sur les premières arrivées

L'algorithme de localisation *MPA* consiste à comparer les sites et les temps de propagation retours de certaines arrivées (ou détections) avec ceux générés par un modèle de propagation (retour) entre la cible et l'antenne. L'idée de cet algorithme vient directement des méthodes de focalisation et de rétro-propagation des rayons.

Afin de réaliser cette méthode, il faut donc connaître les temps de propagation retour des détections. Et pour estimer les temps de propagation retour, il faut être capable "d'identifier" le chemin de propagation de l'onde acoustique associé à une détection. Ce problème se retrouve dans les applications passives à un seul hydrophone, où les sites des rayons ne sont pas connus.

Dans notre problématique, nous connaissons les sites reçus de chaque détection, nous savons donc quel est le chemin de propagation retour de l'onde mais pas son chemin de propagation aller. Nous expliquons maintenant quelles hypothèses nous prenons afin de résoudre ce problème.

Considérons la RI réelle du milieu illustrée sur la figure 3.10. Nous décrivons par des flèches

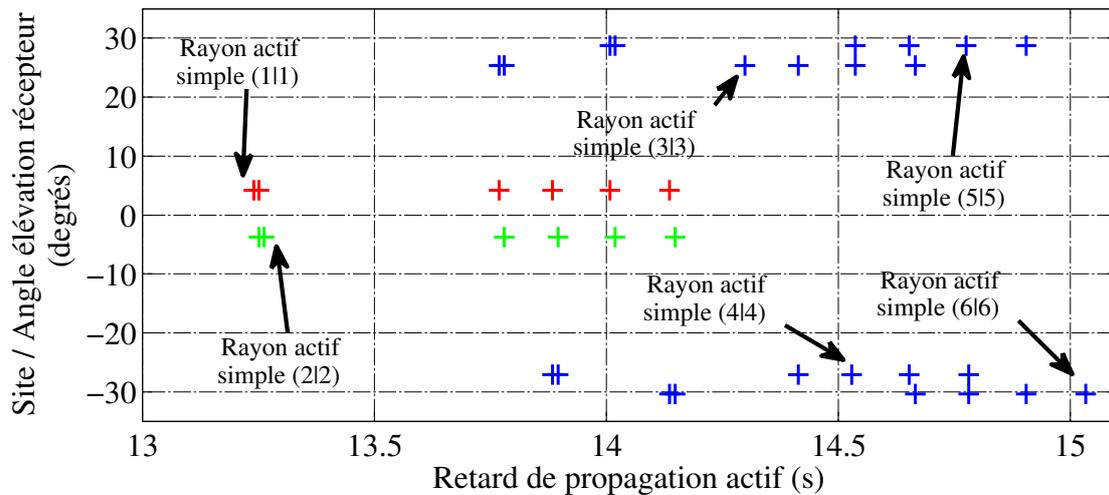


FIGURE 3.10 – RI du canal de propagation en actif. Les rayons actifs simples désignés par les flèches sont des rayons dont le chemin de propagation à l'aller et au retour est identique.

toutes les détections correspondantes à des ondes acoustiques ayant parcouru le même chemin à l'aller et au retour (rayon actif simple), notées par $(i|i)$. Toutes les autres détections correspondent alors à des rayons actifs combinés et sont notées $(i|j)$.

La principale hypothèse consiste à supposer que la première détection en temps provient du rayon actif simple le plus court en temps, noté $(1|1)$. Généralement, le trajet le plus court en temps est aussi le plus énergétique, ce qui permettra une meilleure détection. La seconde hypothèse est de considérer que la première détection en temps sur chaque site reçu est issue d'une onde dont le chemin de propagation est combiné avec le rayon propre aller (1) . Ces détections sont notées par $(1|j)$. La figure 3.11 montre les détections considérées dans les deux hypothèses.

La première croix rouge correspond au rayon actif simple $(1|1)$ et son temps de propagation

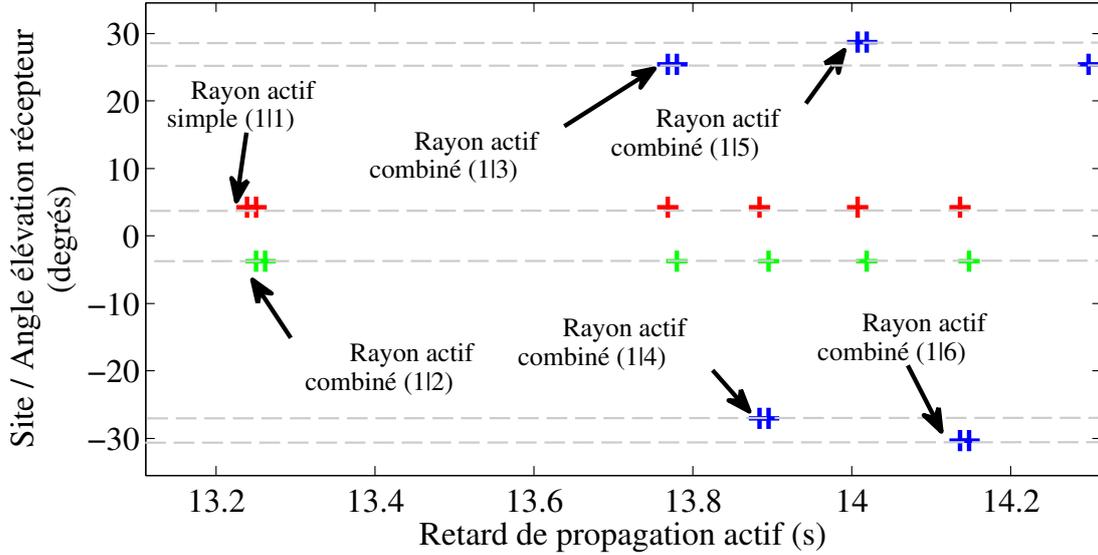


FIGURE 3.11 – Zoom sur le début de la RI. Description de la première détections/arrivée pour chaque site.

retour, noté T_1 , est égale à la moitié du retard de propagation aller-retour τ_1 :

$$T_1 = \frac{\tau_1}{2}. \quad (3.38)$$

Le temps de propagation retour des détections ($1|j$) se calcule par la relation suivante :

$$T_j = \tau_j - T_1, \quad (3.39)$$

où T_1 est le temps de propagation retour **estimé** du trajet (1).

Dans cet algorithme, il n'y a donc pas d'identification de la nature du rayon (direct, réfracté ou réfléchi), mais plutôt une identification suggérant que telle détection a le même chemin de propagation aller qu'une autre détection. Cet algorithme suppose que le canal est multi-trajets, que la diversité des arrivées en site soit suffisante et que la cible soit ponctuelle afin de permettre l'existence des rayons actifs combinés.

Dans le cas où le chemin de propagation le plus rapide (1) est atténué et n'est donc pas détecté, tous les trajets combinés avec le chemin (1) seront aussi atténués. L'algorithme va donc se baser sur la détection (2|2) et sur les trajets combinés avec (2). Bien sûr, il existera des cas de propagation qui mettront en défaut ces hypothèses. Dans le cas d'un trajet (1) faible mais suffisamment fort pour être détecté, la détection (1|1) serait sélectionnée comme trajet simple. Cependant les trajets combinés (1|j) pourraient être trop faibles pour être détectés. Les trajets combinés (2|j) seraient alors sélectionnés pour l'algorithme et engendreraient une erreur dans l'estimation des temps de propagation retour.

Dans la suite, nous considérons N_d le nombre de détections dont le temps de propagation retour est estimé.

Nous avons présenté l'algorithme de localisation *MPA* en considérant certaines hypothèses sur les arrivées. Dans la partie suivante, nous proposons d'expliquer le second algorithme de localisation,

noté *MHP*, qui est aussi nouveau et qui permet de mesurer une similarité entre deux réponses impulsionnelles.

3.2.2.2 Algorithme de localisation *MHP* basé sur la distance de Hausdorff pondérée

Le but de ce second algorithme de localisation est d'utiliser toutes les détections et de ne prendre aucune hypothèse sur les trajets, contrairement à l'algorithme *MPA*. L'idée consiste à comparer les détections issues des mesures à la RI d'un modèle de propagation aller-retour. Comme le nombre de points de la RI peut varier en fonction de la position de la cible, il faut donc trouver une distance permettant de calculer la similarité entre l'ensemble des points de mesure et l'ensemble des points du modèle. La distance de Hausdorff [Huttenlocher93] répond exactement à ce besoin. Dans notre cas, nous utiliserons le retard et le site comme dimensions du problème, mais nous aurions très bien pu rajouter le coefficient de compression Doppler.

La distance de Hausdorff est utilisée dans beaucoup de domaines tels que la reconnaissance d'objets et de formes, la vision par ordinateur et l'analyse d'images. Cette métrique consiste à mesurer la similarité entre deux ensembles de points, et s'avère efficace et simple dans sa mise en oeuvre. Cette distance de Hausdorff a été introduite pour des applications de reconnaissance d'objets dans des images par [Huttenlocher93]. [Dubuisson94] ont ensuite proposé une distance de Hausdorff modifiée améliorant la robustesse de détection. Nous trouvons aussi une application de la distance de Hausdorff dans la reconnaissance de visages en temps réel par [Jesorsky01]. Après une comparaison des différentes distances directes de Hausdorff existantes, nous avons retenu la distance directe de Hausdorff pondérée introduite par [Lu01]. Elle consiste à attribuer plus ou moins d'importance à certains points. Dans notre application, nous choisirons de donner plus de poids aux arrivées ayant un fort RSB.

Nous allons maintenant détailler le principe de calcul de la distance de Hausdorff pondérée que nous proposons.

Considérons deux ensembles de points finis $\mathcal{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ et $\mathcal{B} = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$ dont les dimensions sont égales. Dans notre cas, les points sont définis par le retard et le site. Nous considérons que la distance entre deux points est définie par la relation suivante :

$$d(a, b) = \|a - b\| = \sqrt{\frac{(\tau_a - \tau_b)^2}{\sigma_\tau^2} + \frac{(\varphi_a - \varphi_b)^2}{\sigma_\varphi^2}}, \quad (3.40)$$

où σ_τ^2 et σ_φ^2 représentent respectivement les variances moyennes du système sonar pour les retards et les sites. La distance entre un point $a \in \mathcal{A}$ par rapport à l'ensemble \mathcal{B} est définie par la distance entre le point a et le point b le plus proche :

$$d(a, \mathcal{B}) = \min_{b \in \mathcal{B}} d(a, b). \quad (3.41)$$

La distance entre l'ensemble \mathcal{A} et l'ensemble \mathcal{B} est définie par :

$$h_{MHP}(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = d(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = \sum_{a \in \mathcal{A}} w(a) d(a, \mathcal{B}), \quad (3.42)$$

où $w(a)$ est le coefficient de pondération normalisé associé au point a . La distance entre l'ensemble

\mathcal{B} et l'ensemble \mathcal{A} est définie par :

$$h_{MHP}(\mathcal{B}, \mathcal{A}) = d(\mathcal{B}, \mathcal{A}) = \sum_{b \in \mathcal{B}} w(b) d(b, \mathcal{A}), \quad (3.43)$$

où $w(b)$ est le coefficient de pondération normalisé associé au point b . La distance $h_{MHP}(\mathcal{A}, \mathcal{B})$ (ou $h_{MHP}(\mathcal{B}, \mathcal{A})$) est appelée la distance directe entre \mathcal{A} et \mathcal{B} (ou entre \mathcal{B} et \mathcal{A}). La figure 3.12.(a) illustre les distances entre les points a et l'ensemble \mathcal{B} , et la figure 3.12.(b) illustre les distances entre les points b et l'ensemble \mathcal{A} . Ces distances sont ensuite sommées et pondérées pour obtenir la distance

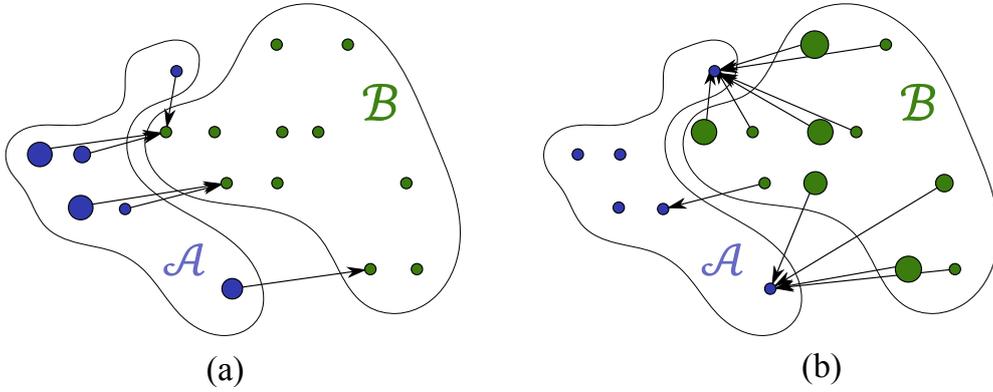


FIGURE 3.12 – Schéma illustrant (a) les distances des points a par rapport à l'ensemble \mathcal{B} , et (b) les distances des points b par rapport à l'ensemble \mathcal{A} . La taille des points représente la pondération appliquée lors du calcul de la distance directe.

directe. Considérons le cas où les points de mesures sont constitués de beaucoup de fausses alarmes. Les fausses alarmes proches des vrais points de la RI contribueront très peu à la distance, tandis que les fausses alarmes qui sont loin des vrais points de mesures (les *outliers* en Anglais) seront atténuées par l'opération de moyenne pondérée.

Finalement, nous proposons deux versions de la distance de Hausdorff pondérée, que nous appelons $MHP(min)$ et $MHP(max)$, et qui s'expriment suivant les relations suivantes :

$$MHP_{min}(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = \min (h_{MHP}(\mathcal{A}, \mathcal{B}), h_{MHP}(\mathcal{B}, \mathcal{A})), \quad (3.44)$$

$$MHP_{max}(\mathcal{A}, \mathcal{B}) = \max (h_{MHP}(\mathcal{A}, \mathcal{B}), h_{MHP}(\mathcal{B}, \mathcal{A})). \quad (3.45)$$

Bien que la plupart des distances de Hausdorff utilisées dans la littérature prennent la fonction *max*, nous avons choisi de tester la fonction *min* et la fonction *max* pour choisir celle qui donnera les meilleurs résultats. Ces deux distances, mesurant la similarité entre les points issus de mesures et les points issus du modèle, ne font aucune hypothèse sur la nature des rayons. Elles sont donc plus simples à utiliser et à comprendre, mais demanderont un temps de calcul plus important que l'algorithme de localisation *MPA*.

Nous expliquons maintenant comment l'inversion est réalisée pour les algorithmes *MPA* et *MHP*.

3.2.2.3 Inversion

Soit \underline{x} le vecteur position de la cible à estimer :

$$\underline{x} = [r, z], \quad (3.46)$$

où r et z représentent respectivement la distance et l'immersion de la cible. Nous présentons maintenant l'inversion pour l'algorithme *MPA*.

MPA

Dans le cas de l'algorithme *MPA*, le vecteur des mesures \underline{d} est composé de L temps de propagation retours et L sites de réception, et s'écrit comme :

$$\underline{d} = [T_1, T_2, \dots, T_L, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_L]. \quad (3.47)$$

Pour chaque position de la cible \underline{x} , les données synthétiques \underline{d}_{syn} issues du modèle sont données par :

$$\underline{d}_{syn} = \mathcal{G}_r(\underline{x}), \quad (3.48)$$

où \mathcal{G}_r est l'opérateur de propagation retour (de la cible jusqu'à l'antenne de réception). C'est un opérateur qui réalise un lancer de rayons avec le logiciel Bellhop [Porter87, Porter11]. Le vecteur des données synthétiques \underline{d}_{syn} , composées de N_{syn} sites et N_{syn} temps de propagation entre la cible et l'antenne, s'écrit comme :

$$\underline{d}_{syn} = [T_1^{syn}, T_2^{syn}, \dots, T_{N_{syn}}^{syn}, \varphi_1^{syn}, \varphi_2^{syn}, \dots, \varphi_{N_{syn}}^{syn}]. \quad (3.49)$$

Le nombre d'arrivées du modèle N_{syn} est différent du nombre de détections N_L pour chaque position de cible \underline{x} . Or, comment faire pour mesurer une distance entre deux vecteur \underline{d} et \underline{d}_{syn} qui n'ont pas la même dimension ?. Nous choisissons de reconstruire un nouveau vecteur de données synthétiques \underline{d}_{syn}^* qui aura la même dimension que \underline{d} . Pour chaque point de mesure, nous cherchons donc le plus proche voisin parmi les points du modèle selon une certaine distance.

Nous définissons cette distance $D1(i, j)$ entre un point de mesure i et un point du modèle j par la relation suivante :

$$D1(i, j) = \left(\sqrt{\frac{(T_j^{syn} - T_i)^2}{\sigma_{T_i}^2} + \frac{(\varphi_j^{syn} - \varphi_i)^2}{\sigma_{\varphi_i}^2}} \right), \quad (3.50)$$

où le point de mesure i est défini par T_i et φ_i , et le point du modèle j est défini par T_j^{syn} et φ_j^{syn} . Pour chaque point de mesure i , nous associons le plus proche voisin j parmi les points du modèle selon la distance définie en 3.50. Le nouveau vecteur \underline{d}_{syn}^* est alors reconstruit par les points de coordonnées :

$$(T_i^{syn*}, \varphi_i^{syn*}) = \arg \min_{j \in N_{syn}} D1(i, j), \quad \text{pour } i \text{ allant de } 1 \text{ à } L, \quad (3.51)$$

et s'écrit comme :

$$\underline{d}_{syn}^* = [T_1^{syn*}, T_2^{syn*}, \dots, T_L^{syn*}, \varphi_1^{syn*}, \varphi_2^{syn*}, \dots, \varphi_L^{syn*}]. \quad (3.52)$$

Supposons que le bruit sur le vecteur des mesures \underline{d} suit une distribution Gaussienne centrée de matrice de covariance \mathbf{C}_d tel que :

$$\mathbf{C}_d = \text{diag} (\sigma_{T_1}^2, \sigma_{T_1}^2 + \sigma_{T_2}^2, \dots, \sigma_{T_1}^2 + \sigma_{T_L}^2, \sigma_{\varphi_1}^2, \sigma_{\varphi_2}^2, \dots, \sigma_{\varphi_L}^2). \quad (3.53)$$

La variance du temps de propagation des détecteurs 2 à L s'explique par l'équation (3.39). La variance de la différence de deux variables aléatoires est égale à la somme des variances de ces deux variables aléatoires. Les hypothèses de loi Gaussienne et d'indépendance ne sont pas forcément vérifiées, mais cela n'est pas dramatique, car nous sommes juste intéressés par la position du maximum *à posteriori* et non par la connaissance complète de la DDP.

D'après l'équation (2.88), la fonction de log-vraisemblance s'écrit suivant la relation suivante :

$$E(\underline{x}) = -\frac{1}{2} (\underline{d} - \underline{d}_{syn}^*)^T \mathbf{C}_d^{-1} (\underline{d} - \underline{d}_{syn}^*). \quad (3.54)$$

Le minimum global de la fonction de coût $E(\underline{x})$ correspond au maximum de la DDP *à posteriori*, et donc à la position de la cible la plus probable. La position de la cible sera donc estimée par la relation suivante :

$$\hat{\underline{x}} = (\hat{r}, \hat{z}) = \arg \min_{\underline{x}} E(\underline{x}). \quad (3.55)$$

Nous présentons maintenant l'inversion pour l'algorithme *MHP*.

MHP

Dans le cas de l'algorithme *MHP*, l'ensemble des mesures est noté \mathcal{A} et est composé de N points de coordonnées :

$$\mathcal{A} = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N; \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N\}. \quad (3.56)$$

Pour chaque position de la cible \underline{x} , les données synthétiques \underline{d}_{syn} issues du modèle sont données par :

$$\underline{d}_{syn} = \mathcal{G}(\underline{x}), \quad (3.57)$$

où \mathcal{G} est l'opérateur de propagation aller-retour (de l'émetteur jusqu'à l'antenne de réception en passant par la cible). Les données synthétiques pour une position de cible sont réorganisées en un ensemble noté \mathcal{B} et qui est composé de N_{syn} points de coordonnées :

$$\mathcal{B} = \{\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{N_{syn}}; \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_{N_{syn}}\}. \quad (3.58)$$

La fonction d'erreur à calculer pour l'inversion est donc soit la distance $MHP(min)$ soit la distance $MHP(max)$ donnée par les relations (3.44) et (3.45). La position de la cible est ensuite estimée en minimisant la distance suivant la relation suivante :

$$\hat{\underline{x}} = \arg \min_{\underline{x}} MHP(\underline{d}, \underline{d}_{syn}), \quad (3.59)$$

où MHP représente soit MHP_{min} soit MHP_{max} . Les deux variantes seront comparées dans les résultats des simulations afin de choisir la plus performante.

Dans le cadre de notre inversion et pour les deux algorithmes, nous considérons que la distance de la cible est *a priori* connue et suit une loi uniforme pour $r \in [r_{min}, r_{max}]$. Les bornes de la loi

uniforme pourraient être calculées de la façon suivante :

$$r_{min} = 0.9 \frac{c\tau_1}{2}, \quad (3.60)$$

$$r_{max} = 1.1 \frac{c\tau_1}{2}, \quad (3.61)$$

où τ_1 représente l'estimée du premier temps d'arrivée. Concernant l'immersion de la cible, nous ne considérons aucun a priori, et prenons une loi uniforme sur toute la hauteur de la colonne d'eau.

Conclusions

L'opérateur du problème direct est différent dans les deux algorithmes. L'algorithme *MPA* utilise l'opérateur de propagation retour, tandis que l'algorithme *MHP* utilise l'opérateur de propagation aller-retour.

3.2.2.4 Conclusions

Dans cette partie, nous avons présenté deux algorithmes de localisation utilisant la mesure des retards de propagation et des sites. L'algorithme *MPA* se base sur les premières détections de chaque site, tandis que *MHP* se base sur toutes les détections et sur la distance de Hausdorff pondérée. Dans l'étape d'inversion, l'algorithme *MPA* cherche à maximiser la densité de probabilité des paramètres à postériori en supposant un bruit Gaussien, tandis que *MHP* cherche à minimiser une distance de Hausdorff.

Dans la partie suivante, nous montrons les résultats des deux algorithmes à travers trois simulations numériques différentes. La section 3.2.3 présente le scénario de sonar actif utilisé et les résultats de simulation sans bruit. La section 3.2.4 montre les résultats d'une simulation de Monte-Carlo en présence d'un bruit de mesure. La section 3.2.5 présente les résultats d'une simulation de Monte-Carlo en présence d'un profil de célérité aléatoire et d'un bruit sur les mesures.

3.2.3 Simulation numérique

Nous proposons un scénario de sonar actif réaliste décrit par les paramètres et formules du tableau 3.1. Nous résumons maintenant les principales hypothèses du scénario. La cible est placée à une distance de 10 km et une profondeur de 400 m. Le sonar est placé à une profondeur de 200 m juste en dessous du canal SOFAR. La directivité de la source est supposée omni-directionnelle en site. Le profil de célérité correspond à une approximation bilinéaire du profil de célérité de la Méditerranée en été. Il est supposé indépendant de la distance de propagation. Nous considérons que la forme d'onde émise est une modulation hyperbolique de fréquence (HFM) et que le traitement cohérent est réalisé uniquement à Doppler nul. La résolution temporelle du HFM vaut 0.9 ms et est calculé par la formule suivante [Rihaczek96, Levanon04] :

$$2\tau_{-3dB} = \frac{2 \times 0.44}{B}. \quad (3.62)$$

Nous considérons que l'antenne est une antenne surfacique dont la hauteur est égale à $H = 1$ m et que le traitement d'antenne utilisé est la formation de voies conventionnelles. La résolution en site

TABLE 3.1 – Liste des paramètres de propagation et de simulation.

Environnement de propagation	
Sonar	$r_0 = 0$ km ; $z_0 = 200$ m
Cible	$r = \mathbf{10}$ km ; $z = \mathbf{400}$ m
	$c(z = 0$ m) = 1531 m/s
Profil de célérité bilinéaire	$c(z = 100$ m) = 1507 m/s $c(z = 2500$ m) = 1546 m/s
Hauteur de la colonne d'eau	2500 m
Densité du fond (<i>sable, argile, limon</i>)	$d = 1.58 \times 10^3$ g/m ³
Célérité du fond	$c_p = 1578$ m/s
Atténuation du fond	$\alpha = 0.15$ dB/m/kHz
Angle lancé de rayons	$\varphi \in [-60 \ 60]$ degrés
A priori et Résolution grille de recherche	
A priori sur l'immersion de la cible	$z \in [0 \ 2500]$ m
A priori sur la distance de la cible	$r \in [9000 \ 10200]$ m
Résolution grille en distance	$\Delta r = 10$ m
Résolution grille en profondeur	$\Delta z = 10$ m
Forme d'onde	
Fréquence centrale	$f_p = 5$ kHz
Bande	$B = 1$ kHz
Durée	$T = 1$ s
Résolution en retard	$2\tau_{-3dB} = 0.9$ ms (représente 1.35 m)
Antenne	
Hauteur d'antenne	$H = 1$ m
Résolution en site	$2\varphi_{-3dB} = 15$ degrés
Séparation des trajets	
Conditions de séparabilité d'un trajet i par rapport à un trajet j	$ \tau_i - \tau_j \geq 3 \times 2\tau_{-3dB}$ ou $ \varphi_i - \varphi_j \geq 3 \times (\varphi_{-3dB}(\varphi_i) + \varphi_{-3dB}(\varphi_j))$
Mesures	
RSB du plus fort trajet	$RSB = 25$ dB
Seuil de détection DT	$DT = 8$ dB
Bruit de mesure	
Ecart-type du bruit en temps du trajet i	$\sigma_{\tau_i} = \min \left(\max \left(\frac{\tau_{-3dB}}{\sqrt{r s b_i}} ; \frac{\tau_{-3dB}}{10} \right) ; \tau_{-3dB} \right)$
Ecart-type du bruit en site du trajet i	$\sigma_{\varphi_i} = \min \left(\max \left(\frac{\varphi_{-3dB}(\varphi_i)}{\sqrt{r s b_i}} ; \frac{\varphi_{-3dB}(\varphi_i)}{10} \right) ; \varphi_{-3dB}(\varphi_i) \right)$

de cette antenne vaut 15 degrés dans le travers de l'antenne et est calculée par l'équation suivante similaire à l'équation (2.13) définie pour le gisement :

$$2\varphi_{-3dB}(\varphi) = 50 \frac{c}{f_p H \cos \varphi}. \tag{3.63}$$

Les à priori pris sur la distance et l'immersion de la cible permettent de réduire le champ de recherche de la position de la cible à estimer. Nous avons donc choisi d'utiliser une méthode de recherche par grille, qui n'est pas exhaustive dans notre cas où nous estimons seulement deux paramètres du modèle. Nous discutons maintenant de la génération des données.

3.2.3.1 Génération des mesures

Nous avons montré dans les chapitres 1 et 2 toutes les étapes nécessaires pour obtenir les données finales contenant le site et le retard de chaque détection. Cette chaîne est compliquée à mettre en place et dépend fortement du système sonar utilisé et des méthodes de traitement employées. Nous avons donc choisi de générer les données retard et site directement depuis le logiciel de lancer de rayons "Bellhop" [Porter87, Porter11], car il est simple à utiliser et est libre d'accès.

Nous décrivons sur la figure 3.13 le schéma synoptique d'une simulation pour une réalisation du bruit, incluant les étapes de génération des mesures.

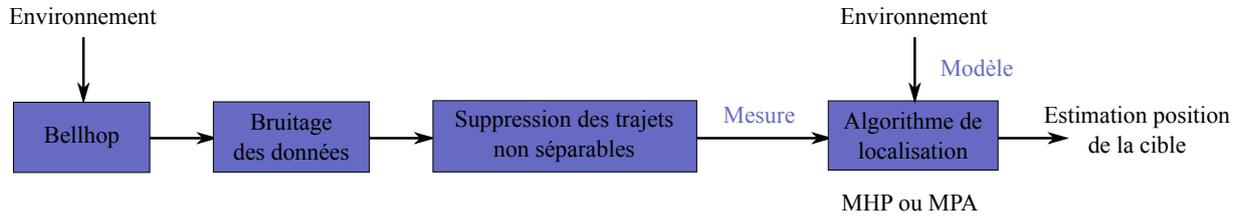


FIGURE 3.13 – Schéma synoptique d'une simulation.

L'environnement de propagation étant fixé par le scénario, les données sont générées par un modèle actif de canal de propagation. Nous obtenons une RI du milieu similaire à la figure 3.9. Cette RI est idéale et ne reflète pas la RI issue d'une chaîne de sonar actif. Or nous voulons que les données que nous générons se rapprochent le plus possible d'une chaîne réelle. Nous introduisons donc une étape de vérification de la séparabilité de chacun des trajets. Cette étape élimine les trajets qui sont trop proches en temps ou en site et qui n'auraient pas été détectés par la chaîne de traitement du signal.

Nous appliquons donc la règle suivante à toutes les détections. Soient deux détections i et j , si la condition suivante :

$$|\tau_i - \tau_j| \geq 3 \times 2\tau_{-3dB} \text{ ou,} \tag{3.64}$$

$$|\varphi_i - \varphi_j| \geq 3 \times (\varphi_{-3dB}(\varphi_i) + \varphi_{-3dB}(\varphi_j)), \tag{3.65}$$

n'est pas respectée, alors le trajet avec le RSB le plus faible est supprimé des données.

En théorie, les limites $(\varphi_{-3dB}(\varphi_i) + \varphi_{-3dB}(\varphi_j))$ et $2\tau_{-3dB}$ seraient suffisantes pour séparer les deux trajets, mais nous ajoutons un coefficient 3 afin de se rapprocher du cas des signaux réels, où

les trajets sont fortement corrélés.

L'étape de bruitage des données s'effectue avant la suppression des données non séparables. Nous ajoutons aux retards et aux sites de chaque trajet un bruit gaussien centré. Les écart-types de ces bruits sont propres à chaque trajet qui a un RSB et un site différent. Ils sont donc calculés par les formules suivantes :

$$\sigma_{\tau_i} = \arg \min \left(\arg \max \left(\frac{\tau_{-3dB}}{\sqrt{r s b_i}} ; \frac{\tau_{-3dB}}{10} \right) ; \tau_{-3dB} \right), \quad (3.66)$$

$$\sigma_{\varphi_i} = \arg \min \left(\arg \max \left(\frac{\varphi_{-3dB}(\varphi_i)}{\sqrt{r s b_i}} ; \frac{\varphi_{-3dB}(\varphi_i)}{10} \right) ; \varphi_{-3dB}(\varphi_i) \right). \quad (3.67)$$

L'écart-type des bruits est limité par une borne minimale qui est égale à $\tau_{-3dB}/10$ pour les retards et $\varphi_{-3dB}(\varphi_i)/10$ pour les sites et par une borne maximale qui est égale à τ_{-3dB} pour les retards et $\varphi_{-3dB}(\varphi_i)$ pour les sites. En théorie, il n'existe pas de borne minimale, autrement dit la variance du bruit de mesure tend vers zéro si le RSB tend vers l'infini. Malheureusement, les paramètres physiques du système complet, la propagation et les approximations prises pour le système sonar (modèle onde plane par exemple) font que la variance atteint une limite minimale déterminée empiriquement.

Les mesures fournies aux algorithmes de localisation correspondent donc aux données de Bellhop bruitées pouvant être séparées soit en retard soit en site.

Les algorithmes de localisation, proposées dans cette thèse, sélectionnent ensuite les mesures nécessaires et procèdent à l'inversion pour estimer la position de la cible (cf 3.2.2.3). Les figures 3.14, 3.15, 3.16 et 3.17 montrent la transformation des données (RI) depuis Bellhop jusqu'aux mesures sélectionnées par les algorithmes de localisation *MPA* et *MHP*. Les RSB des trajets affichés sur les figures sont compris entre le RSB maximum de 25 dB et le seuil de détection *DT* égal à 8 dB.

La figure 3.14 montre le résultat du bruitage des trajets en temps et en site. Les erreurs sont de plus en plus grandes pour les trajets arrivant tard, car leurs RSB diminuent fortement (cf équations (3.66) et (3.67)). La figure 3.15 montre par des carrés noirs les trajets qui ont été gardés après le test de séparabilité. Les trajets sont la plupart du temps séparés grâce à la résolution en retard et non par la résolution en site, car la hauteur de l'antenne est faible (1 m). Dans cet exemple, on peut constater que certains trajets importants pour la méthode *MPA* sont supprimés : ($\varphi = -30^\circ$, $\tau = 13.9$ s) et ($\varphi = -30^\circ$, $\tau = 14.2$ s). Par conséquent, d'autres trajets seront sélectionnés et biaiserons la méthode *MPA*.

La figure 3.16 montre les trajets sélectionnés pour l'algorithme *MPA* (triangles oranges) et pour l'algorithme *MHP* (cercles verts) en regard avec les mesures après bruitage et séparabilité (carré noirs). La figure 3.17 montre les mêmes trajets sélectionnés pour les deux méthodes mais en regard avec les données Bellhop (croix (x) bleues) afin de mettre en évidence l'effet du bruit et du test de séparabilité. Pour la méthode *MPA*, toutes les détections sont bien sélectionnées sauf la quatrième détection ($\varphi = -30^\circ$, $\tau = 13.9$ s), indiquée par le chiffre 4 sur la figure. Cette détection biaiserait certainement l'estimation de la position de la cible lorsque la méthode *MPA* sera utilisée avec 4 détections ou plus. Pour l'algorithme *MHP*, tous les trajets sont sélectionnés, car leur RSB dépassent tous le seuil de détection *DT* fixée à 8 dB. Ils sont tous plus ou moins proches des données réelles, et donneront donc une bonne chance d'estimer correctement la position de la cible.

Nous avons donc présenté sur un exemple concret le processus de simulation des données ainsi

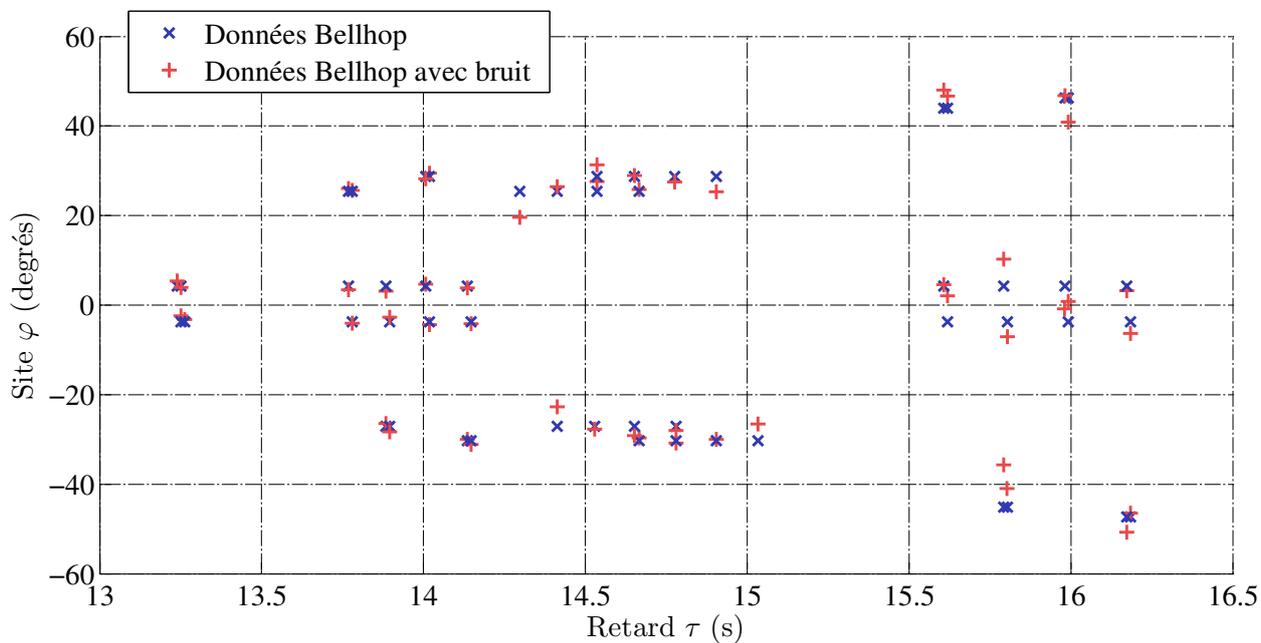


FIGURE 3.14 – Comparaison de la RI brut (croix(x) bleus) et de la RI bruitée en temps et en site (croix(+) rouge).

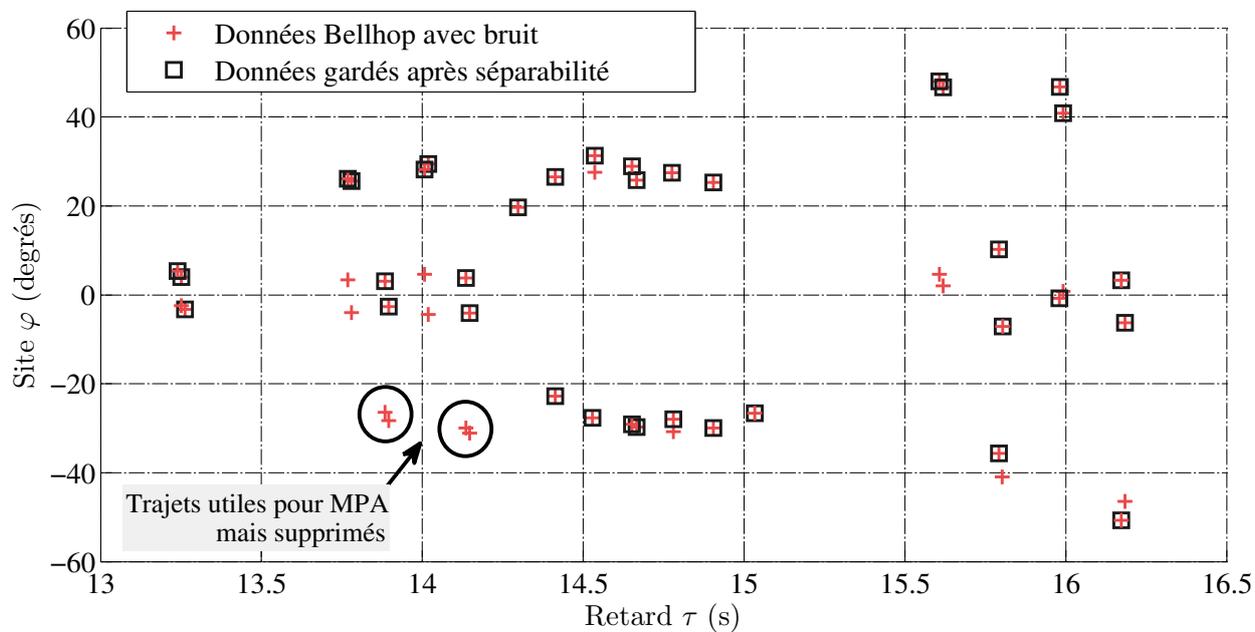


FIGURE 3.15 – Illustration des trajets de la RI bruitée qui ont été supprimés car ils n'étaient pas séparables. RI bruitée (croix(+) rouges) et données gardés après séparabilité (carrés noirs).

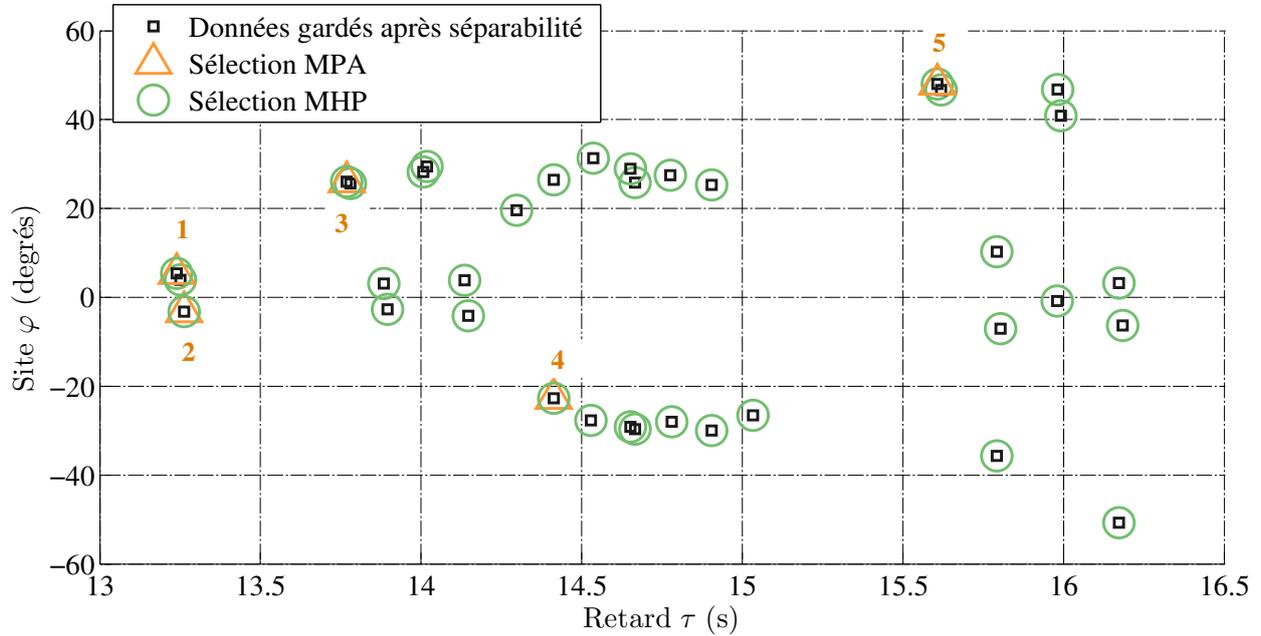


FIGURE 3.16 – Sélection des trajets pour l’algorithme *MPA* (triangles oranges) et pour l’algorithme *MHP* (cercles verts) sur les données gardés après séparabilité (carrés noirs).

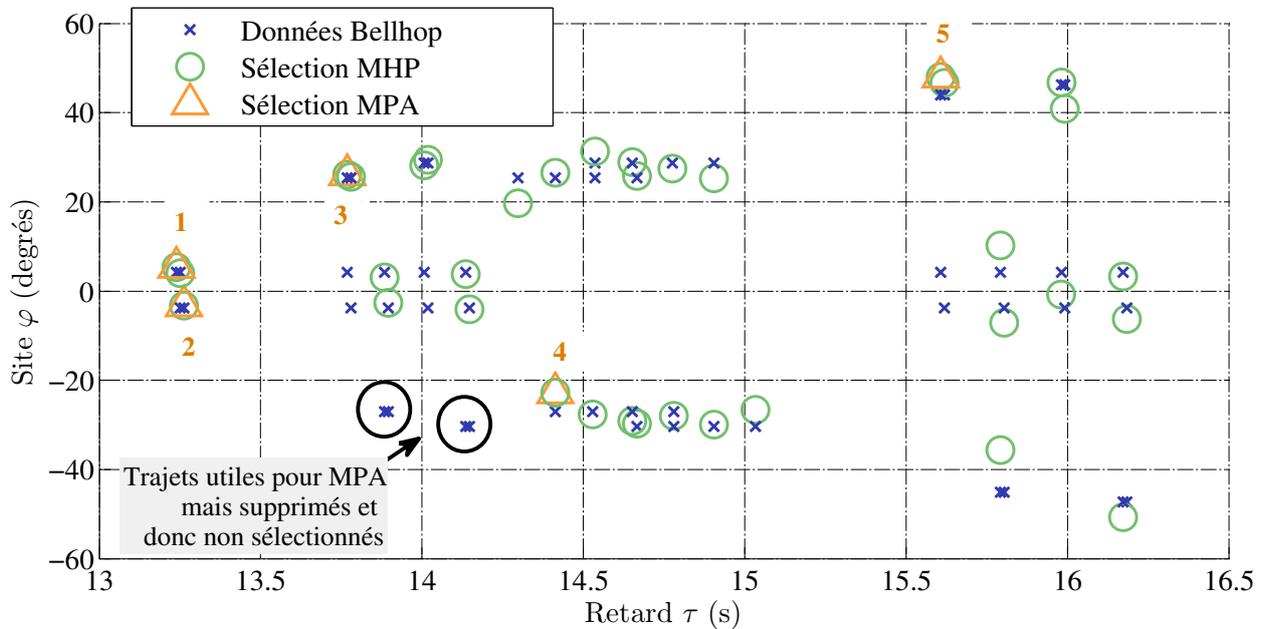


FIGURE 3.17 – Sélection des trajets pour l’algorithme *MPA* (triangles oranges) et pour l’algorithme *MHP* (cercles verts) sur les données Bellhop brutes (croix(x) bleues).

que les trajets sélectionnés pour les deux algorithmes de localisation. Nous présentons maintenant sous la forme de fonctions de coût en distance et en immersion les résultats des deux algorithmes de localisation dans un cas non bruité sans séparation des trajets (RI idéale).

3.2.3.2 Simulation sans bruit

Nous testons 5 variantes de l'algorithme *MPA*, qui sont notées $MPA(i)$, où "i" est le nombre de détections utilisées. Dans cet exemple, le nombre de détections sélectionnées pour *MPA* est 5. Nous testons aussi les deux variantes de l'algorithme *MHP*, noté $MHP(min)$ et $MHP(max)$. L'analyse des fonctions de coût permet de montrer que les algorithmes estiment correctement la position de la cible lorsqu'il n'y a pas de bruit de mesure, mais elle permet aussi d'expliquer pourquoi un estimateur (algorithme) n'a pas localiser la cible à la bonne position.

La figure 3.18 illustre les fonctions de coût de l'algorithme *MPA* pour 1, 2, 3, 4 et 5 détections pour différentes positions de la cible en distance et en immersion.

La position estimée de la cible est représentée par une croix blanche tandis que la position réelle est représentée par un cercle blanc. Les erreurs sont tracées en décibels et la couleur bleue représente les erreurs les plus faibles. Nous rappelons que les deux algorithmes estiment la position de la cible en trouvant le minimum global de fonctions de coût. Tous les algorithmes *MPA* retrouvent la bonne position de cible sauf pour le cas $MPA(5)$, où on constate l'existence de deux minima locaux très proches. Nous supposons que cette erreur provient de l'étape de recherche du plus proche voisin (expliquée en 3.2.2.3), qui ne doit certainement pas trouver le vrai point comme plus proche voisin .

Les fonctions de coût de l'algorithme $MPA(1)$ et $MPA(2)$ montrent un minimum global très étalé en distance et en immersion. Dans le cas d'erreurs importantes sur ces deux détections, le minimum global pourra peut être se retrouver à une position de cible très éloigné de la position réelle. La fonction de coût de l'algorithme $MPA(3)$ montre qu'il existe quatres ambiguïtés, c'est à dire quatre minima locaux. Ces ambiguïtés pourraient peut être devenir un minimum global dans le cas d'erreurs importantes sur les détections utilisées et biaiser l'estimation de la position de la cible. Le raisonnement est similaire pour $MPA(4)$ et $MPA(5)$, sauf que le nombre d'ambiguïtés diminuent.

Nous pouvons donc conclure que l'algorithme *MPA* retrouve correctement la position de la cible (sauf léger biais dans $MPA(5)$), et que l'augmentation du nombre de détections utilisées diminue le nombre d'ambiguïtés possibles.

La figure 3.19 illustre les fonctions de coût de l'algorithme $MHP(min)$ et $MHP(max)$ pour différentes positions de la cible en distance et en immersion.

On constate que les algorithmes $MHP(min)$ et $MHP(max)$ retrouvent la bonne position de cible et que les fonctions de coût ne montrent pas d'ambiguïtés marquées en distance ou en immersion. L'étalement du minimum global est cependant plus prononcé dans le cas $MHP(min)$. Effectivement, [Dubuisson94] avait remarqué que la fonction max apportait un pouvoir de discrimination plus important vis à vis des autres fonctions possibles pour les distances de Hausdorff. De plus, la fonction "max" est la fonction la plus utilisée dans la littérature de la distance de Hausdorff. Nous nous attendons donc à ce que $MHP(max)$ donne de meilleur résultats que $MHP(min)$.

On peut conclure à cette étape que la position de la cible sera certainement estimée avec un biais et une variance plus faible avec les distances $MHP(min)$ et $MHP(max)$ qu'avec les fonctions de coût

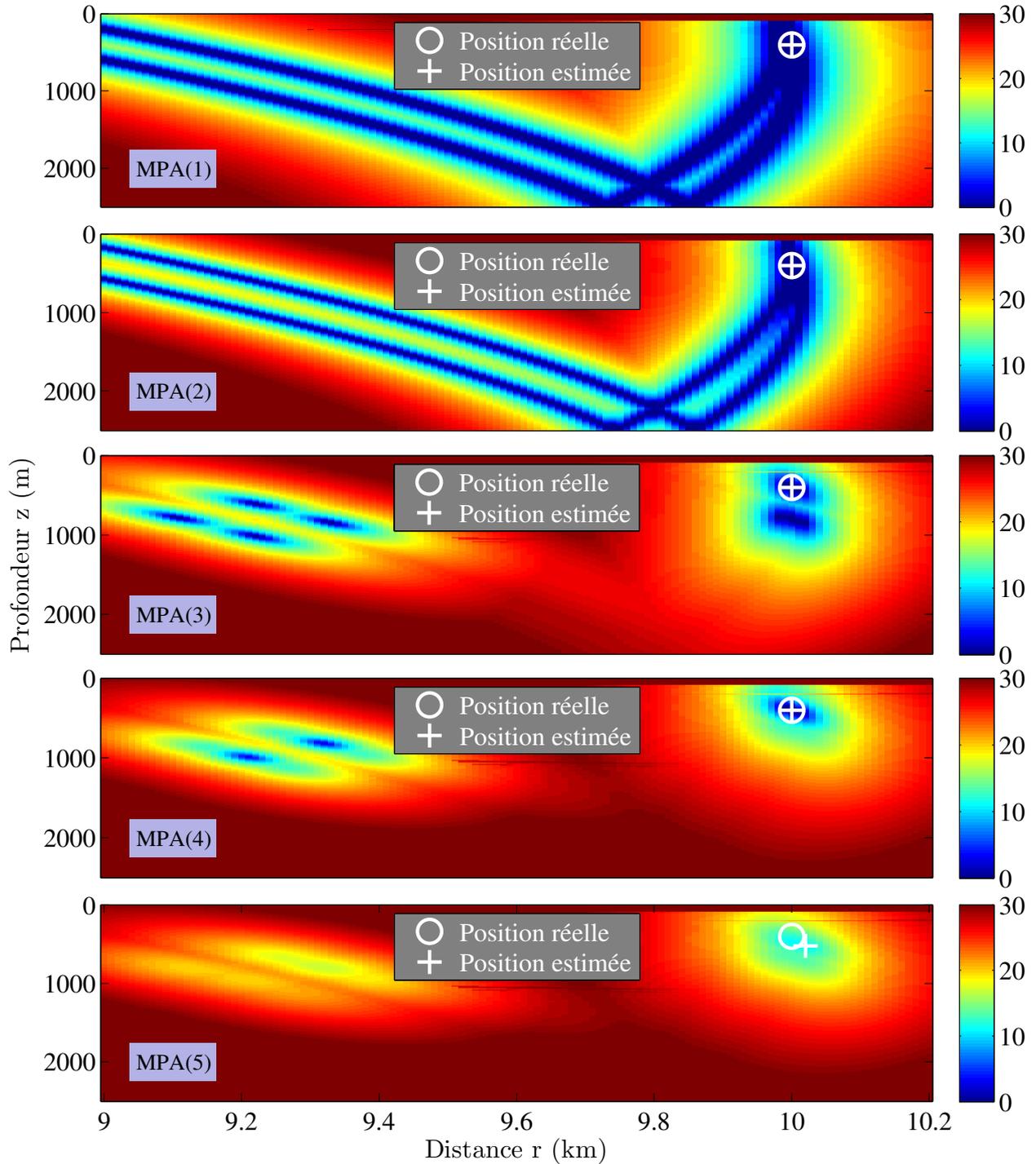


FIGURE 3.18 – Fonctions de coût de l’algorithme *MPA*, pour 1, 2, 3, 4 et 5 détections, en distance et en immersion. Les erreurs sont représentées en décibels. La couleur bleue correspond à une erreur faible.

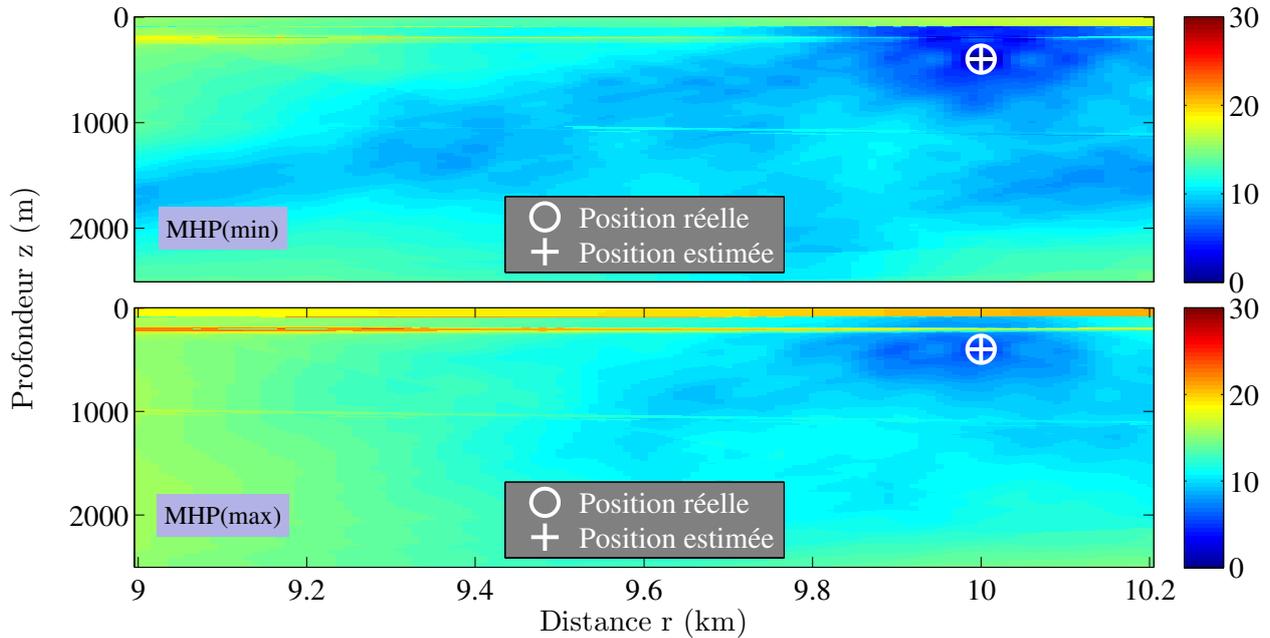


FIGURE 3.19 – Fonctions de coût de l’algorithme $MHP(min)$ et $MHP(max)$ en distance et en immersion. Les erreurs sont représentées en décibels. La couleur bleue correspond à une erreur faible.

issues de l’algorithme MPA . Nous proposons dans la section suivante de vérifier cette conclusion au travers d’une simulation de Monte-Carlo avec l’ajout de bruit sur les mesures et l’ajout de l’étape de séparation des trajets.

3.2.4 Simulation de Monte-Carlo avec un bruit de mesure

Dans cette partie, nous présentons les résultats d’une simulation de Monte-Carlo avec un bruit sur les mesures. Le bruit de mesure sur les retards de propagation et les sites est indépendant et Gaussien de variance exprimée dans le tableau 3.1. Le nombre de réalisations de bruit est fixé à 500. Pour chaque réalisation de bruit, les algorithmes de localisation MPA et MHP fournissent une estimation de la profondeur et de la distance de cible. Nous rappelons qu’une étape de suppression des trajets non résolus est réalisée lors de la génération des mesures, afin de se rapprocher d’un système sonar plus réel.

3.2.4.1 Résultats

La figure 3.22 (page 116) et la figure 3.23 (page 117) présentent, par les courbes bleues, les résultats d’estimation de l’immersion de la cible sous la forme d’histogrammes pour l’algorithme MPA et MHP respectivement, et pour toutes les réalisations de bruit. Ces histogrammes sont normalisés et représentent donc la densité de probabilité (DDP) de l’immersion de la cible.

Nous constatons que le maximum des DDP pour tous les variantes de MPA est atteint pour une immersion de 390 m. L’estimateur $MPA(1)$ a un très léger biais de 5 m et un écart-type de 30 m, il est donc robuste au bruit. Cela est cohérent car la première détection utilisée a le plus fort RSB et un site proche du travers de l’antenne, la variance sur les erreurs est donc plus faible. L’estimateur

$MPA(2)$ a un biais et un écart-type très important, car 40% des réalisations estiment une immersion égale à 2300 m, il est donc peu robuste au bruit de mesure. Cette erreur provient probablement d'une mauvaise sélection de la deuxième détection. L'estimateur $MPA(3)$ a un biais de 120 m et un écart-type de 200 m, il est donc lui aussi peu robuste au bruit, car l'utilisation de la seconde détection doit encore avoir probablement de l'influence sur l'estimation. L'estimateur $MPA(4)$ s'améliore avec un biais de 90 m et un écart-type de 230 m, il est donc un peu plus robuste au bruit que les précédents. La DDP commence à se rapprocher d'une loi normale centré sur l'immersion réelle de la cible avec une variance correcte. L'estimateur $MPA(5)$ se dégrade par rapport à l'estimateur $MPA(4)$ probablement à cause d'une mauvaise cinquième détection. Bien que les algorithmes $MPA(2)$, $MPA(3)$ et $MPA(4)$ montrent des biais et des variances importantes, si on regarde uniquement les estimations autour de 400 m, le biais et la variance sont faibles et correctes. Nous avons donc quand même une probabilité de 50% d'estimer correctement l'immersion de la cible.

La figure 3.23 montre que le maximum des DDP des estimateurs $MHP(max)$ et $MHP(min)$ est atteint pour une immersion de 400 m. L'estimateur $MHP(max)$ est non biaisé et a un écart type inférieur à la résolution de la grille (10 m), il est donc très robuste au bruit de mesure. Les résultats de $MHP(min)$ sont presque identiques à $MHP(max)$, sauf qu'il existe une probabilité de 10% d'estimer une immersion de cible à 200 m. Il existe donc une position de cible dans 10% des cas, où la RI modèle donne une erreur plus faible que pour la vraie position de la cible. Afin de comprendre ce phénomène, nous avons comparé la RI modèle de la mauvaise position estimé (immersion à 200 m) à la RI modèle de la vraie position. On constate que la mauvaise RI modèle possède moins de points que la vraie, elle arrive donc probablement à une erreur plus faible grâce à son faible nombre de points.

3.2.4.2 Lien avec les bornes de Cramer-Rao

Nous avons donc vu que les estimateurs de l'immersion par l'algorithme MPA peuvent être biaisés par des valeurs extrêmes (sauf avec $MPA(1)$). Or la variance des estimateurs ne peut pas être comparée à la borne de Cramer-Rao, car celle-ci est calculée pour un estimateur non biaisé [Kay88]. Le biais des estimateurs par l'algorithme MPA provient surtout de l'étape de vérification de séparation des trajets, qui vient supprimer certaines détections dans les mesures. Nous proposons tout de même de vérifier les résultats de l'estimateur par l'algorithme $MPA(2)$ lorsque l'étape de séparation des trajets n'est pas réalisée.

Pour ce faire, nous bornons et affinons la grille de recherche autour de la vraie position de la cible, puis nous re-calculons une simulation de Monte-Carlo. La figure 3.20 montre la densité de probabilité de présence de la cible en distance et en immersion. L'ellipse de confiance (ou ellipse d'incertitude) à 95% des bornes de Cramer-Rao est tracée en noire.

Toutes les estimations de la position de la cible sont bien contenues dans l'ellipse d'incertitude des bornes de Cramer-Rao. L'estimateur est donc efficace qualitativement. Les bornes de Cramer-Rao, calculées pour un estimateur non biaisé avec 2 détections, donnent une borne de l'écart-type en distance de $\sigma_r = 0.72$ m et une borne de l'écart-type en immersion de $\sigma_z = 3.02$ m, tandis que les écart-types de l'estimateur avec 2 détections, calculées par la simulation, sont égales à $\sigma_{\hat{r}} = 0.70$ m et $\sigma_{\hat{z}} = 2.41$ m. Les écart-types en distance et en immersion de l'estimateur sont inférieures aux écart-types des bornes. Cet écart peut venir du léger biais de l'estimateur [Stoica90, Fischer14] ou bien des points extrêmes qui n'ont pas été considérés dans la simulation.

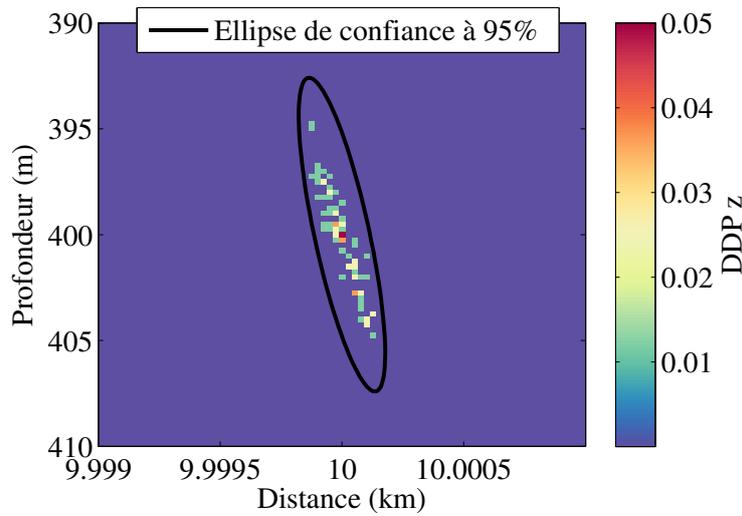


FIGURE 3.20 – Densité de probabilité de présence de la cible en distance et en immersion. L'ellipse noire représente l'ellipse de confiance à 95% des bornes de Cramer-Rao. Bornes de Cramer-Rao : ($\sigma_z = 3.02$ m, $\sigma_r = 0.72$ m). Estimateur : ($\sigma_{\hat{z}} = 2.41$ m, $\sigma_{\hat{r}} = 0.70$ m)

3.2.4.3 Conclusions

Les résultats des estimateurs face à un bruit de mesure sont cohérents avec ce que l'on pouvait attendre. Ils sont capables d'estimer conjointement (r, z) même avec le bruit de mesure. Globalement, plus on augmente le nombre de détections utilisées pour l'algorithme *MPA* et plus il devient robuste au bruit. Cependant l'ajout d'une détection erronée (cas du *MPA(2)* et *MPA(5)*) peut dégrader la DDP de l'estimateur. Quant aux algorithmes *MHP(min)* et *MHP(max)*, ils sont globalement très robustes au bruit de mesure.

Nous proposons dans la section suivante de tester nos algorithmes dans une seconde simulation de Monte-Carlo en modélisant des erreurs plus réalistes. Nous proposons donc de générer les mesures avec un profil de célérité aléatoire, puis d'ajouter du bruit sur ces mesures, comme dans la première simulation.

3.2.5 Simulation de Monte-Carlo avec un profil aléatoire et un bruit de mesure

Nous proposons d'expliquer dans un premier temps la génération d'un profil de célérité aléatoire, puis dans un second temps de montrer les résultats de cette seconde simulation.

3.2.5.1 Génération d'un profil de célérité aléatoire

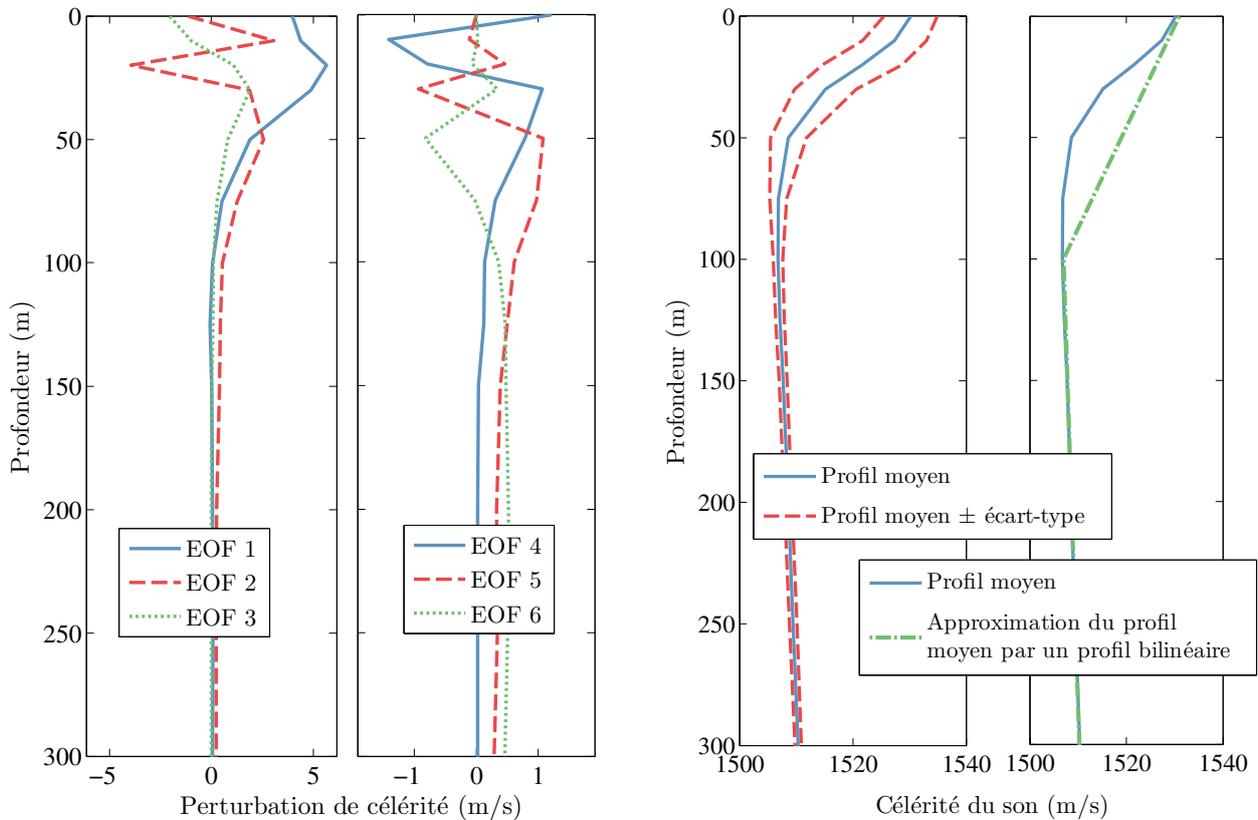
Le profil de célérité est l'un des paramètres les plus importants dans la propagation des ondes acoustiques. Cependant, il est très difficile de le considérer comme déterministe car il possède en réalité une importante variabilité temporelle et spatiale. Nous voulons donc introduire ce phénomène aléatoire dans nos simulations afin de tester la robustesse de nos algorithmes de localisation.

Afin de générer un profil de célérité aléatoire, nous avons choisi d'utiliser les fonctions orthogonales empiriques (*Empirical Orthogonal Functions* (EOF) en Anglais) introduites par [LeBlanc80]

pour compresser d'importantes bases de données de profil de célérité. Elles ont aussi été utilisées par [Xu06] pour tester rapidement les performances d'un système sonar face à une perturbation d'un profil de célérité.

Les EOF sont généralement construites à partir d'une base de données historique de profil de célérité. Dans notre cas, la base de données est constituée à partir d'un historique de profil de célérité issu d'une zone géographique de 1 degré par 1 degré dans la Mer Méditerranée pour le mois de Juillet et d'Août. Une matrice de covariance est ensuite estimée à partir de cette base de données, puis une décomposition en valeurs propres et vecteurs propres est réalisée. Chaque vecteur propre représente un mode de la variation du profil de célérité selon la profondeur, tandis que la valeur propre associée indique le poids (ou la quantité d'énergie) de ce mode. Les valeurs propres diminuent très rapidement à cause de la corrélation dans les données. Seulement quelques modes suffisent donc à décrire la variation du profil de célérité dans une base de données. Ces quelques modes sont appelés les fonctions orthogonales empiriques (EOF) et représentent une base orthogonale des perturbations de profil de célérité pour cette base de données.

Dans notre cas, les six premiers modes permettent de représenter 99% de la base de données. Ces EOF sont tracées sur la figure 3.21a. La variabilité du profil est surtout présente entre 0 m et 100 m, c'est à dire dans le thermocline principale. Nous avons aussi tracé le profil moyen, le profil à plus ou moins un écart-type et une approximation bilinéaire du profil moyen sur la figure 3.21b.



(a) Les six premières fonctions orthogonales empiriques (EOF) utilisées pour générer un profil de célérité aléatoire.

(b) Profil de célérité moyen avec son écart-type et approximation du profil moyen par un profil bilinéaire utilisé pour l'algorithme de localisation.

FIGURE 3.21 – Fonctions orthogonales empiriques, moment d'ordre 1 et d'ordre 2 de la base de données et approximation bilinéaire du profil moyen.

Afin de se placer dans le cas où le profil de célérité est mal connu, le simulateur utilise le profil de célérité bilinéaire approximé pour générer les données synthétiques (figure 3.21b). Les mesures sont quant à elles générées par un profil de célérité aléatoire différent à chaque tirage de bruit. Le profil de célérité aléatoire $c_a(z)$ est déterminé par la relation suivante :

$$c_a(z) = c_0(z) + \sum_{m=1}^6 n(m)\lambda_m\Psi_m(z), \quad (3.68)$$

où $c_0(z)$ est le profil moyen, λ_m et $\Psi_m(z)$ la valeur propre et l'EOF du mode m , et $n(m)$ une variable aléatoire suivant une loi normale centrée et réduite.

3.2.5.2 Résultats

Nous présentons maintenant les résultats d'une simulation de Monte-Carlo avec 500 réalisations de bruit. Chaque réalisation fournit des mesures bruitées par un profil de célérité aléatoire et un bruit de mesure comme dans la première simulation. Bien entendu, l'étape de suppression des trajets non résolus reste présente après la génération des mesures.

La figure 3.22 et la figure 3.23 présentent, par les courbes rouges pointillées, les résultats d'estimation de l'immersion de la cible pour l'algorithme *MPA* et *MHP* respectivement, pour cette seconde simulation. Les DDP de l'algorithme *MPA(1)* et *MPA(2)* se sont fortement dégradées. Les estimateur *MPA(1)* et *MPA(2)* ne sont donc pas robustes à un bruit sur le profil de célérité associé à un bruit de mesure. L'estimateur *MPA(1)* a probablement perdu sa robustesse à cause du changement de profil de célérité pour générer les données synthétiques (le profil de célérité bilinéaire approximé, figure 3.21b). Et l'estimateur *MPA(2)* s'est probablement dégradé avec la seconde détection utilisée, qui est issue d'un rayon réfracté par la surface et donc perturbé par le bruit du profil de célérité aléatoire (plus important en surface).

Les DDP des algorithmes *MPA(3)*, *MPA(4)* et *MPA(5)* se sont légèrement dégradées par rapport aux DDP de la première simulation (en 3.2.4). Cependant ces estimateurs restent robustes face aux variations du profil de célérité aléatoire. L'utilisation de détections supplémentaires dans l'algorithme *MPA* permet probablement de compenser les erreurs des deux premières détections, plus affectés que les autres détections.

Les DDP des estimateurs *MHP(min)* et *MHP(max)* ne se sont pas dégradées et ne semblent pas affectées par les variations du profil de célérité aléatoire. L'algorithme *MHP(max)* estime donc la bonne position de la cible avec une probabilité de 100%, tandis que l'algorithme *MHP(min)* l'estime avec une probabilité de 75%.

3.2.5.3 Conclusions

Nous avons proposé une seconde simulation de Monte-Carlo avec des mesures plus réalistes, générées par un profil de célérité aléatoire et des erreurs de mesure, et un profil de célérité approximé bilinéairement pour la génération des données synthétiques. Les résultats de cette simulation ont montré que les algorithmes *MPA(1)* et *MPA(2)* ne permettaient plus d'estimer correctement l'immersion de la cible, et que les algorithmes *MPA(3)*, *MPA(4)* et *MPA(5)* étaient moins affectés que *MPA(1)* et *MPA(2)*. La bonne position de la cible était estimée avec une probabilité de 18%, 28%

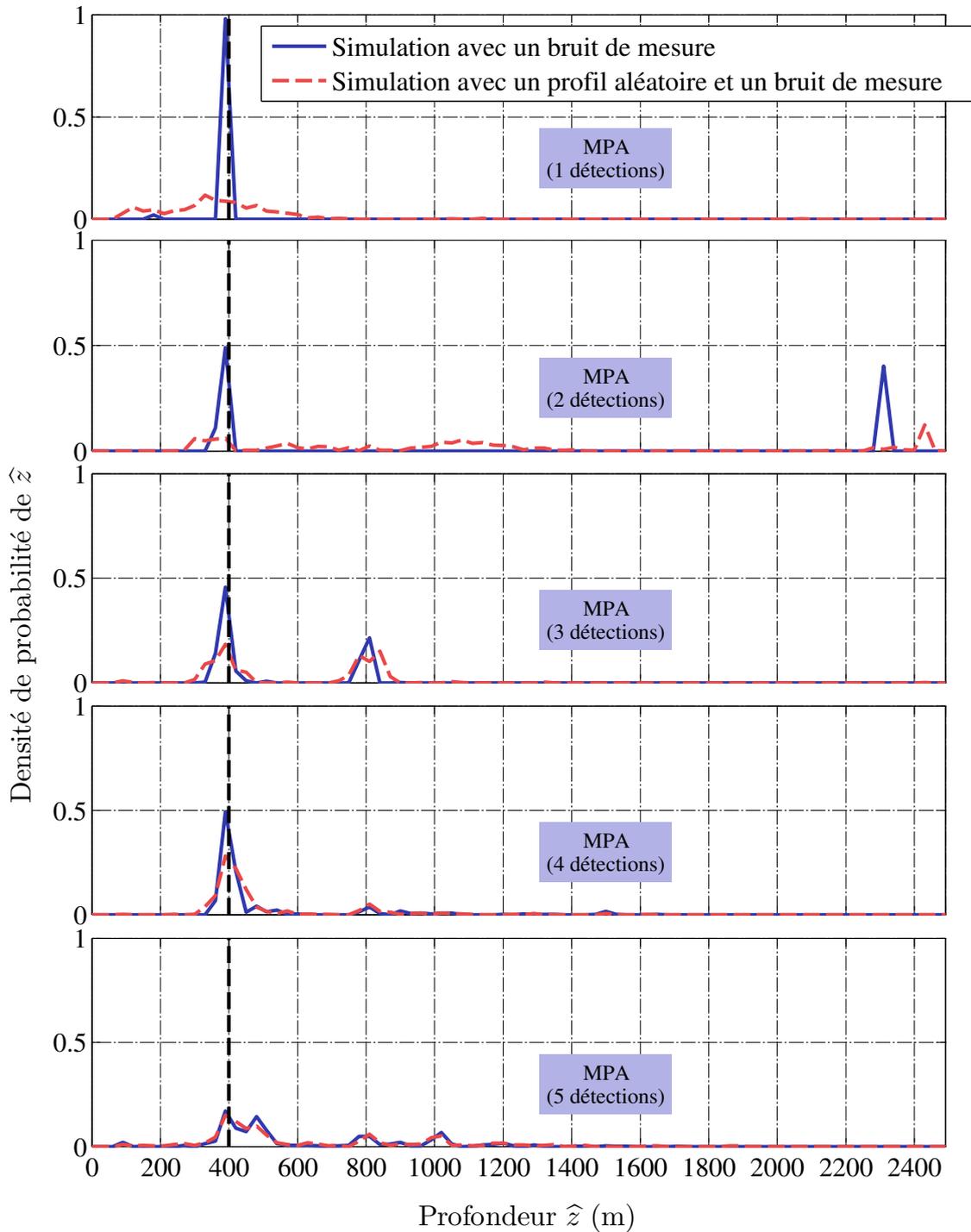


FIGURE 3.22 – Densités de probabilité de l'estimation de l'immersion de la cible \hat{z} pour l'algorithme de localisation *MPA* avec 1, 2, 3, 4 et 5 détections. Les résultats de la première simulation avec du bruit de mesures sont tracés en bleus, tandis que les résultats de la seconde simulation avec un profil aléatoire et du bruit de mesure sont tracés en rouges pointillés.

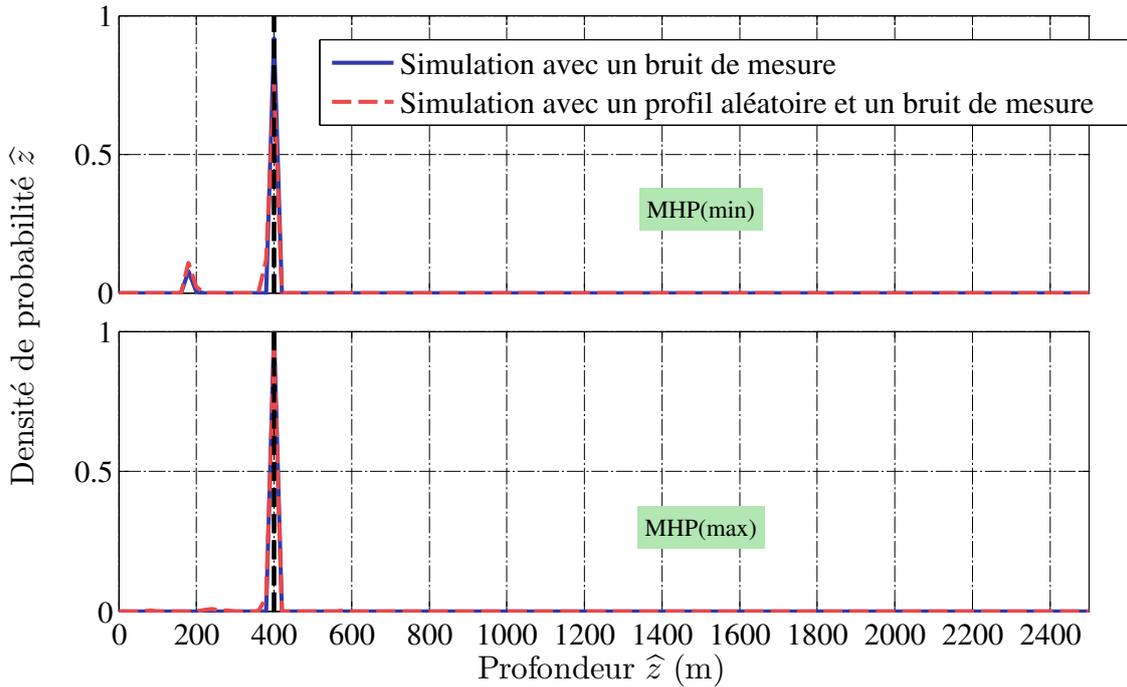


FIGURE 3.23 – Densités de probabilité de l'estimation de l'immersion de la cible \hat{z} pour l'algorithme de localisation $MHP(min)$ et $MHP(max)$. Les résultats de la première simulation avec du bruit de mesures sont tracés en bleus, tandis que les résultats de la seconde simulation avec un profil aléatoire et du bruit de mesure sont tracés en rouges pointillés.

et 15% pour $MPA(3)$, $MPA(4)$ et $MPA(5)$ respectivement. Ils restent néanmoins de corrects estimateurs de la position de la cible. Les algorithmes $MHP(min)$ et $MHP(max)$ ont montré qu'ils n'étaient pas affectés par ces nouvelles erreurs, et qu'ils restent donc de très bons estimateurs de la position de la cible.

Nous proposons dans la prochaine section de présenter le résultat des algorithmes MPA avec 3, 4 et 5 détections, et des algorithmes $MHP(min)$ et $MHP(max)$ face à deux nouvelles simulations de Monte-Carlo en supposant que la cible ne soit plus ponctuelle mais **étendue**. La RI de la cible rentrera donc en compte dans la génération des mesures.

Nous proposons parallèlement deux nouveaux algorithmes, notés $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$, permettant d'estimer conjointement la distance, l'immersion et l'**angle d'aspect** de la cible en générant des données synthétiques qui prennent en compte cette RI de la cible.

3.2.6 Cas d'une cible étendue

Nous proposons d'inclure la RI d'un sous-marin générique [Nell03, Schneider03], qui a été présenté dans la section 1.4.5, dans l'opérateur de propagation. Nous illustrons sur la figure 3.24 la RI du sous-marin générique en fonction de tous les angles d'aspect possible ($\Delta\theta$ de 0 à 180 degrés).

Cette figure est généralement appelée le "sablier" par sa forme. Pour le calcul de cette figure, nous avons considéré un site incident et réfléchi égal à 0 degrés, une fréquence de 5 kHz. Dans la figure de gauche, tous les points brillants de la cible sont considérés, tandis que dans la figure de

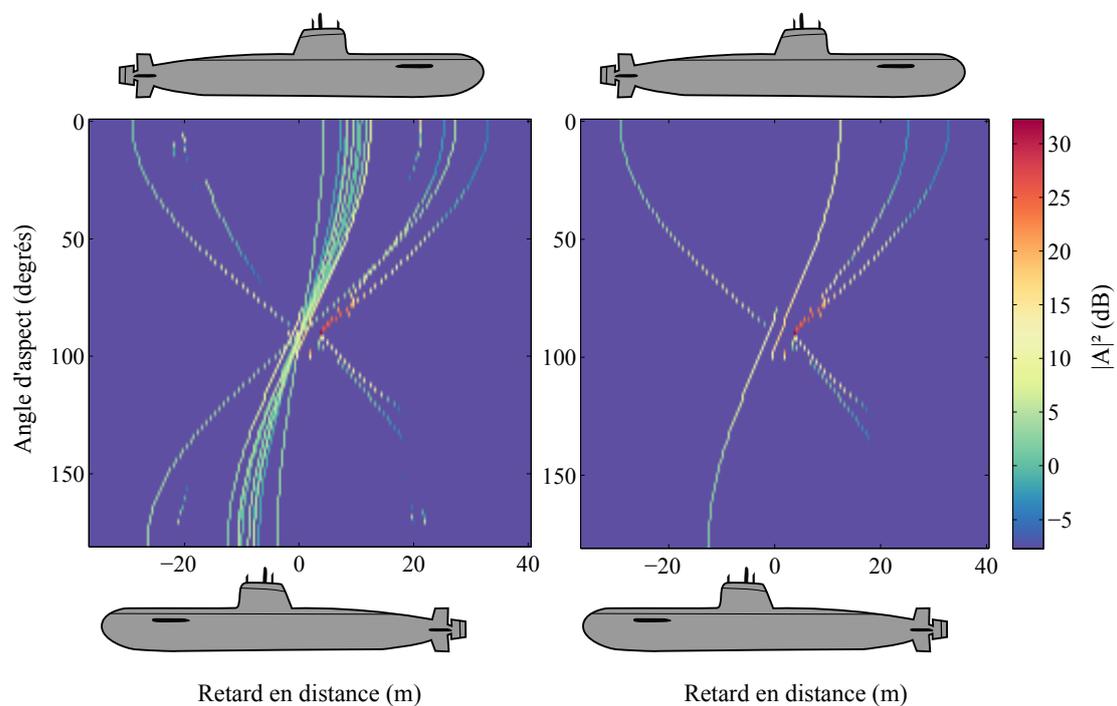


FIGURE 3.24 – RI du sous-marin générique lorsque l'on fait varier l'angle d'aspect de 0 à 180 degrés (axe des ordonnées). L'axe des abscisses représente la moitié du retard des échos en distance et est centré par rapport au milieu du sous-marin. La RI de gauche est calculé pour tous les points brillants, tandis que la RI de droite est calculée pour les 6 premiers points brillants les plus énergétiques. Le site incident et réfléchi des deux RI sont fixés à 0 degrés.

droite seulement les six points brillants les plus énergétiques sont pris en compte. Les points brillants sont discernables et séparables, car nous avons pris un échantillonnage temporel égal à $1/B$ avec $B = 2$ kHz. L'axe des abscisses représente la moitié du retard en distance de chacun des points brillants. Pour obtenir le réel retard, il faut multiplier par deux, car l'onde acoustique se propage sur un aller-retour.

Pour les simulations, nous utilisons la RI du sous-marin générique avec une fréquence de 5 kHz et avec les six premiers points brillants. Ces points brillants correspondent aux éléments majeurs du sous-marin (coque et massif), et sont largement suffisants pour décrire une cible étendue. Nous choisissons de fixer l'angle d'aspect du sous-marin à $\Delta\theta = 30$ degrés. Les mesures \underline{d} sont calculés par la relation suivante :

$$\underline{d} = \mathcal{G}_c([r, z, \Delta\theta]), \quad (3.69)$$

où \mathcal{G}_c est l'opérateur de propagation aller-retour incluant la RI du sous-marin générique avec un angle d'aspect fixé.

Les algorithmes $MPA(3)$, $MPA(4)$, $MPA(5)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ sont testés avec ces nouvelles mesures au travers d'une première simulation avec du bruit de mesure et une seconde simulation avec un profil aléatoire et du bruit de mesure. Nous voulons évaluer les performances des ces algorithmes de localisation lorsqu'ils ne prennent pas en compte la RI du sous-marin.

Nous proposons deux nouveaux algorithmes, basés sur $MHP(min)$ et $MHP(max)$, afin de prendre en compte la RI du sous-marin dans la génération des données synthétiques. Ces deux algorithmes estimeront donc conjointement la distance, l'immersion et l'angle d'aspect de la cible et seront notés $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$. Nous ne proposons pas de nouveaux algorithmes basés sur MPA , car la RI de la cible est plus compliquée à mettre en place dans l'opérateur de propagation retour \mathcal{G}_r , notamment parce que le site incident n'est pas connu.

Contrairement aux algorithmes $MHP(min)$ et $MHP(max)$, le vecteur position de la cible est défini, pour $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$, par :

$$\underline{x} = [r, z, \Delta\theta], \quad (3.70)$$

et les données synthétiques \underline{d}_{syn} sont générées par la relation suivante :

$$\underline{d}_{syn} = \mathcal{G}_c(\underline{x}). \quad (3.71)$$

Nous ne fixons aucun a priori sur l'angle d'aspect de la cible. L'inversion teste donc tous les angles d'aspect $\Delta\theta$ compris entre 0 degrés et 180 degrés avec une résolution fixée à 10 degrés. Pour toutes les prochaines simulations, nous augmentons la résolution de la grille en distance et en immersion à $\Delta r = 25$ m et $\Delta z = 25$ m pour limiter le temps de calcul.

3.2.6.1 Résultats

La figure 3.25 présente les DDP de l'estimation de l'immersion \hat{z} de la simulation avec du bruit de mesure pour les algorithmes $MPA(3)$, $MPA(4)$, $MPA(5)$, $MHP(min)$, $MHP(max)$, $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$.

Nous observons que le maximum de la DDP des algorithmes $MPA(3)$ (vert) et $MPA(4)$ (orange) est atteint pour une immersion de 375 m, avec une probabilité de 41% et 31% respectivement. Les

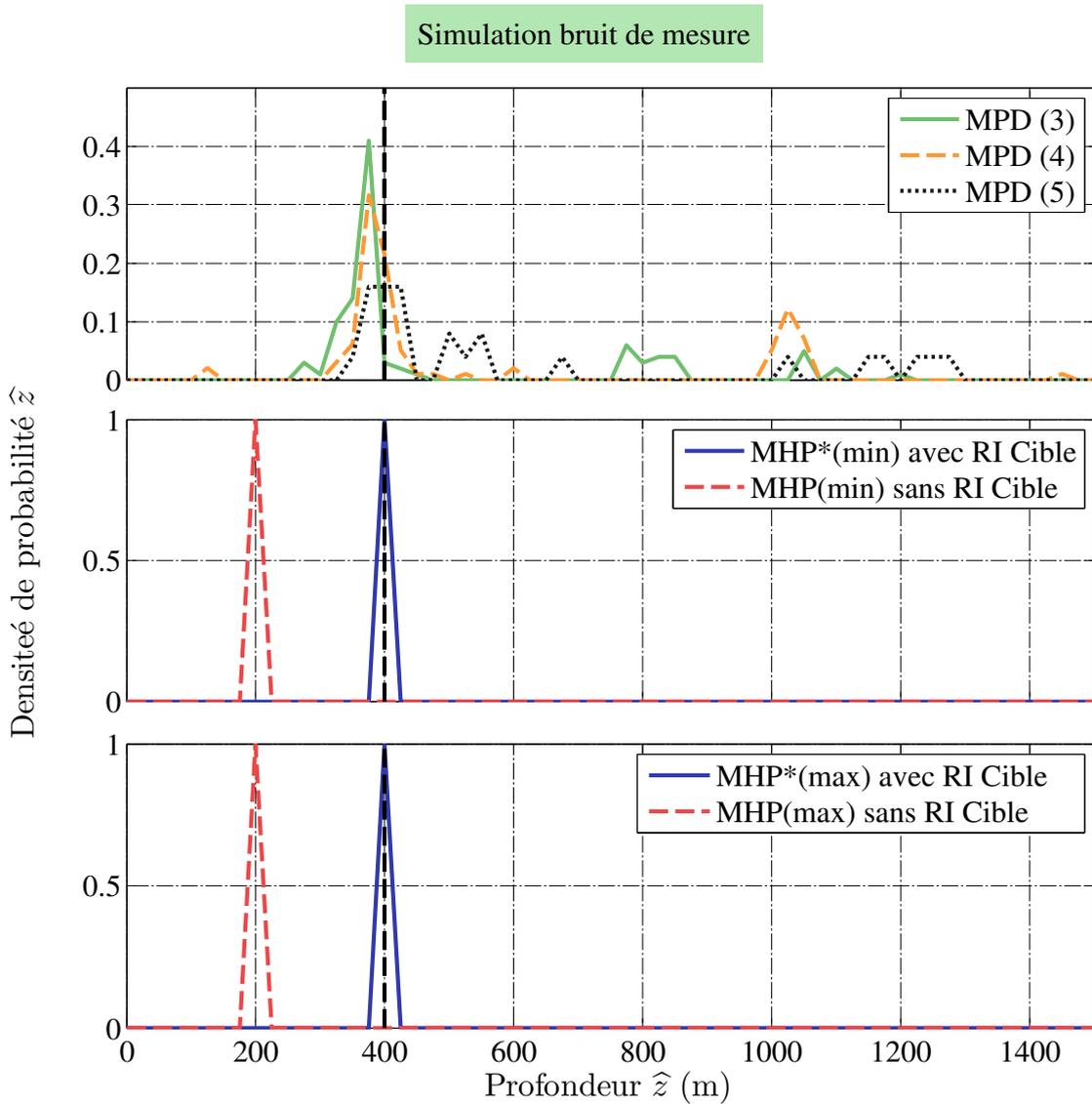


FIGURE 3.25 – Simulation avec du bruit de mesure. DDP de l'estimation de l'immersion de la cible \hat{z} pour les algorithmes $MPA3$, $MPA4$, $MPA5$, $MHP(min)$, $MHP(max)$, $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$.

algorithmes $MPA(3)$ et $MPA(4)$ estiment encore correctement l'immersion de la cible malgré un modèle partiellement erroné. L'algorithme $MPA(5)$ (noir) est plus dégradé que $MPA(3)$ et $MPA(4)$, et est donc moins robuste aux erreurs de modèle. Les estimateurs $MHP(min)$ et $MHP(max)$ (rouges) sont complètement faux, car il estiment une immersion de cible à 200 m. Ils ne sont donc pas robustes à une erreur de modélisation au niveau de la RI de la cible.

Les estimateurs $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$ (bleus) montrent une estimation parfaite de l'immersion de la cible, car la RI du sous-marin a été prise en compte dans la modélisation des données synthétiques. Leurs biais sont nuls et leurs variances sont inférieures à la résolution de la grille en immersion (25 m).

La figure 3.26 présente les DDP de l'estimation de l'angle d'aspect $\widehat{\Delta\theta}$ de la simulation avec du bruit de mesure pour les algorithmes $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$.

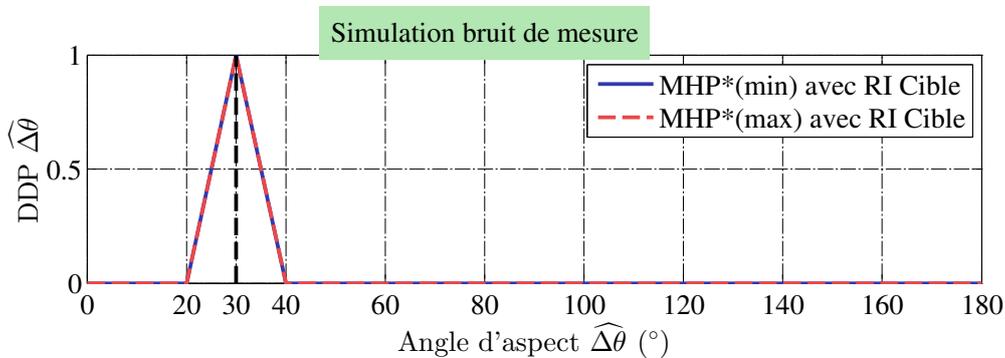


FIGURE 3.26 – Simulation avec du bruit de mesure. DDP de l'estimation de l'angle d'aspect $\widehat{\Delta\theta}$ pour les algorithmes $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$.

Nous observons que les estimateurs $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$ montrent une estimation parfaite de l'angle d'aspect de la cible, avec un biais nul et une variance inférieure à la résolution de la grille en angle d'aspect (10°).

Maintenant, la figure 3.27 présente les DDP de l'estimation de l'immersion \widehat{z} de la simulation avec un **profil aléatoire** et un bruit de mesure pour les algorithmes $MPA3$, $MPA4$, $MPA5$, $MHP(min)$, $MHP(max)$, $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$.

Nous observons que le maximum de la DDP des algorithmes $MPA(3)$ (vert), $MPA(4)$ (orange) et $MPA(5)$ (noir) est atteint pour une immersion de 375 m avec une probabilité de 23%, une immersion de 400 m avec une probabilité de 18% et deux immersions de 400 et 525 m avec une probabilité de 12% respectivement. On constate que les DDP de l'estimation de l'immersion \widehat{z} pour les algorithmes MPA se sont dégradées et dispersées par rapport à la simulation avec du bruit de mesure. Les estimateurs MPA sont donc très sensibles aux erreurs de modèle combinés avec un profil aléatoire et des erreurs de mesure. Les estimateurs $MHP(min)$ et $MHP(max)$ restent faux, comme dans la simulation avec du bruit de mesure, car il estiment une immersion de cible à 200 m. Ils restent donc sensibles à une erreur de modélisation au niveau de la RI de la cible.

La DDP de l'estimateur $MHP^*(min)$ s'est dégradée et largement dispersée. L'estimateur ne peut donc plus estimer correctement l'immersion de la cible et est donc très sensible aux variations du profil de célérité. Seul l'algorithme $MHP^*(max)$ continue de montrer une estimation correcte de l'immersion, avec cependant un légère dégradation à l'immersion 450 m. Il est donc robuste aux

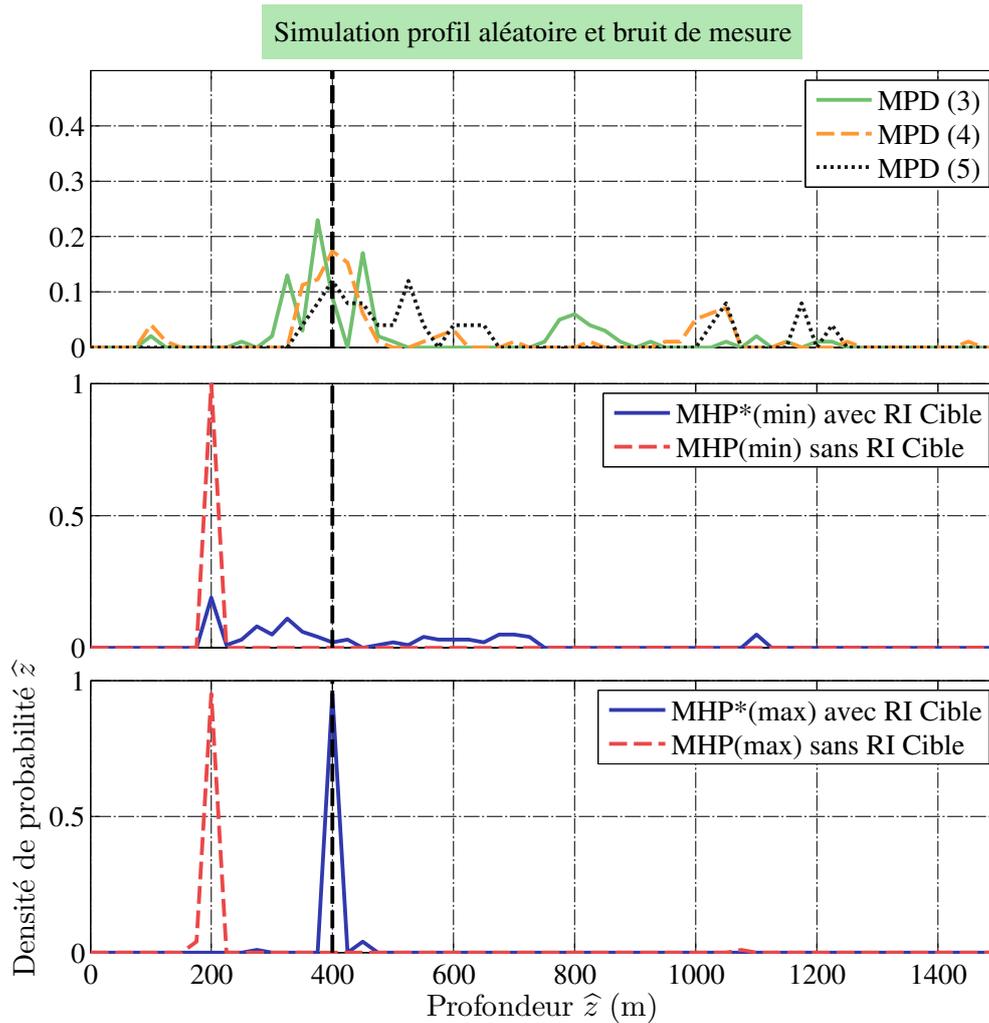


FIGURE 3.27 – Simulation avec un profil aléatoire et du bruit de mesure. DDP de l'estimation de l'immersion de la cible \hat{z} pour les algorithmes $MPA3$, $MPA4$, $MPA5$, $MHP(min)$, $MHP(max)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ avec RI de la cible.

variations du profil de célérité.

La figure 3.28 présente les DDP de l'estimation de l'angle d'aspect $\widehat{\Delta\theta}$ de la simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure pour les algorithmes $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$.

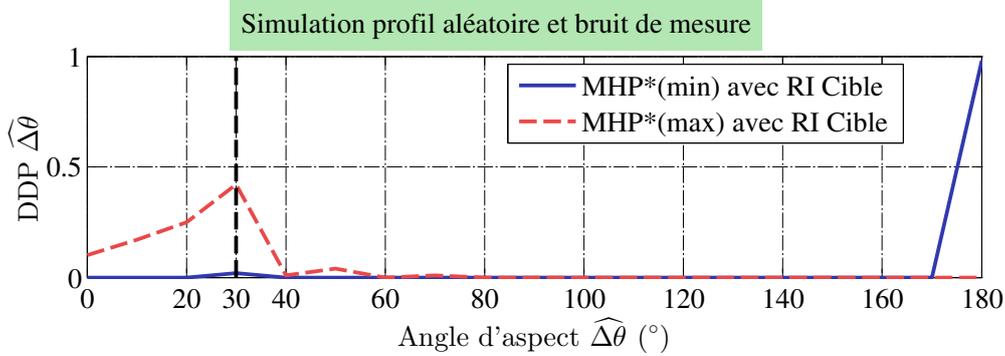


FIGURE 3.28 – Simulation avec un profil aléatoire et du bruit de mesure. DDP de l'estimation de l'angle d'aspect $\widehat{\Delta\theta}$ pour les algorithmes $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$.

Comme pour l'estimation de l'immersion, l'estimateur $MHP^*(min)$ n'est plus capable d'estimer correctement l'angle d'aspect de la cible. La DDP de l'algorithme $MHP^*(max)$ est légèrement dispersée par rapport à la simulation avec du bruit de mesure. L'estimateur $MHP^*(max)$ présente un biais de 8° et un écart-type de 12° pour l'estimation de l'angle d'aspect, et se montre donc robuste aux variations du profil de célérité.

3.2.6.2 Conclusions

Nous avons montré que les algorithmes $MPA(3)$ et $MPA(4)$ donnaient une estimation correcte de l'immersion de la cible en présence d'erreurs de mesure, et lorsque la propagation incluait une RI d'une cible étendue avec un angle d'aspect de 30° . Ils sont cependant moins robustes aux variations du profil de célérité aléatoire. Nous avons montré que les algorithmes $MHP(min)$ et $MHP(max)$ ne sont plus capables d'estimer la bonne immersion de cible lorsque la propagation incluait la RI d'une cible étendue. Nous avons donc proposé deux nouveaux algorithmes $MHP^*(min)$ et $MHP^*(max)$ capables de prendre en compte cette RI. Et nous avons montré que ces nouveaux algorithmes étaient robustes aux erreurs de mesure et qu'ils pouvaient estimer correctement l'immersion et l'angle d'aspect de la cible. En présence de variations sur le profil de célérité, seul l'algorithme $MHP^*(max)$ a permis d'estimer parfaitement l'immersion et correctement l'angle d'aspect de la cible.

3.2.7 Conclusions

Dans cette partie 3.2, nous avons montré les possibilités de localisation d'une cible immergée avec une antenne surfacique de faible hauteur (1 m), et avec une cible ponctuelle et étendue. Nous avons proposé deux algorithmes différents pour l'estimation conjointe de la distance et l'immersion. L'avantage de l'algorithme MPA est qu'il est plus simple à mettre en place. Les inconvénients sont qu'il prend certaines hypothèses (étape d'estimation des temps de propagation retour) et qu'il est un peu moins robuste en présence d'erreurs sur le profil de célérité. Les avantages du second algorithme MHP sont qu'il utilise toute l'information disponible, qu'il ne prend aucune hypothèse sur les trajets

et qu'il est robuste aux erreurs de mesure et aux erreurs sur le profil de célérité. L'inconvénient est qu'il n'est pas robuste aux erreurs de modèle, notamment lorsque la RI de la cible est plus complexe. Cependant lorsque la RI de la cible est prise en compte, la variante de l'algorithme MHP^* peut estimer conjointement l'immersion, la distance et l'angle d'aspect de la cible. L'estimateur $MHP^*(max)$ montre alors une robustesse aux erreurs de mesure et aux erreurs sur le profil de célérité.

Nous présentons dans la section suivante les possibilités de localisation pour une application d'antenne linéaire remorquée noté ALR , où la longueur de l'antenne peut apporter une meilleure résolution angulaire. Le gisement de la cible peut alors être conjointement estimée avec la distance et l'immersion. Nous montrons les performances des algorithmes MPA et MHP en fonction de la longueur de l'antenne et du gisement de la cible.

3.3 Application à une antenne linéaire remorquée (ALR)

Nous avons testé nos algorithmes de localisation avec une antenne surfacique de faible hauteur, nous voulons maintenant voir ce que donnerait les algorithmes lorsqu'ils sont utilisés avec une antenne linéaire remorquée. Effectivement, la longueur de l'antenne linéaire apporterait une meilleure résolution angulaire et permettrait peut-être une amélioration de la robustesse des algorithmes face à des erreurs de mesure et à des variations de profil de célérité. Nous proposons donc de vérifier si la localisation est bonne pour tous les angles de gisement de la cible, et aussi de déterminer quelle serait la longueur minimale de l'antenne pour une bonne localisation de cible.

Dans un premier temps, nous introduisons la problématique de l'ALR et les changements apportés dans les simulations et l'inversion. Dans un second temps, nous proposons de montrer les résultats d'une simulation de Monte-Carlo avec un profil aléatoire et un bruit de mesure en faisant varier la longueur de l'antenne avec un gisement de cible fixé à 70 degrés. Dans un troisième temps, nous proposons une seconde simulation où la longueur de l'antenne est fixée à 25 m et le gisement de la cible est variable.

3.3.1 Introduction à la problématique de l'ALR

Le problème de localisation d'une cible avec une antenne linéaire remorquée (ALR) est illustré sur la figure 3.29.

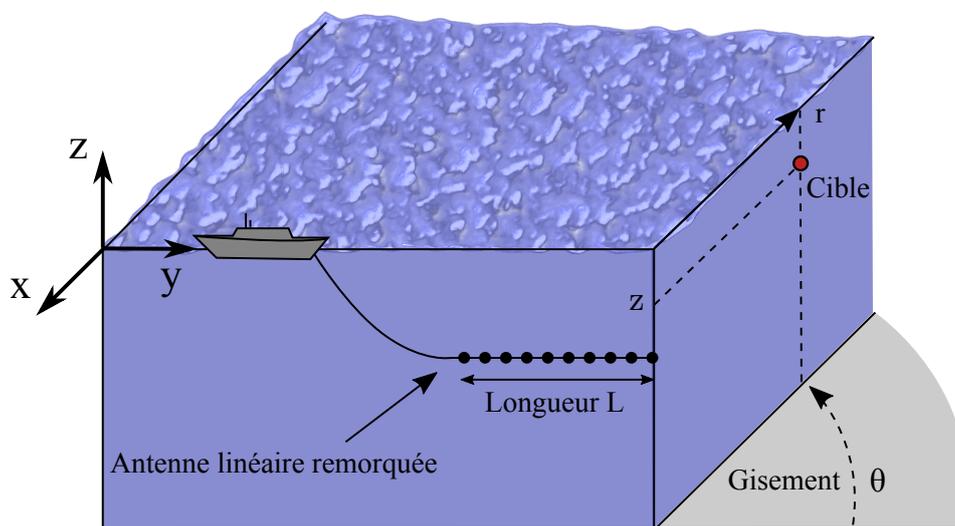


FIGURE 3.29 – Illustration représentant la problématique de localisation d'une cible immergée avec une antenne linéaire remorquée.

Un bateau tracte une ALR de longueur L immergée à une profondeur de 200 m. Nous supposons que l'émetteur sonar et l'ALR sont colocalisés. La cible est supposée ponctuelle et est immergée à la profondeur z . La position de la cible par rapport à l'antenne est donnée par la distance r et le gisement θ . Nous supposons que le système sonar émet un seul ping et que la propagation est multi-trajets. L'ALR mesure donc un vecteur de retards de propagation $\underline{\tau}$ et un vecteur d'angles

coniques Ω , que l'on appelle aussi **pseudo-gisement**. La figure 3.30 illustre les définitions des différents angles de l'ALR : le gisement θ , le site φ , le pseudo-site Ψ et le pseudo-gisement Ω . Le

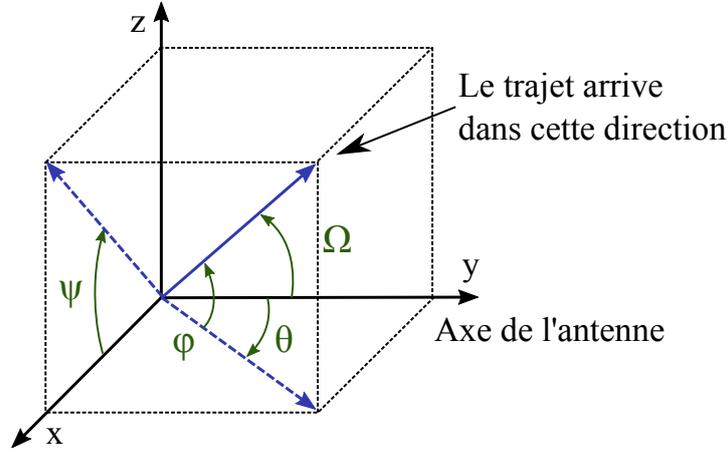


FIGURE 3.30 – Définitions des angles d'un trajet acoustique arrivant sur l'ALR.

pseudo-gisement est l'angle conique mesuré par la formation de voies de l'ALR, et il est directement relié au gisement et au site par la relation suivante :

$$\cos \Omega = \cos \varphi \cos \theta. \quad (3.72)$$

Nous limitons la valeur des sites à ± 60 degrés, car les trajets au dessus de cette limite sont trop atténués. Le gisement n'est pas limité, et peut varier de 0 à 180 degrés. Cette équation montre que le pseudo-gisement d'un trajet a une ambiguïté conique à cause de la parité des deux fonctions cosinus. Autrement dit, il est impossible de déterminer si le trajet vient de la droite ou de la gauche (gisement), ou encore du haut ou du bas (site), mais seulement de l'avant ou de l'arrière. Chaque détection est en fait localisée dans un cône d'ambiguïté (cf figure 3.31), d'où le terme ambiguïté conique.

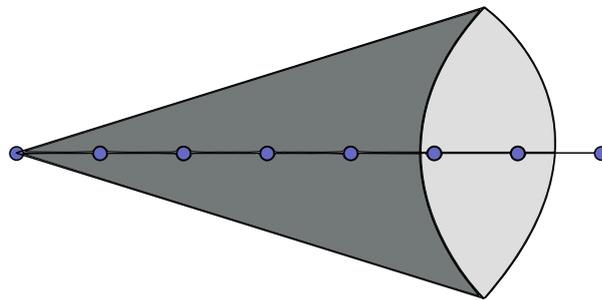


FIGURE 3.31 – Cône d'ambiguïté d'une ALR.

En présence de multi-trajets, l'angle de la cible reste le même, mais les sites sont différents. L'ALR mesure donc un pseudo-gisement différent pour chaque site.

Dans le contexte de l'ALR, le vecteur position de la cible \underline{x} est redéfini par le vecteur suivant :

$$\underline{x} = [r, z, \theta], \quad (3.73)$$

où θ est le gisement de la cible. Le vecteur des mesures \underline{d} est composé de N retards de propagation et N pseudo-gisements et s'écrit comme :

$$\underline{d} = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N, \Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_N]. \quad (3.74)$$

Les mesures \underline{d} sont calculées par la relation suivante :

$$\underline{d} = \mathcal{H}(\underline{x}), \quad (3.75)$$

où \mathcal{H} est l'opérateur de propagation aller-retour dans le cadre de l'ALR. Il consiste principalement à convertir les sites $\underline{\varphi}$, issus de l'opérateur de propagation aller-retour \mathcal{G} , en pseudo-gisements $\underline{\Omega}$ avec le paramètre θ par la relation (3.72).

Concernant les simulations, tout ce qui s'appliquait aux sites s'appliquent désormais aux pseudo-gisements. La résolution du pseudo-gisement à -3 dB s'exprime donc suivant la relation suivante :

$$2\Omega_{-3dB}(\Omega) = \frac{50c}{f_p L \sin \Omega}. \quad (3.76)$$

La résolution est donc minimale lorsque l'onde arrive dans le travers de l'antenne. Le RSB du premier trajet est fixé à 25 dB pour une longueur d'antenne de 50 m.

Concernant l'inversion, le problème consiste à estimer conjointement la distance, l'immersion et le gisement de la cible. Il est possible d'ajouter un a priori de loi uniforme sur la densité de probabilité du gisement de la cible, car nous sommes capables de déterminer une valeur minimale et maximale en fonction des mesures.

La borne maximale de la loi uniforme du gisement est déterminée par le plus petit pseudo-gisement mesuré : $\theta_{max} = \Omega_{min}$. Effectivement Ω_{min} est une sur-estimation du gisement θ , car $\cos \varphi$ est proche et inférieur à 1 pour les sites proches de 0 degrés. Pour le calcul de la borne minimale, nous supposons que le trajet direct entre l'antenne et la cible existe tout le temps et que la valeur absolue du site associé est généralement inférieure à un site φ_{max} que nous avons fixé à 15 degrés. La borne minimale de la loi uniforme du gisement est ainsi déterminée par la relation suivante :

$$\theta_{min} = \cos^{-1} \left(\frac{\cos \Omega_{min}}{\cos \varphi_{max}} \right). \quad (3.77)$$

La figure 3.32 montre les bornes de recherche minimales (en vert) et maximales (en bleu) du gisement de la cible dans le cas où le pseudo-gisement mesuré minimal Ω_{min} est issu d'un site égal à 5 ou 10 degrés. L'axe des abscisses et des ordonnées sont tracés en échelle logarithmique afin d'observer plus facilement les courbes. Nous choisissons d'échantillonner la DDP du gisement de la cible avec 15 valeurs répartis uniformément entre le cosinus des bornes pour les simulations.

Nous proposons dans la section suivante d'étudier les résultats des algorithmes de localisation *MPA* et *MHP* en fonction de la longueur d'antenne pour un gisement de cible fixé à $\theta = 70^\circ$. Nous choisissons ainsi d'étudier les longueurs d'antenne suivantes : 12.5 m, 25 m, 50 m et 100 m.

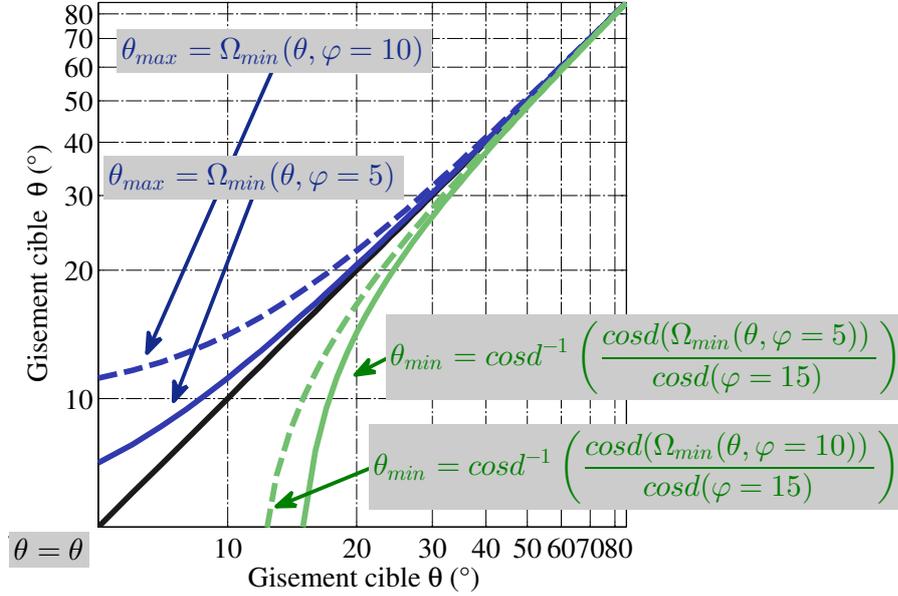


FIGURE 3.32 – Bornes de recherche minimal et maximal du gisement de la cible.

3.3.2 Variation de la longueur de l'antenne

Nous rappelons que le gain d'une ALR peut être approché [Bouvet91] par la relation suivante :

$$G_a = 10 \log_{10}(N), \quad (3.78)$$

où N est le nombre de capteurs. Lorsque la longueur de l'antenne est divisée ou augmentée par deux, le gain d'antenne diminue ou augmente donc de 3 dB. Par conséquent, le RSB du premier trajet sera modifié en fonction de la longueur d'antenne considérée. Le RSB sera donc égal à 19 dB, 22 dB, 25 dB et 28 dB pour les longueurs suivantes : 12.5 m, 25 m, 50 m et 100 m.

Nous rappelons le gisement de la cible est fixé à 70° , et que lorsque la longueur d'antenne change, la variance du bruit simulé, la résolution des pseudo-gisements et le pouvoir séparateur de deux trajets changent aussi.

La figure 3.33 présente les DDP de l'estimation de l'immersion \hat{z} de la simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ et pour 4 longueurs d'antenne différentes. La figure 3.34 présente les DDP de l'estimation du gisement $\hat{\theta}$ de la simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ et pour 4 longueurs d'antenne différentes.

Le biais et l'écart-type en immersion et en gisement des estimateurs $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ sont résumés dans le tableau 3.2 pour les 4 longueurs.

Les résultats numériques qui sont résumées dans ce tableau sont parfois inférieurs à la résolution de la grille en immersion, qui est de 25 m. Le biais et l'écart-type restent donc des estimations grossières. Afin d'avoir une précision de 1 m par exemple, il faudrait dans l'idéal une résolution au moins 3 fois inférieure pour une estimation juste. Évidemment ceci augmente considérablement le temps de calcul, et c'est pour cette raison que nous n'avons pas diminué la résolution de grille.

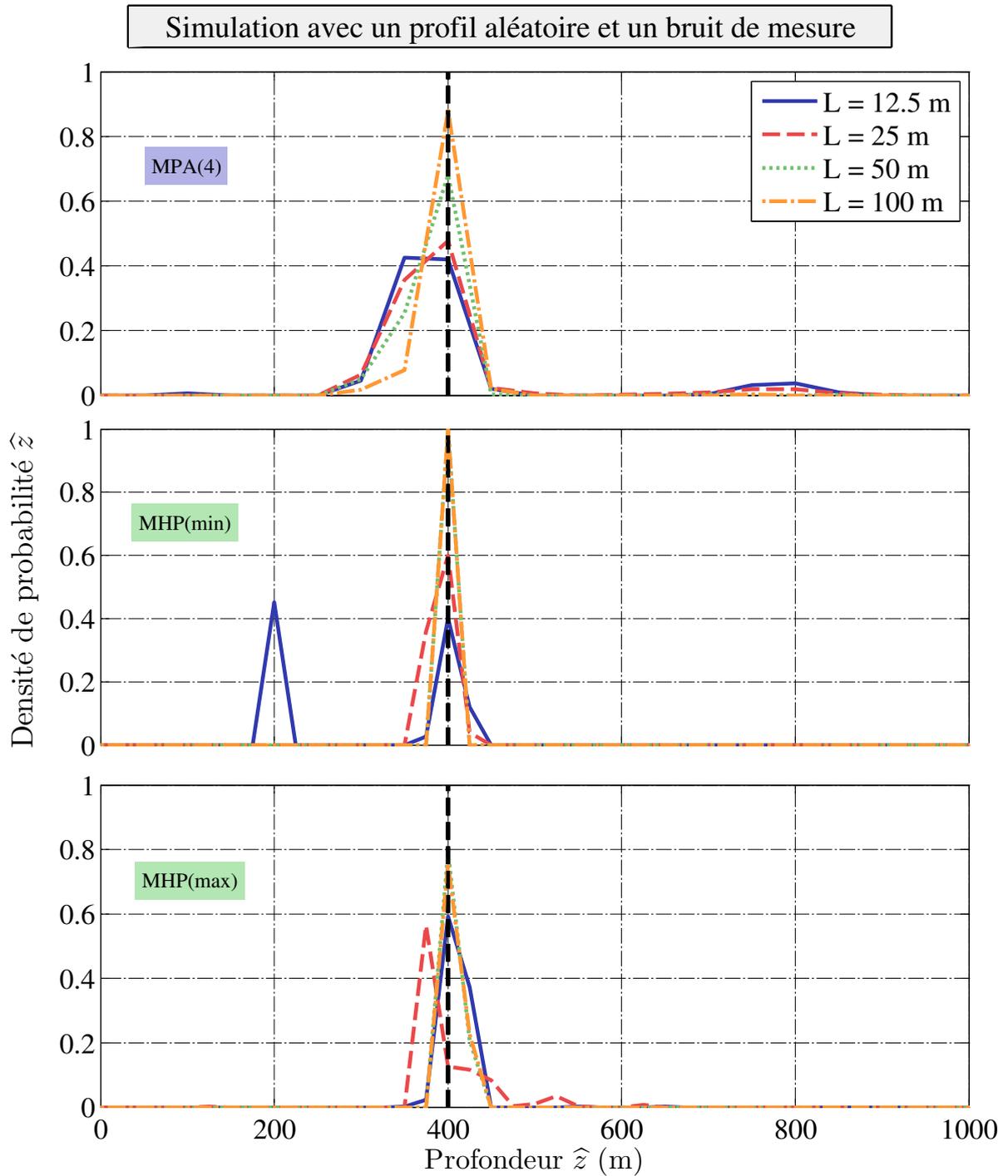


FIGURE 3.33 – Simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure. Densités de probabilité de l'estimation de l'immersion \hat{z} pour les algorithmes $MPA(\frac{4}{4})$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ pour les 4 longueurs d'antenne étudiées : 12.5 m (bleu), 25 m (rouge), 50 m (vert) et 100 m (orange). $\theta = 70^\circ$.

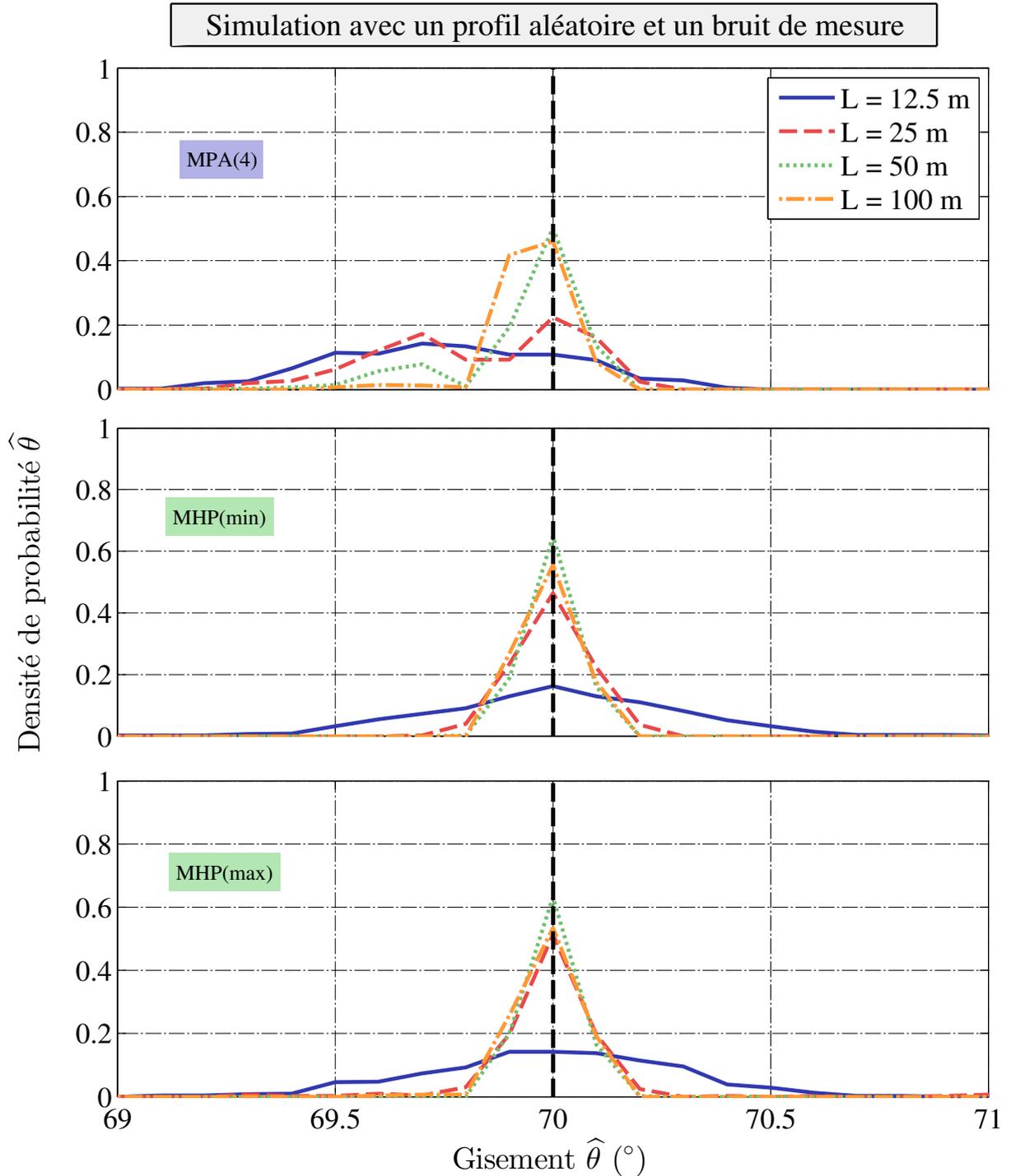


FIGURE 3.34 – Simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure. Densités de probabilité de l'estimation du gisement $\hat{\theta}$ pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ pour les 4 longueurs d'antenne étudiées : 12.5 m (bleu), 25 m (rouge), 50 m (vert) et 100 m (orange). $\theta = 70^\circ$.

TABLE 3.2 – Biais et Écart-type de l'estimateur de l'immersion et du gisement de la cible pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$, $MHP(max)$ et pour les 4 longueurs d'antenne étudiées : 12.5 m (bleu), 25 m (rouge), 50 m (vert) et 100 m (orange). $\theta = 70^\circ$.

Longueur ALR (m)	$MPA(4)$				$MHP(min)$				$MHP(max)$			
	12	25	50	100	12.5	25	50	100	12.5	25	50	100
Biais $ \hat{z} - z $ (m)	19.7	19.4	5.9	1	88	8	0	0	13	44	5	21
$\sigma_{\hat{z}}$ (m)	120	120	51	28	102	14	0	0	59	200	10	115
Biais $ \hat{\theta} - \theta $ (10^{-3} °)	250	180	70	40	15	2.2	3	8	10	3	4	10
$\sigma_{\hat{\theta}}$ (10^{-3} °)	300	220	150	80	300	85	50	50	280	140	50	60

L'algorithme $MPA(4)$ estime une immersion correcte pour les 4 longueurs d'antenne, avec un biais diminuant de 20 à 1 m et un écart-type diminuant de 120 m à 28 m. L'estimation du gisement montre une amélioration similaire à l'estimation de l'immersion, avec un biais diminuant de 0.25° à 0.04° et un écart-type diminuant de 0.3° à 0.08° . L'algorithme $MPA(4)$ devient plus robuste aux variations du profil et aux erreurs de mesure lorsque la longueur de l'antenne augmente.

L'algorithme $MHP(min)$ estime une immersion correcte pour les 4 longueurs d'antenne, avec un biais diminuant de 80 à 0 m et un écart-type diminuant de 102 m à 0 m. L'estimation du gisement montre une amélioration similaire à l'estimation de l'immersion, avec un biais diminuant de 0.015° à 0.003° et un écart-type diminuant de 0.3° à 0.05° . L'algorithme $MHP(min)$ devient plus robuste aux variations du profil et aux erreurs de mesure lorsque la longueur de l'antenne augmente.

L'algorithme $MHP(max)$ estime une immersion correcte pour les 4 longueurs d'antenne, avec un biais et un écart-type plus petit pour les longueurs d'antenne de 12.5 m et 50 m et avec un biais et un écart-type plus grand pour les longueurs d'antenne de 25 m et 100 m. Le biais et l'écart-type sont plus importants pour $L = 25$ m et $L = 100$ m, car nous constatons l'existence d'outliers avec des immersions très fortes ($\hat{z} > 1500$ m). Contrairement à l'immersion, l'estimation du gisement montre une amélioration progressive avec un biais diminuant de 0.01° à 0.003° (sauf pour $L = 100$ m) et un écart-type diminuant de 0.28° à 0.05° . L'algorithme $MHP(max)$ avec $L = 12.5$ m et $L = 50$ m semble plus robuste aux variations du profil et aux erreurs de mesure, que l'algorithme $MHP(max)$ avec $L = 25$ m et $L = 100$ m. Nous pouvons rajouter que l'algorithme $MHP(max)$ avec $L = 100$ m et $L = 12.5$ m a une probabilité de 75% et 65% respectivement, d'estimer la bonne immersion de cible.

Conclusions

Globalement, l'immersion est bien estimée pour les 3 algorithmes et pour les 4 longueurs sauf pour le cas $MHP(min)$ et $L = 12.5$ m, et l'écart-type des estimateurs diminue lorsque la longueur d'antenne augmente (moins vrai pour $MHP(max)$), car la résolution en pseudo-gisement devient plus fine et la variance du bruit plus faible.

Finalement une longueur d'antenne supérieure à 50 m semble suffisante pour très bien estimer conjointement le gisement et l'immersion d'une cible avec l'algorithme $MHP(min)$, dans le cas d'un gisement de cible égal à 70° .

Nous proposons dans la section suivante d'étudier les résultats des algorithmes de localisation en

fixant la longueur de l'antenne à 25 m et en faisant varier le gisement de la cible. Nous choisissons ainsi d'étudier les gisements de cible suivants : 5° , 25° , 45° , 65° et 85° .

3.3.3 Variation du gisement de la cible

Nous rappelons que la longueur de l'antenne est fixée à 25 m, et que lorsque le gisement de la cible change, la variance du bruit simulé, la résolution des pseudo-gisements et le pouvoir séparateur de deux trajets changent aussi. Lorsque la cible se trouve dans le travers de l'antenne ($\theta = 90^\circ$), aussi appelé le "broadside", l'antenne a la meilleure résolution possible en pseudo-gisement mais elle n'est plus capable de résoudre les trajets car les pseudo-gisements sont tous égaux à 90° . Lorsque la cible se trouve dans l'axe de l'antenne ($\theta = 0^\circ$ ou $\theta = 180^\circ$), aussi appelé le "endfire", l'antenne a la pire résolution possible en pseudo-gisement. Cependant les trajets arrivent avec des écarts en pseudo-gisement plus importants que lorsque la cible est dans le travers de l'antenne, les trajets peuvent donc encore être séparés. Nous ne regarderons pas les gisements de cible proche de 0 degrés, car en pratique les signaux sont masqués par l'antenne elle-même et en théorie la résolution des pseudo-gisements tend vers l'infini lorsque Γ tend vers 0.

La figure 3.35 présente les DDP de l'estimation de l'immersion \hat{z} de la simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ et pour les 5 gisements de cible étudiés. La figure 3.36 présente les DDP de l'estimation du gisement $\hat{\theta}$ de la simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ et pour les 5 gisements de cible étudiés.

Le biais et l'écart-type en immersion et en erreur de gisement des estimateurs $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ sont résumés dans le tableau 3.3 pour les 5 gisements de cible étudiés.

TABLE 3.3 – Biais et Écart-type de l'estimateur de l'immersion et du gisement de la cible pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$, $MHP(max)$ et pour les 5 gisements de cible étudiés : 5° (bleu), 25° (rouge), 45° (vert), 65° (orange) et 85° (violet). $L = 25$ m.

θ ($^\circ$)	$MPA(4)$					$MHP(min)$					$MHP(max)$				
	5	25	45	65	85	5	25	45	65	85	5	25	45	65	85
Biais $ \hat{z} - z $ (m)	0.05	0.25	2.6	10.6	111	10	10	10	10	10	46	46	44	44	43
$\sigma_{\hat{z}}$ (m)	1.2	4	13.7	92	191	12.3	12.3	13.8	12.3	12.5	206	206	203	203	205
Biais $ \hat{\theta} - \theta $ ($^\circ$)	0.1	0.08	0.007	0.12	0.02	0.16	0.007	0.005	0.006	0.06	0.007	0.03	0.01	0.01	0.04
$\sigma_{\hat{\theta}}$ ($^\circ$)	0.82	0.16	0.12	0.24	26	0.8	0.14	0.08	0.06	0.26	1.2	0.42	0.24	0.16	0.26

L'algorithme $MPA(4)$ estime l'immersion de la cible avec une très forte probabilité pour les gisements 5° , 25° et 45° , mais une probabilité plus faible (50% et 20%) pour les gisements 65° et 85° (figure 3.35). Le biais augmente de 0.05 m à 111 m et l'écart-type augmente de 1.2 m à 191 m, lorsque le gisement de la cible passe de 5° à 85° . L'erreur d'estimation du gisement évolue différemment de l'estimation de l'immersion. Les écart-types de l'erreur d'estimation du gisement sont plus importants dans le travers et dans l'axe de l'antenne (5° , 65° et 85°) que pour les angles 25° et 45° . Ceci peut être expliqué par le fait que l'écart des trajets en pseudo-gisement diminue plus vite que la résolution lorsque le gisement se rapproche de $\theta = 90^\circ$. L'algorithme $MPA(4)$ est donc sensible au gisement de la cible.

Le gisement de la cible n'a quasiment pas d'influence sur les estimateurs d'immersion des algo-

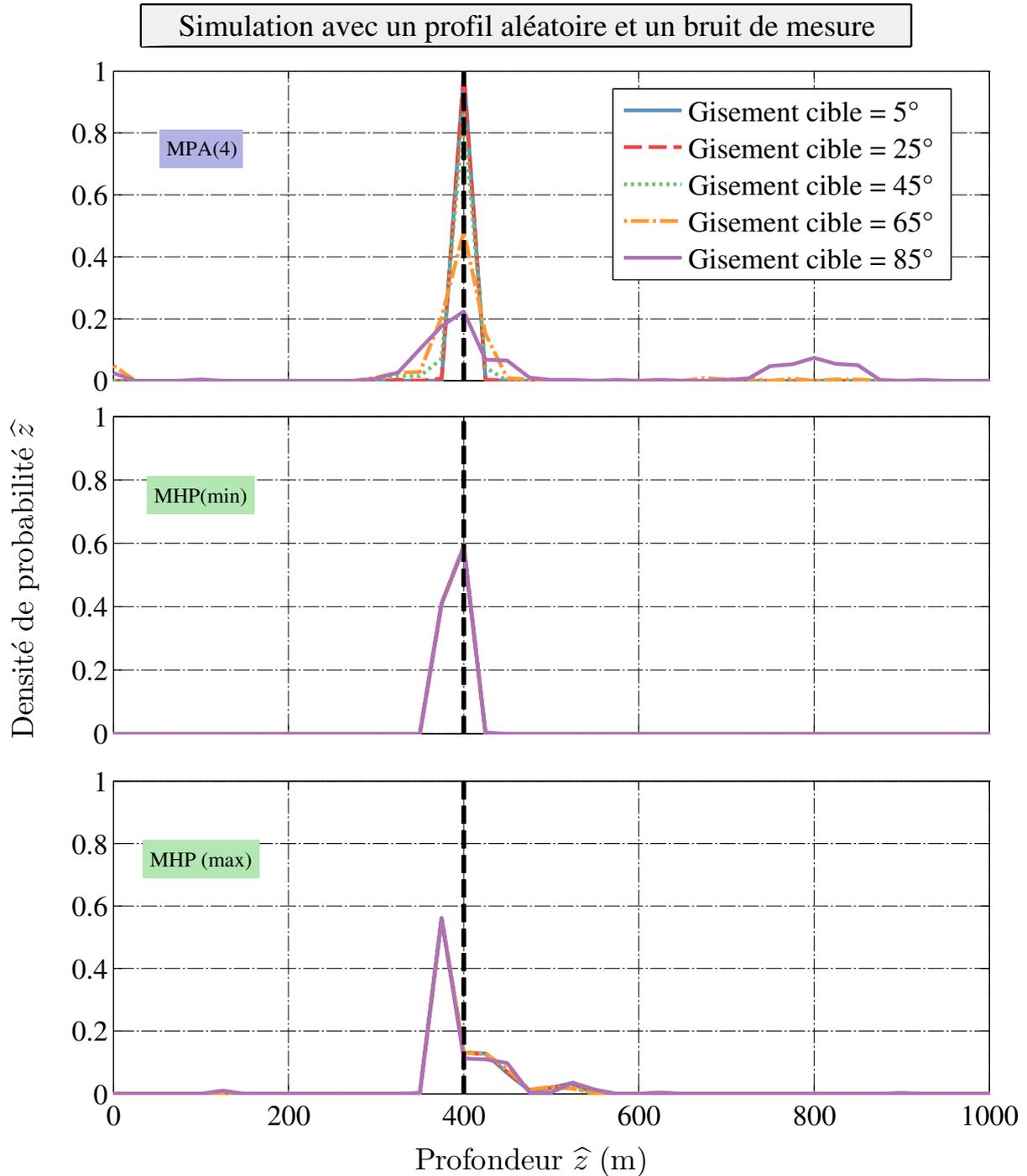


FIGURE 3.35 – Simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure. Densités de probabilité de l'estimation de l'immersion \hat{z} pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ pour les 5 gisements de cible étudiés : 5° (bleu), 25° (rouge), 45° (vert), 65° (orange) et 85° (violet). $L = 25$ m.

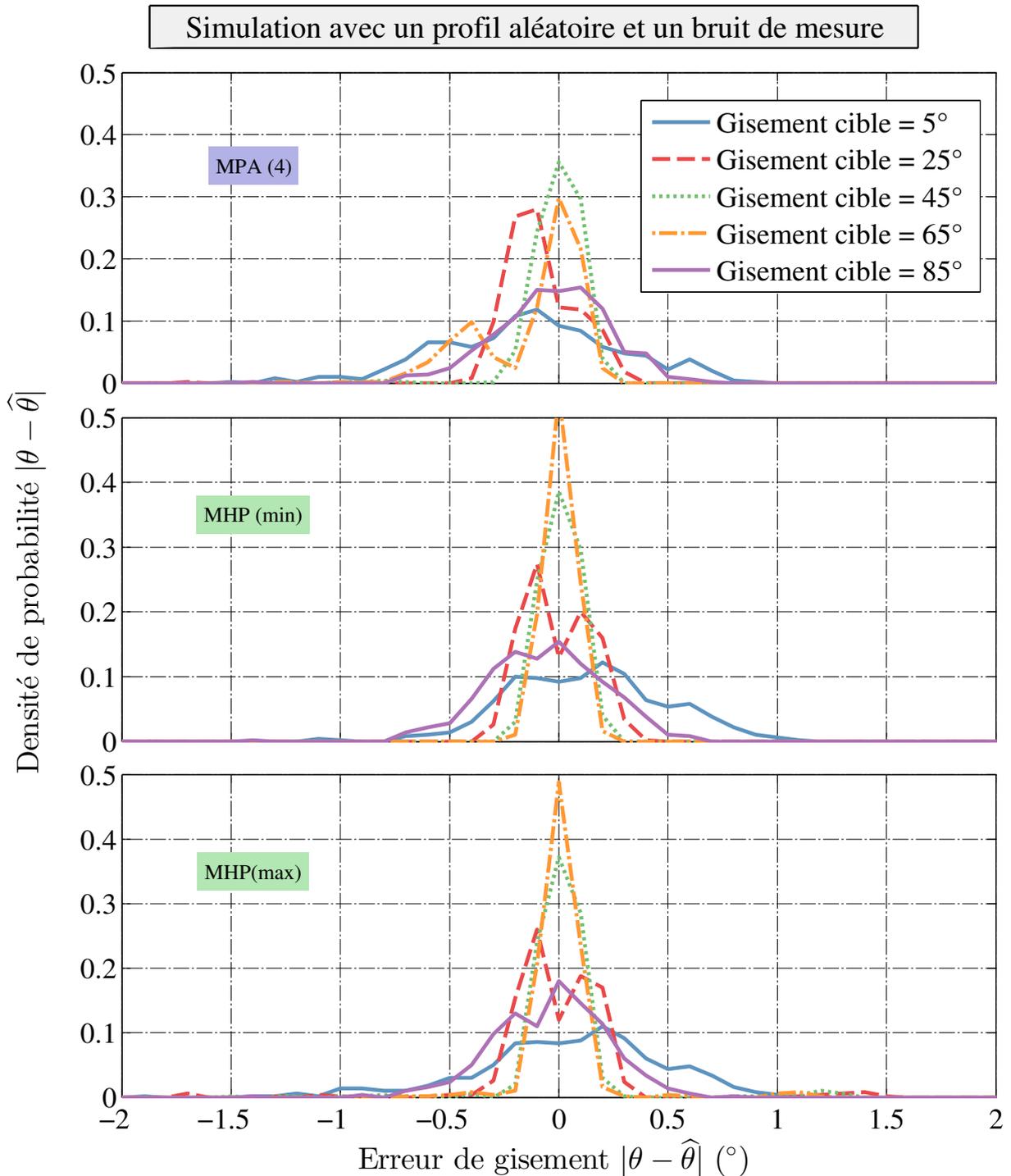


FIGURE 3.36 – Simulation avec un profil aléatoire et un bruit de mesure. Densités de probabilité de l'erreur d'estimation du gisement $\hat{\theta}$ pour les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ pour les 5 gisements de cible étudiés : 5° (bleu), 25° (rouge), 45° (vert), 65° (orange) et 85° (violet). $L = 25$ m.

rithmes $MHP(min)$ et $MHP(max)$. Le biais et l'écart-type de l'algorithme $MHP(min)$ est en moyenne de 10 m et 12.5 m respectivement, pour tous les gisements. Le biais et l'écart-type de l'algorithme $MHP(max)$ est en moyenne de 45 m et 204 m respectivement, pour tous les gisements. L'algorithme $MHP(min)$ est donc plus robuste que l'estimateur $MHP(max)$. Les écarts-types de l'erreur d'estimation du gisement sont plus importants dans le travers et dans l'axe de l'antenne (5° , 25° et 85°) que pour les angles 45° et 65° . Par exemple pour l'algorithme $MHP(min)$, nous avons un biais de 0.006° et un écart-type de 0.06° pour un gisement de cible de 65° , et un biais de 0.16° et un écart-type de 0.8° pour un gisement de cible de 5° . L'estimation de l'angle du gisement de la cible est donc plus sensible dans le travers et dans l'axe de l'antenne.

Conclusions

Nous avons donc montré que l'algorithme $MPA(4)$ estime très bien l'immersion lorsque le gisement de la cible est inférieur à 65° , et que le gisement de la cible n'a pas d'influence sur l'estimation de l'immersion pour les algorithmes $MHP(min)$ et $MHP(max)$. Nous avons aussi montré pour les 3 algorithmes, que le gisement de la cible est estimé plus précisément lorsque l'angle est compris entre 25° et 65° .

Finalement, l'algorithme $MHP(min)$ semble le plus stable avec une immersion de cible estimée avec un biais de 10 m et un écart-type constant de 12.5 m. Le gisement de la cible est, quant à lui, estimé plus précisément lorsque la cible ne se trouve pas dans le travers ou dans l'axe de l'antenne.

3.3.4 Conclusions ALR

Nous avons montré au travers de cette étude nouvelle que les algorithmes de localisation appliqués à une antenne linéaire remorquée étaient capable d'estimer conjointement la distance, l'immersion et le gisement de la cible à partir des mesures des temps d'arrivée et des pseudo-gisements. L'avantage de l'antenne linéaire par rapport à l'antenne surfacique est de bénéficier d'une longueur plus grande, et d'apporter une estimation plus fine des angles. Nous avons proposé une étude sur la performance des algorithmes en fonction de la longueur de l'antenne, et avons montré qu'une longueur de 50 m permettait de très bien localiser une cible avec les algorithmes $MPA(4)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$. Puis, nous avons proposé une seconde étude sur la performance des algorithmes en fonction du gisement de la cible, et avons montré que l'algorithme $MPA(4)$ localisait bien la cible pour les angles 25° et 45° , que l'algorithme $MHP(min)$ localisait la cible avec un écart-type moyen de 12.5 m quelque soit le gisement.

Dans un cadre opérationnel d'utilisation d'une antenne linéaire remorquée, nous retiendrions l'algorithme $MHP(min)$ pour la localisation d'une cible et choisirions une longueur comprise entre 25 m et 50 m.

3.4 Conclusions

Dans ce chapitre nous avons présenté différentes contributions aux calculs des bornes de Cramer-Rao, à la localisation de cible en sonar actif avec une antenne surfacique et avec une antenne linéaire remorquée. Ces travaux se sont appuyés sur une connaissance approfondie de la chaîne du sonar et sur des algorithmes de localisation nouveaux.

Dans une première partie, nous avons présenté le calcul des bornes de Cramer-Rao pour un estimateur de la distance et de l'immersion d'une cible à partir de la mesure des temps de propagation et des sites. Nous avons proposé une interprétation graphique des bornes de Cramer-Rao afin de comprendre l'influence qualitative de plusieurs paramètres sur les bornes. Puis nous avons évalué les bornes de Cramer-Rao en faisant varier plusieurs paramètres du problème comme la position de la cible, la résolution temporelle de la forme d'onde émise, la résolution angulaire de l'antenne ainsi que le vecteur vitesse de la cible. Cette première partie a fait l'objet d'une publication [Mours16] dans le journal JASA.

Dans une seconde partie, nous avons présenté l'estimation conjointe de la distance et de l'immersion d'une cible avec une antenne surfacique. Nous avons, dans un premier temps, introduit le problème de localisation, puis nous avons proposé deux algorithmes de localisation différents. Le premier algorithme de localisation, que nous avons proposé, s'appelle *MPA* pour Méthode des Premières Arrivées et se base sur la mesure des temps de propagation retours et des sites de quelques détections. Ces détections sont les premières arrivées sur chaque site. Le second algorithme de localisation, que nous avons proposé, s'appelle *MHP* pour Méthode de la distance de Hausdorff Pondéré et repose sur la mesure des retards de propagation et des sites de toutes les détections. Nous avons montré, sous certaines hypothèses, que l'algorithme *MPA(2)* s'approche des bornes de Cramer-Rao pour un bruit sur les mesures sans prendre en compte les outliers et la résolution des trajets.

Nous avons proposé de tester les performances des algorithmes de localisation au travers de deux simulations de Monte-Carlo en prenant en compte la séparabilité des trajets pour une cible positionnée à une distance de 10 km et une profondeur de 400 m. La première simulation génère des erreurs sur la mesure des temps de propagation et sur les sites, tandis que la seconde simulation génère des erreurs sur le profil de célérité, puis ajoutait des erreurs sur les mesures. La première simulation a montré que les algorithmes estiment correctement l'immersion de la cible, mais que *MHP* est plus robuste au bruit de mesure que *MPA*. La seconde simulation a montré que l'algorithme *MPA* est encore capable d'estimer l'immersion de la cible lorsque le nombre de détections utilisées est supérieur à 2, et que l'algorithme *MHP* est robuste aux variations du profil de célérité.

Nous avons ensuite proposé de tester les algorithmes de localisation face à une erreur de modélisation. Cette erreur consistait à introduire une réponse impulsionnelle d'une cible étendue, en l'occurrence un sous-marin. L'algorithme *MPA(3)* et *MPA(4)* ont montré qu'ils sont encore capables de localiser la cible avec cependant une sensibilité plus importante en présence de variation sur le profil de célérité. L'algorithme *MHP* a montré qu'il n'est pas robuste à cette erreur. Nous avons ensuite proposé deux nouveaux algorithmes basés sur *MHP*, qui prennent en compte la réponse impulsionnelle de la cible et estiment donc l'angle d'aspect conjointement à la distance et l'immersion. L'algorithme *MHP*(min)* a montré sa capacité à estimer correctement la position et l'angle d'aspect de la cible en présence d'erreur sur le profil de célérité et sur les mesures.

Dans la dernière partie, nous avons présenté l'estimation conjointe de la distance, de l'immersion et du gisement d'une cible avec une antenne linéaire remorquée. Nous avons, dans un premier temps,

introduit le problème de localisation basé sur la mesure des temps de propagations et des pseudo-gisements. Puis, nous avons proposé deux études pour déterminer les performances des algorithmes de localisation en fonction de la longueur de l'antenne et en fonction du gisement de la cible. Pour chaque étude, nous avons réalisé une simulation de Monte-Carlo avec un bruit sur le profil de célérité et un bruit de mesure. Par ces deux études, nous avons montré que $MHP(min)$ est le meilleur algorithme pour localiser une cible quelque soit le gisement, et nous avons déterminé qu'une longueur d'antenne supérieure à 50 m est suffisante pour une bonne localisation de la cible.

Dans le chapitre suivant, nous présentons une application des nos algorithmes de localisation avec des signaux réels issus d'un dispositif expérimental à échelle réduite. Nous proposons également de vérifier avec les signaux réels si l'estimation du vecteur vitesse d'une cible en mouvement est possible.

Applications en cuve expérimentale

Sommaire

4.1	Plateforme expérimentale	140
4.1.1	Protocole expérimental	141
4.1.2	Contraintes expérimentales	142
4.1.3	Signaux émis	143
4.1.3.1	BPSK	143
4.1.3.2	22-Welch-Costas	143
4.1.3.3	PTFM	145
4.1.4	Protocole	148
4.2	Localisation de la cible	149
4.2.1	Résultats de localisation	149
4.2.2	Conclusions	154
4.3	Estimation du vecteur vitesse d'une cible en mouvement	154
4.3.1	Méthode d'estimation du vecteur vitesse	154
4.3.2	Résultats	155
4.3.3	Conclusions	158
4.4	Conclusions	159

Ce chapitre présente la plateforme expérimentale, les résultats de localisation de cible et les résultats d'estimation du vecteur vitesse.

Dans une première partie, nous présentons le dispositif d'expérimentation acoustique à échelle réduite [Roux11] mis en place par P.Roux au laboratoire IsTerre. Nous expliquons le protocole expérimental que nous avons mis en place, ainsi que les signaux émis. Dans une seconde partie, nous présentons les résultats de localisation avec les algorithmes *MPA* et *MHP* sur les données expérimentales. Dans une dernière partie, nous présentons une méthode pour estimer le vecteur vitesse d'une cible en mouvement à partir des coefficients Doppler de multiple trajets acoustiques et montrons les résultats sur les données expérimentales.

4.1 Plateforme expérimentale

Les expériences à échelle réduite sont une étape intermédiaire entre les données simulées et les données mesurées en mer. Elles permettent de maîtriser les paramètres inconnus que l'on aurait en mer tout en mettant en jeu les phénomènes physiques qui ne peuvent être modélisés en simulations. Dans le cas des expériences d'acoustique sous-marine à petite échelle, l'aspect aléatoire des variations du milieu permet d'ajouter un niveau de complexité par rapport aux simulations.

Les expériences à échelles réduites permettent de reproduire un phénomène physique en réduisant l'échelle spatiale : la distance de propagation et la longueur d'onde sont donc réduites. Le fluide (eau) ne change pas entre l'expérience à échelle réduite et la mer : la célérité des ondes acoustiques est donc conservée ($c \simeq 1480$ m/s). Or, $c = \lambda f$ avec f la fréquence des ondes et λ la longueur d'onde. La diminution de λ implique une augmentation de la fréquence f pour conserver la célérité c constante.

Dans notre cas, nous savons que la fréquence des antennes de la cuve était de 1 MHz et que la fréquence centrale moyenne en sonar actif est de 5 kHz. L'échelle spatiale est donc diminuée par un facteur 200. Une distance de 1 m dans la cuve représente donc une distance de 200 m en mer. La gamme de fréquence des sonars actifs considérés ne permettent pas d'avoir de grandes distances dans la cuve, pour un capteur de 1 MHz dans la cuve. Il ne sera donc pas possible de tester des configurations où la cible est à une distance de 10 km et une profondeur de 400 m.

Nous présentons brièvement le dispositif d'expérimentation qui a été aussi décrit dans les thèses de [Iturbe10, Marandet11, Aulanier13]. La plateforme est illustrée sur la figure 4.1 et met à disposition :

- une cuve remplie d'eau douce de dimensions ($L = 1.9$ m, $l = 0.9$ m, $h = 0.6$ m). Le profil de célérité est isocélère ($c = 1490$ m/s). Le fond de la cuve est ici en verre.
- une antenne composée de 64 transducteurs, de largeur 10 mm et de hauteur 0.75 mm, soit une hauteur totale d'environ 50 mm. L'antenne est échantillonnée uniformément à $\lambda/2$ pour une fréquence centrale 1 MHz et une bande de 600 kHz à -3 dB. Le capteur central de l'antenne joue le rôle de l'émetteur et l'antenne complète joue le rôle de récepteur.
- un système d'acquisition LECOEUR 64 x 64 voies permettant d'échantillonner le signal acoustique provenant de l'antenne à une fréquence de 20 MHz.
- un bras robotisé 3 axes permettant de déplacer une cible horizontalement et verticalement (pas à pas) avec une précision micrométrique et une vitesse maximale de 100 mm/s. Les instructions sont transmises par le PC de mesure.

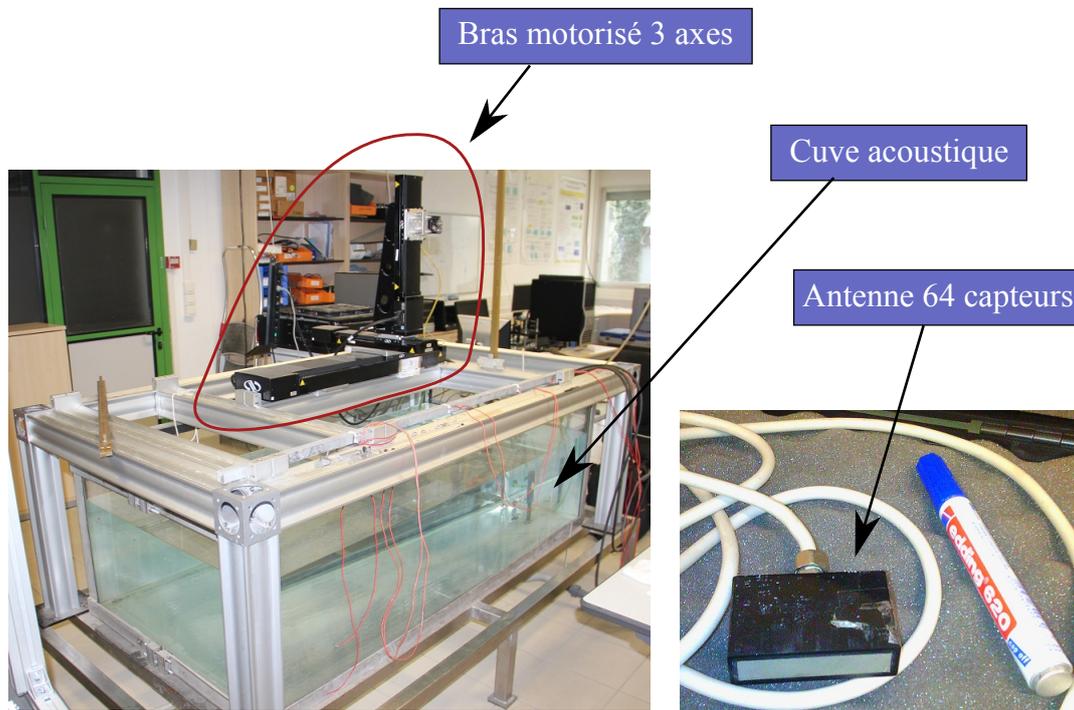


FIGURE 4.1 – Photo du dispositif expérimental du laboratoire IsTerre et de l'antenne biomédicale.

Nous expliquons maintenant le protocole expérimental que nous avons mis en place pour acquérir les signaux réels.

4.1.1 Protocole expérimental

Nous proposons un protocole expérimental qui permet de tester les algorithmes de localisation et l'algorithme d'estimation du vecteur vitesse. Un scénario de sonar actif à petite échelle est ainsi réalisé dans les limites spatiales de la cuve. Les grandeurs spatiales sont ensuite extrapolées aux dimensions en mer. La figure 4.2 illustre le schéma du protocole mis en place pour l'expérimentation.

Une cible est immergée à **37 mm de profondeur** et se déplace sur une distance de 55 cm pour atteindre une **vitesse maximale de 100 mm/s**. La cible est un plomb sphérique de diamètre 3.5 mm reliée à un bras motorisé par un fil de pêche. L'antenne est immergée à une profondeur de 19 mm et la distance entre l'antenne et la cible est de 230 mm au départ du mouvement. L'antenne émet un signal acoustique à partir de son capteur central (qui est omnidirectionnelle en site), puis enregistre l'écho de la cible avec tous les capteurs de l'antenne. Le signal est émis à partir d'un seul capteur afin de générer une onde acoustique sphérique, car le capteur est omnidirectionnel. L'énergie est donc propagée dans tous les sites. La cible et l'antenne sont proches de la surface, et nous ne considérons que le trajet direct et le trajet réfléchi par la surface.

Pour obtenir l'équivalent à échelle réelle, nous appliquons un rapport de 200 :1 aux valeurs expérimentales, car nous comparons la source de fréquence centrale 1 MHz à une source de fréquence centrale 5 kHz. Nous considérons donc que le scénario se passe dans un canal de propagation de hauteur 88 m et de longueur 380 m. La cible sphérique de diamètre 0.7 m est positionnée à une

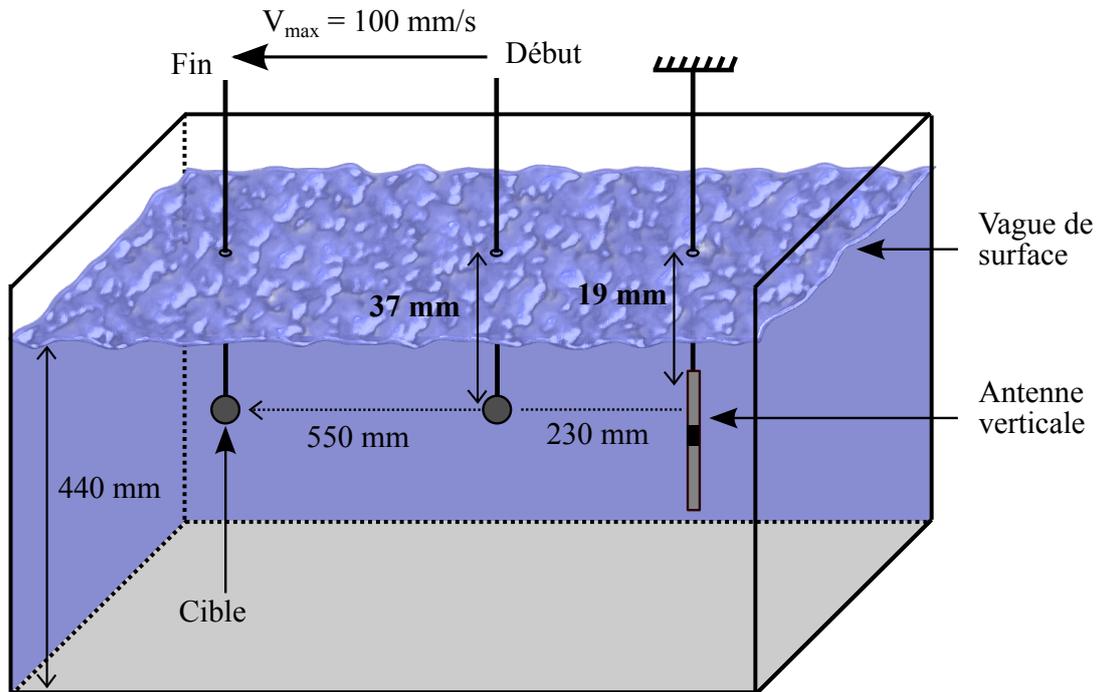


FIGURE 4.2 – Schéma du protocole expérimental. Une cible est mise en mouvement, l'antenne émet un signal puis enregistre l'écho du signal réfléchi par la cible.

profondeur de 7.4 m et a une vitesse horizontale de 0.1 m/s. L'antenne verticale de hauteur 10 m est placée à une profondeur démarrant à 3.8 m. L'antenne et la cible sont approximativement distantes de 112 m lors de la réflexion de l'onde.

4.1.2 Contraintes expérimentales

Nous avons dans cette expérience deux contraintes spatiales à cause de la longueur de la cuve et de la distance antenne-cible, et une contrainte temporelle qui est la durée d'émission de la forme d'onde. Ces distances imposent une durée d'émission minimale, car le signal reçu (l'écho rétropropagé vers l'antenne) doit arriver après l'émission complète du signal afin d'éviter un recouvrement temporel ou de manquer le début de l'écho. Si la cible est trop près, nous ne pourrions pas enregistrer l'écho sachant que l'antenne est encore en train d'émettre. Si la cible est trop près du côté arrière de la cuve, l'antenne sera capable d'enregistrer le signal rétropropagé, mais le signal reçu sera la superposition de l'écho de la cible et de l'écho de la cuve. Dans notre cas, nous cherchons à avoir la durée d'émission maximale afin d'avoir une résolution Doppler suffisante pour estimer correctement les coefficients de compression Doppler. Nous avons donc trouver un compromis sur la distance antenne-cible et la durée d'émission. Même avec ce compromis, nous tenterons d'estimer des vitesses de cible inférieures ou égales à 0.1 m/s avec une résolution - 3 dB en vitesse de 0.7 m/s dans la section 4.3.

4.1.3 Signaux émis

Les formes d'ondes émises ont besoin d'avoir un produit BT maximal afin d'être capable de résoudre en distance (ou en temps) deux trajets acoustiques et d'estimer le plus précisément possible les coefficients de compression Doppler, tout en respectant les contraintes expérimentales décrites précédemment. Les formes d'ondes sont donc émises avec une durée $T = 500 \mu\text{s}$, une bande $B = 600$ kHz, et une fréquence porteuse $f_p = 1$ MHz. Le produit $BT = 300$ est donc élevé, et la condition large bande (cf équation (2.38)) est respectée afin de pouvoir calculer le plan d'ambiguïté large bande.

Nous présentons maintenant les trois formes d'ondes que nous avons utilisé pour les expériences en cuve : la modulation par changement de phase binaire (BPSK), le signal de Welch-Costas (code avec des changements de fréquence) et le train d'impulsions de modulation linéaire de fréquence (PTFM). Elles sont conçues, à la base, pour l'expérience d'estimation du vecteur vitesse, où nous avons cherché à obtenir la meilleure résolution en vitesse. Toutes les formes d'ondes sont pondérées par une fenêtre de Tukey qui atténue 5% du début et de la fin du signal afin de laisser un certain temps de montée au transducteur pour qu'il émette le signal acoustique avec le moins de distorsion possible. Nous détaillons maintenant la génération de ces formes d'ondes, de durée $T = 500 \mu\text{s}$ et de bande $B = 600$ kHz.

4.1.3.1 BPSK

Le signal BPSK est généré à partir du signal complexe modulé en phase $s(t)$ qui s'écrit :

$$s(t) = e^{i\pi c(t)} e^{2i\pi f_p t}, \quad (4.1)$$

où f_p est la fréquence porteuse à 1 MHz et $c(t)$ est une séquence aléatoire binaire constituée de N symboles, dont la durée θ est fixée par la bande spectrale désirée, $\theta = 2/B$. La durée totale du BPSK est donc égale à $T = N \times \theta$. Sur la figure 4.3 est illustré le signal temporel, le spectrogramme et le plan d'ambiguïté large bande du signal BPSK.

Nous retrouvons bien la pondération de Tukey au début et en fin du signal temporel. La répartition d'énergie dans le spectrogramme du BPSK dans la bande $f \in [700; 1300]$ kHz est très aléatoire, car le signal BPSK est un signal à saut de phase. Le plan d'ambiguïté large bande montre un lobe principal centré en $(0,0)$ avec des lobes secondaires dont le niveau est approximativement de -15 dB.

La figure 4.4 représente un zoom sur le lobe principal, qui est encadrée en rouge dans le plan d'ambiguïté large bande de la figure 4.3.

La résolution du lobe principal est calculée numériquement : la résolution en temps à -3 dB est $\tau_{-3dB} = 1.03 \mu\text{s}$ et la résolution en vitesse à -3 dB est $V_{-3dB} = 0.69$ m/s.

4.1.3.2 22-Welch-Costas

Le signal de Costas est par définition un train d'impulsions à saut de fréquence. La forme d'onde est divisée en N impulsions de durée égale, qui ne peuvent prendre qu'une seule valeur de fréquence parmi celles disponibles. Chaque fréquence est donc propre à chaque impulsion. Les fréquences sont

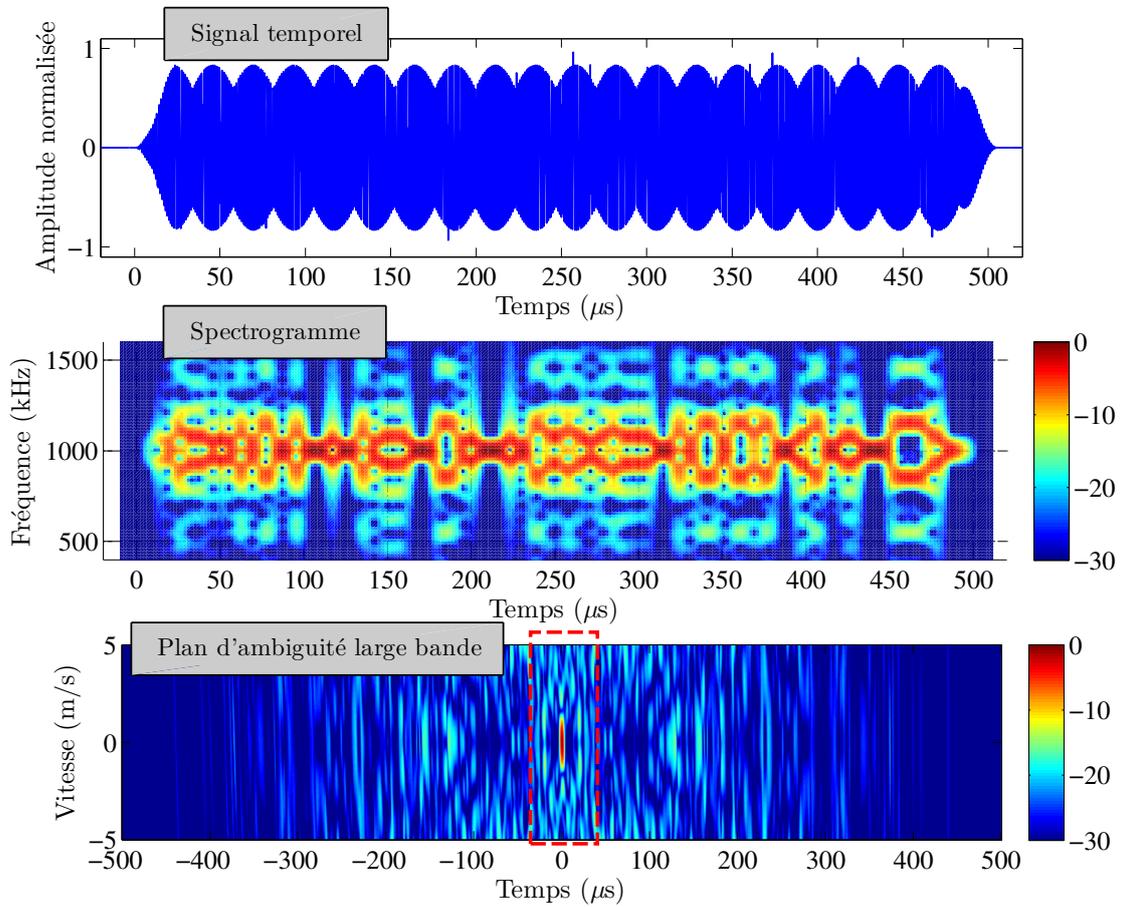


FIGURE 4.3 – BPSK : $T = 500 \mu s$ et $B = 600 kHz$. Signal temporel, spectrogramme et plan d'ambiguité large bande. Le cadre rouge représente la zone de zoom pour la figure 4.4.

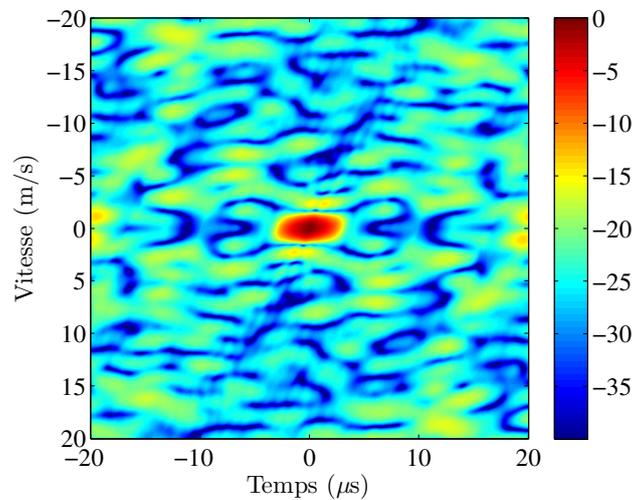


FIGURE 4.4 – BPSK : $T = 500 \mu s$ et $B = 600 kHz$. Zoom autour du lobe principal du plan d'ambiguité large bande.

déterminées par une séquence de Costas qui est générée par la méthode de Welch-Costas [Pecknold09, Maric94]. Le signal est alors appelé " N -Welch-Costas" où N est la longueur du code utilisé.

Pour le nombre premier $p = 23$ et la racine primitive 5, le code de Costas de longueur $N = p - 1 = 22$ généré par la méthode de Welch, est décrit par la séquence $\theta_n = \{5, 2, 10, 4, 20, 8, 17, 16, 11, 9, 22, 18, 21, 13, 19, 3, 15, 6, 7, 12, 14, 1\}$. Les fréquences des impulsions sont données par la relation suivante :

$$f_n = \left(f_p - \frac{B}{2}\right) + (\theta_n - 1) \frac{B}{N - 1} \quad \text{for } 0 \leq n \leq N - 1. \quad (4.2)$$

Finalement, le signal 22-Welch-Costas est généré à partir du signal complexe $s(t)$ qui s'écrit :

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} p_n(t - nT_s), \quad (4.3)$$

où $p_n(t) = \begin{cases} e^{2i\pi f_n t} & \text{pour } 0 \leq t \leq T_s \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$, est une impulsion de durée T_s égale à T/N .

Sur la figure 4.5 est illustré le signal temporel, le spectrogramme et le plan d'ambiguïté large bande du signal 22-Welch-Costas.

La répartition d'énergie dans le spectrogramme du signal 22-Welch-Costas dans la bande $f \in [700; 1300]$ kHz est très structurée. En effet, on remarque bien que chaque impulsion de durée $22 \mu s$ est localisé à une fréquence unique. Le plan d'ambiguïté large bande montre bien un lobe principal centré en $(0,0)$ avec un plancher de bruit plus élevé (approximativement de -10 dB) concentré autour du lobe principal. Ce plan d'ambiguïté montre que la forme d'onde 22-Welch-Costas est moins robuste au bruit que le signal BPSK.

La figure 4.6 représente un zoom sur le lobe principal, qui est encadrée en rouge dans le plan d'ambiguïté large bande de la figure 4.5.

La résolution en temps à -3 dB est $\tau_{-3dB} = 0.93 \mu s$ et la résolution en vitesse à -3 dB est $V_{-3dB} = 0.69$ m/s.

4.1.3.3 PTFM

Le PTFM est un train d'impulsions de modulation linéaire de fréquence. La forme d'onde est divisée en N impulsions de durée égale à T_s . Le signal complexe du train d'impulsion est donné par :

$$s(t) = \sum_{n=0}^{N-1} p_n(t - nT_s), \quad (4.4)$$

où $p_n(t) = \begin{cases} e^{2i\pi(f_p + \frac{B}{2T}t)t} & \text{pour } 0 \leq t \leq T_s \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$, est une impulsion de durée $T_s = \frac{\alpha T}{N}$ avec α compris entre 0 et 1, qui représente le rapport cyclique.

Sur la figure 4.7 est illustré le signal temporel, le spectrogramme et le plan d'ambiguïté large bande du signal PTFM composé de 5 LFM avec un rapport cyclique de 1.

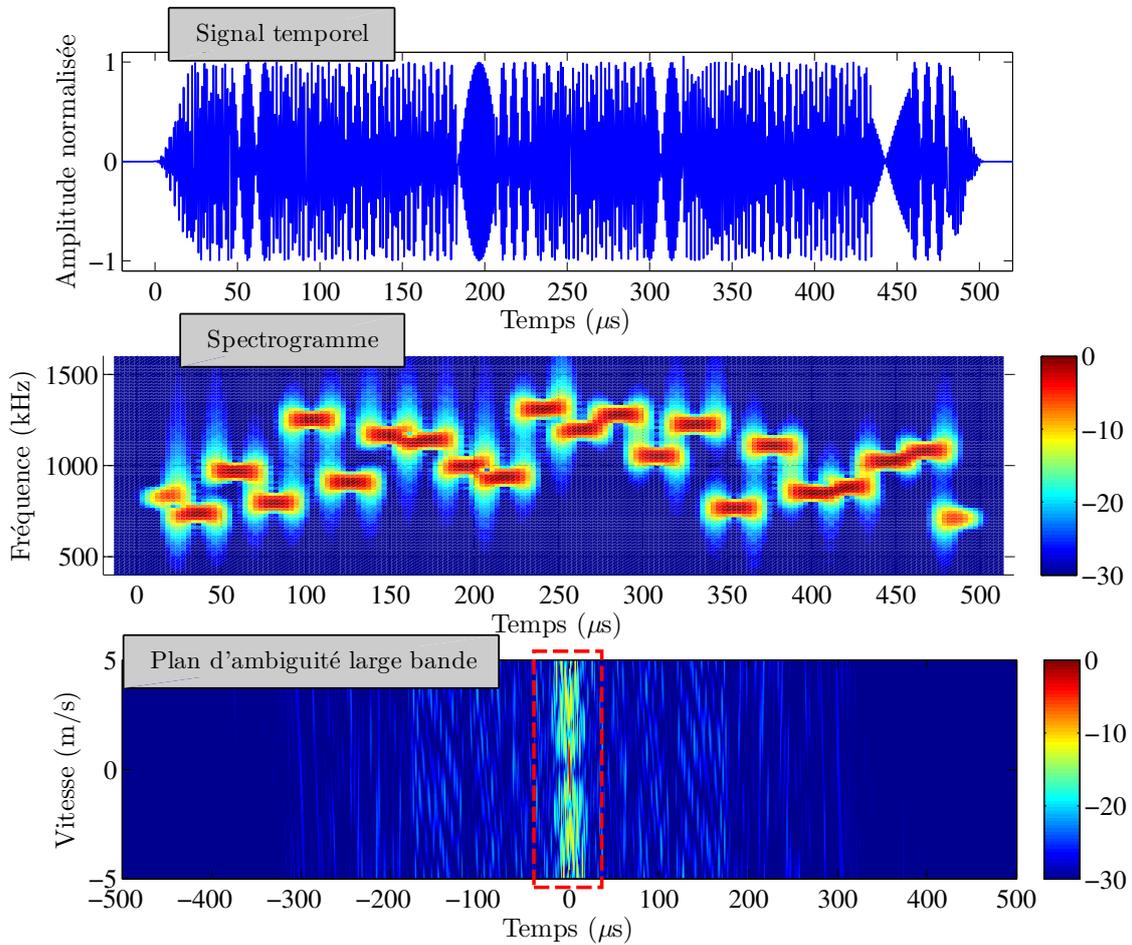


FIGURE 4.5 – 22-Welch-Costas : $T = 500 \mu s$ et $B = 600 kHz$. Signal temporel, spectrogramme et plan d'ambiguïté large bande. Le cadre rouge représente la zone de zoom pour la figure 4.6.

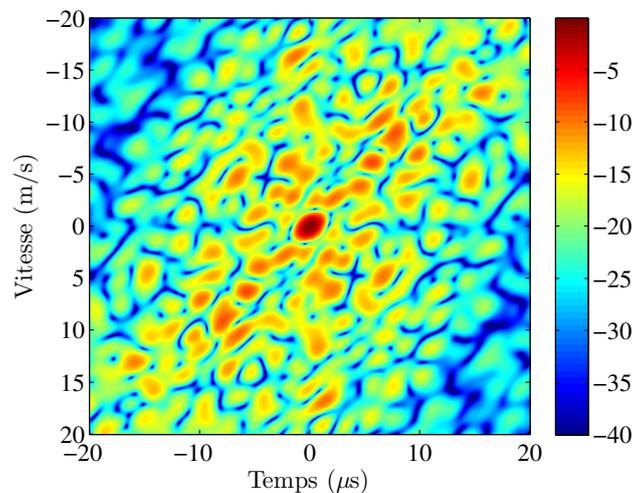


FIGURE 4.6 – 22-Welch-Costas : $T = 500 \mu s$ et $B = 600 kHz$. Zoom autour du lobe principal du plan d'ambiguïté large bande.

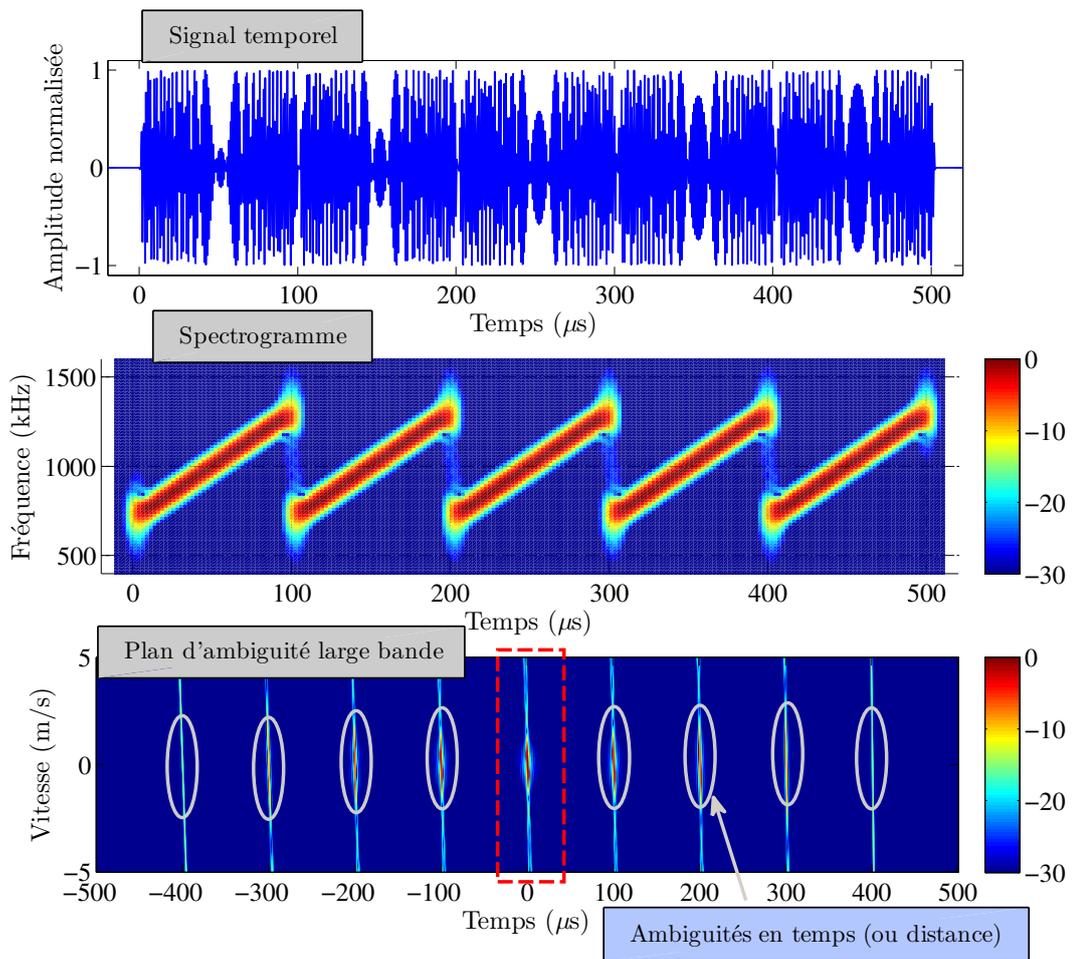


FIGURE 4.7 – PTFM(5) : $T = 500 \mu\text{s}$ et $B = 600 \text{kHz}$. Signal temporel, spectrogramme et plan d'ambiguité large bande. Le cadre rouge représente la zone de zoom pour la figure 4.8.

Le spectrogramme du signal PTFM(5) dans la bande $f \in [700; 1300]$ kHz est bien composé de 5 spectrogrammes successifs de LFM de durée $100 \mu\text{s}$ et de bande B. Le plan d'ambiguïté large bande du PTFM(5) possède des ambiguïtés en temps et en vitesse. Sur la figure, nous constatons surtout les ambiguïtés en temps désignées par des ellipses grises. Les ambiguïtés ont une amplitude qui décroissent avec le retard et se situent aux multiples de $\pm nT_s$ avec $0 < n < N$.

La figure 4.8 représente un zoom sur le lobe principal, qui est encadrée en rouge dans le plan d'ambiguïté large bande de la figure 4.7.

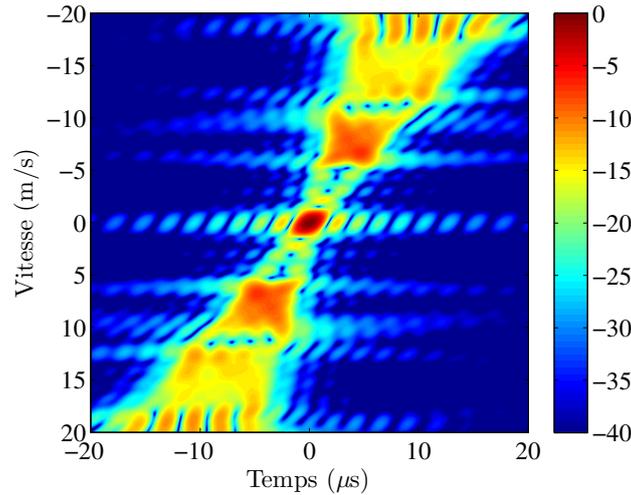


FIGURE 4.8 – PTFM(5) : $T = 500 \mu\text{s}$ et $B = 600 \text{ kHz}$. Zoom autour du lobe principal du plan d'ambiguïté large bande.

La résolution en temps à -3 dB est $\tau_{-3dB} = 0.88 \mu\text{s}$ et la résolution en vitesse à -3 dB est $V_{-3dB} = 0.67 \text{ m/s}$.

Finalement, les trois formes d'ondes ont toutes une résolution en temps à -3 dB proche de $1 \mu\text{s}$ et une résolution en vitesse à -3 dB proche de 0.7 m/s . La résolution temporelle sera juste suffisante pour séparer le trajet direct et le trajet réfléchi par la surface qui peuvent arriver avec quelques μs d'écart. La résolution en vitesse sera quant à elle 7 à 10 fois supérieur aux vitesses des trajets que l'on va tenter d'estimer. Cette résolution ne peut pas être améliorée à cause des contraintes spatiales de la cuve. Nous présentons maintenant le protocole expérimental.

4.1.4 Protocole

Nous enregistrons 10 réalisations pour chaque forme d'onde. Une réalisation peut être décrite par les étapes suivantes : (1) mise en mouvement de la cible, (2) émission du signal acoustique à partir d'un capteur de l'antenne, (3) enregistrement des signaux par les capteurs de l'antenne, (4) réflexion des ondes acoustiques sur la cible dont la vitesse est constante, (5) enregistrement des échos par l'antenne, (6) fin de l'enregistrement, puis (7) arrêt du mouvement de la cible, puis déplacement à sa position initiale. La surface de l'eau est perturbée par des petites vagues de quelques millimètres de hauteur (équivalent à quelques longueurs d'onde).

Nous présentons maintenant les résultats de localisation de la cible immergée à 37 mm dans un premier temps et à 27 mm dans un second temps.

4.2 Localisation de la cible

Dans cette section, nous présentons l'estimation de l'immersion de la cible pour les données enregistrées avec le dispositif expérimental. Nous rappelons que dans la configuration proposée, nous considérons uniquement le trajet direct et le trajet réfléchi par la surface. Les enregistrements sont dans un premier temps filtrés puis mis en forme. Une formation de voie conventionnelle est ensuite réalisée afin de détecter le trajet direct ($\varphi = -1.5^\circ$) et le trajet réfléchi surface ($\varphi = -9.5^\circ$). Enfin, le traitement cohérent est appliqué aux signaux temporels des deux voies afin de générer les plans d'ambiguïté large bande pour le site du trajet direct et pour le site du trajet réfléchi surface.

La figure 4.9 présente les plans d'ambiguïté large bande pour le trajet direct et le trajet réfléchi surface dans le cas du signal BPSK (en 4.9a), du signal 22-Welch-Costas (en 4.9b) et du PTFM ($N = 5$) (en 4.9c) pour une réalisation parmi les dix.

Nous détaillons d'abord les éléments de la figure 4.9a : les échos D1, D2, R1 et R2 sont désignés par des flèches rouges (D pour direct, R pour réfléchi), l'écart temporel entre D2 et R1 est de 2.6 μs , et l'écart temporel entre D1 et D2 (ou R1 et R2) est de 5.1 μs .

Nous constatons que nous avons deux échos 1 et 2 pour chaque forme d'onde et pour chaque site d'arrivée (direct ou réfléchi surface). Nous nous attendions à recevoir D2 et R1 en même temps en supposant que c'étaient des trajets combinés, cependant ils arrivent avec un écart de 2.6 μs . Nous avons donc supposé que ces trajets n'étaient peut-être pas des trajets combinés, mais plutôt que D1 et R1 soient des ondes acoustiques réfléchies par la cible, et D2 et R2 sont des ondes acoustiques réfléchies par le fond de la cible. Le raisonnement est illustré sur la figure 4.10.

D2 ou R2 correspondrait alors à une onde élastique qui se serait propagée dans le plomb de pêche (diamètre = 3.5 mm et $c_{\text{plomb}} = 1200$ m/s), puis réfléchi par le fond du plomb de pêche. Le retard entre l'onde réfléchie 1 et 2 serait ainsi égal à $\Delta t = 2 \times 0.0035/1200 = 5.8 \mu\text{s}$, ce qui est proche du retard constaté ($\Delta t = 5.1 \mu\text{s}$) sur les résultats entre D1 et D2 ou R1 et R2.

Afin de lever le doute, nous avons utilisé une seconde expérience, où la cible était positionnée à une immersion de $z = 27$ mm, pour modifier les écart temporels de propagation. Nous avons constaté que le retard entre les deux ondes D1 et D2 est passé de 5.1 μs à 2.9 μs . La différence de retard avec $\Delta t = 5.8 \mu\text{s}$ est donc beaucoup plus significative qu'avant. Nous pouvons donc repousser l'hypothèse de l'onde élastique, mais nous ne sommes pas capable de dire d'où vient exactement le retard entre D1 et D2 ou bien R1 et R2.

Pour revenir à la description des figures, nous pouvons remarquer que les plans d'ambiguïtés du PTFM ont un plancher de bruit beaucoup plus bas que les deux autres formes d'ondes. Ceci est donc cohérent avec les plans d'ambiguïtés théoriques des 3 formes d'ondes vus en 4.1.3.

Les algorithmes $MPA(1)$, $MPA(2)$, $MHP(\text{min})$ et $MHP(\text{max})$ sont ensuite utilisés sur les 4 détections pour localiser la cible en immersion dans deux configurations d'immersion différentes : une immersion de cible à 37 mm et une autre à 27 mm.

4.2.1 Résultats de localisation

Nous rappelons que l'immersion réelle de la cible est estimée avec une règle et donc avec une certaine incertitude. Nous avons estimé cette **incertitude de mesure à quelques millimètres**

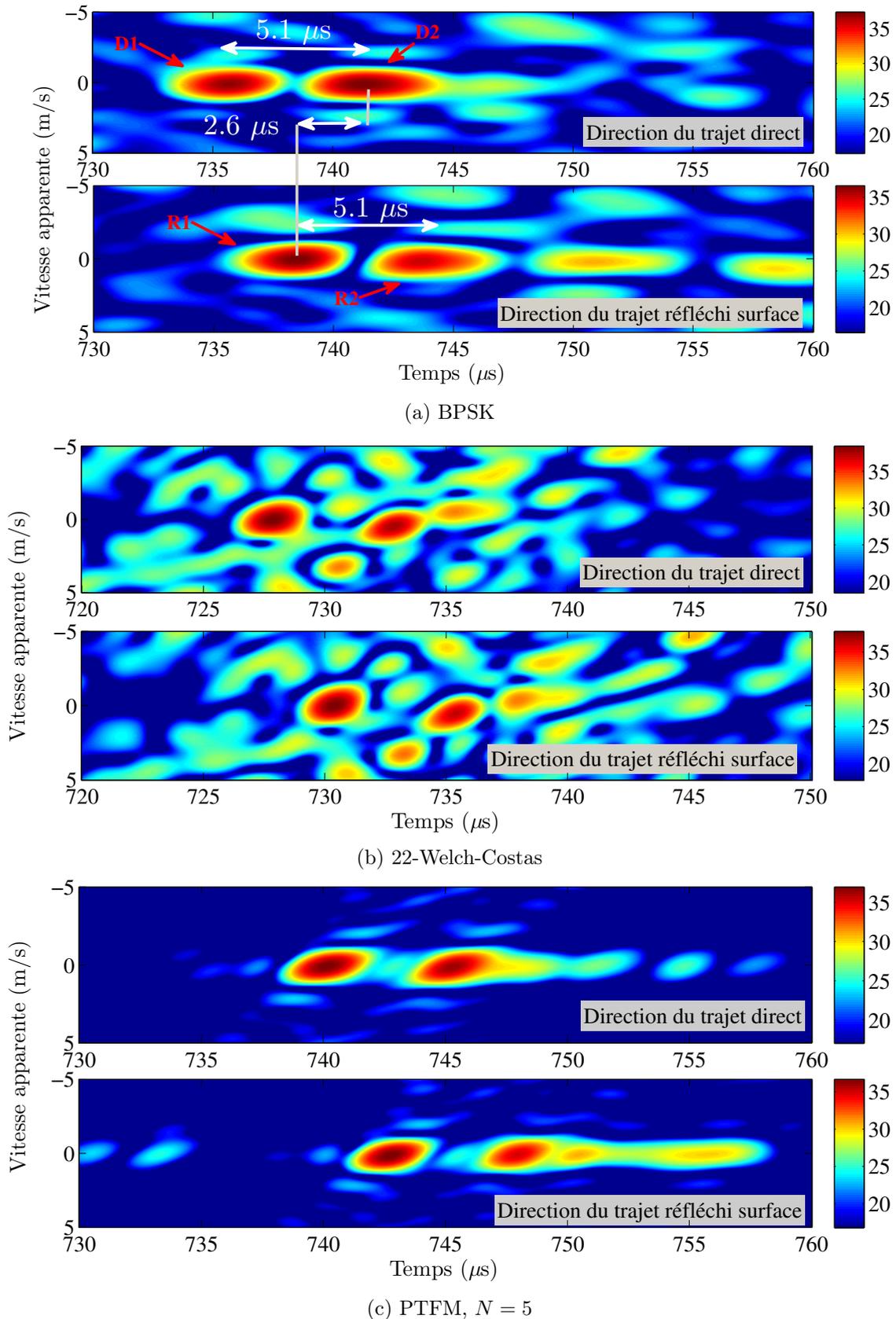


FIGURE 4.9 – Plans d’ambiguïté large bande pour le trajet direct ($\varphi = -1.5^\circ$) et le trajet réfléchi surface ($\varphi = -9.5^\circ$), dans le cas du signal BPSK (a), du signal 22-Welch-Costas (b) et du PTFM ($N = 5$) (c). Dans la figure 4.9c, les échos D1, D2, R1 et R2 sont désignés par des flèches rouges (D pour direct, R pour réfléchi). D2 et R1 n’arrivent pas en même temps mais avec un écart de $2.6 \mu\text{s}$, et l’écart entre D1 et D2 ou R1 et R2 est de $5.1 \mu\text{s}$.

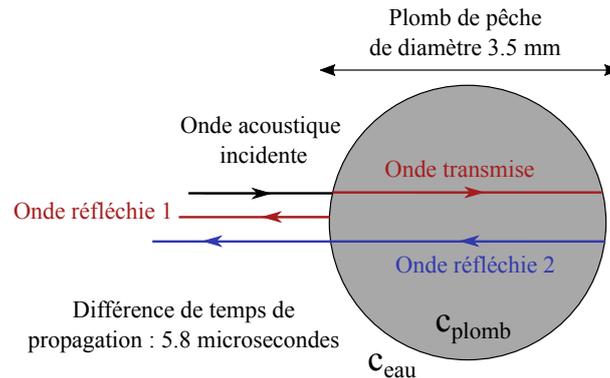


FIGURE 4.10 – Illustration de l’onde transmise dans la cible de plomb, puis réfléchi par le fond. $c_{plomb} = 1200$ m/s

(équivalent à moins de 1 mètre en échelle réelle). Nous avons aussi une incertitude de quelques degrés sur l’alignement de l’antenne par rapport à la verticale.

La figure 4.11 présente les DDP de l’estimation de l’immersion pour les algorithmes $MPA(1)$, $MPA(2)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ et pour les 3 formes d’ondes : BPSK (bleu), PTFM (vert) et 22-Welch-Costas (orange) lorsque la cible est immergé à 37 mm.

Nous calculons les écart-types des estimateurs pour avoir une idée, bien que nous ayons seulement 10 réalisations. L’estimateur d’immersion de l’algorithme $MPA(1)$ présente un biais moyen de 3 mm et un écart-type moyen de 2 mm pour les 3 formes d’ondes. L’estimateur d’immersion de l’algorithme $MPA(2)$ présente lui aussi un biais moyen de 3 mm mais un écart-type moyen de 1 mm pour les 3 formes d’ondes. $MPA(2)$ semble donc plus précis dans l’estimation de l’immersion que $MPA(1)$.

L’estimateur d’immersion de l’algorithme $MHP(min)$ présente un biais de 1.2 mm, **0.4** mm et 2.7 mm avec un écart-type de 1.6 mm, 2.8 mm et **0.7** mm pour le BPSK, le PTFM et le 22-Welch-Costas respectivement. Et l’estimateur d’immersion de l’algorithme $MHP(max)$ présente un biais de 2.1 mm, **0.4** mm et 2.7 mm avec un écart-type de 3.5 mm, 2.8 mm et **0.7** mm pour le BPSK, le PTFM et le 22-Welch-Costas respectivement. Le PTFM semble être la forme d’onde qui donne le biais le plus faible, 0.4 mm, pour $MHP(min)$ et $MHP(max)$, tandis que le signal 22-Welch-Costas semble être la forme d’onde qui donne l’écart-type le plus faible, 0.7 mm, pour $MHP(min)$ et $MHP(max)$.

Tous les estimateurs pour les 3 formes d’ondes donnent donc un biais inférieur à 3 mm. Ce biais provient certainement des **quelques millimètres d’incertitude** que nous avons sur l’immersion de la cible. Nous pouvons donc conclure que l’immersion de la cible est très bien estimée.

Nous proposons de tester maintenant une autre immersion de cible à 27 mm. La figure 4.12 présente les résultats pour cette nouvelle immersion.

Qualitativement, les estimateurs montrent des DDP plus dispersés et semblent plus biaiser pour les 3 formes par rapport au cas de l’immersion 37 mm. Nous constatons un biais moyen de 6 mm sur les estimateurs et pour les 3 formes d’ondes. Nous avons donc une estimation de l’immersion biaisée, mais qui reste quand même proche de l’immersion réelle de la cible. Les erreurs sont probablement plus importantes à cette immersion, car la bille est plus proche de la surface agitée par les vagues.

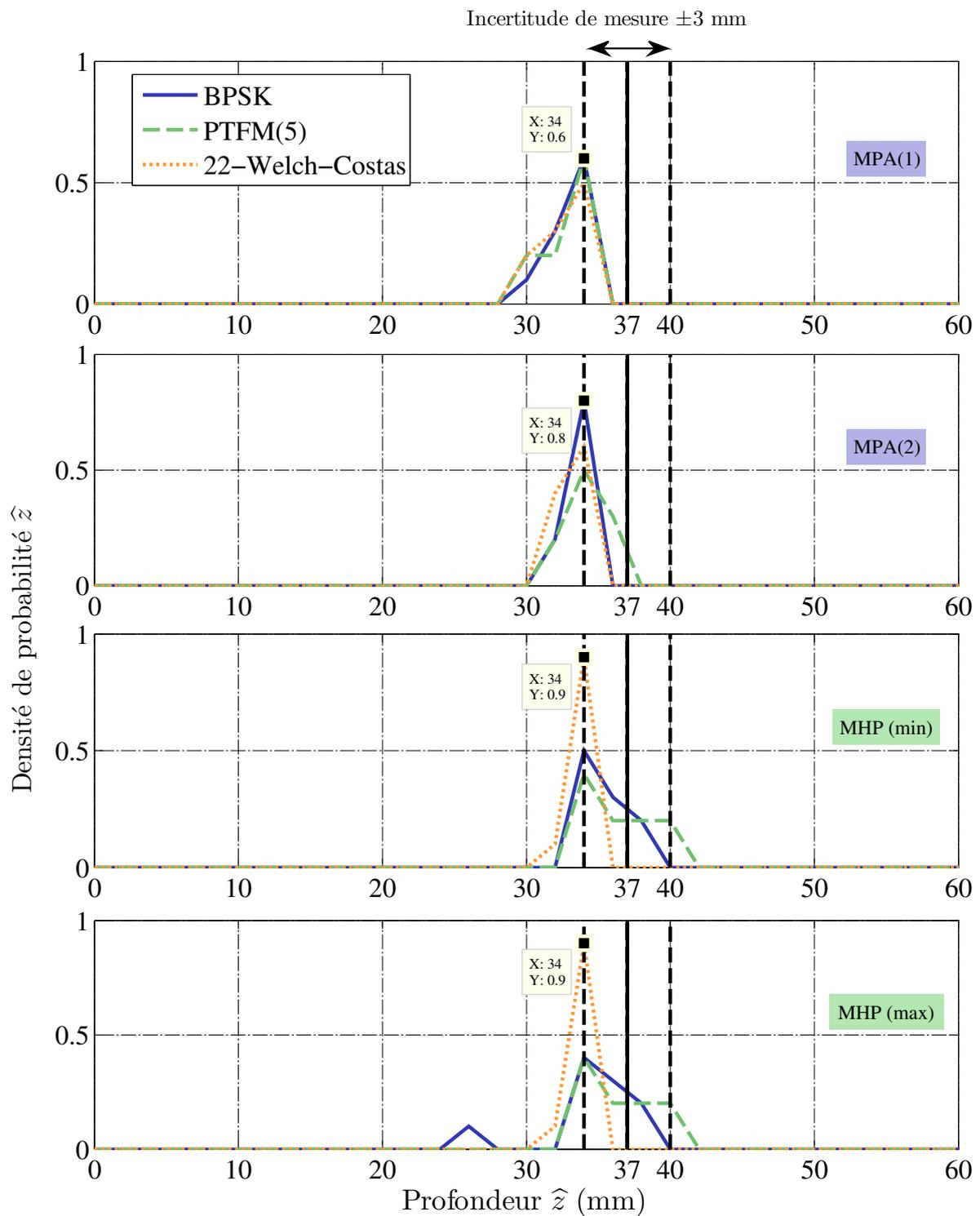


FIGURE 4.11 – Cas immersion cible $z = 37$ mm. DDP de l'estimation de l'immersion de la cible pour les algorithmes $MPA(1)$, $MPA(2)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ et pour les 3 formes d'ondes : BPSK (bleu), PTFM (vert) et 22-Welch-Costas (orange). L'immersion réelle est indiquée par le trait pointillé vertical noir.

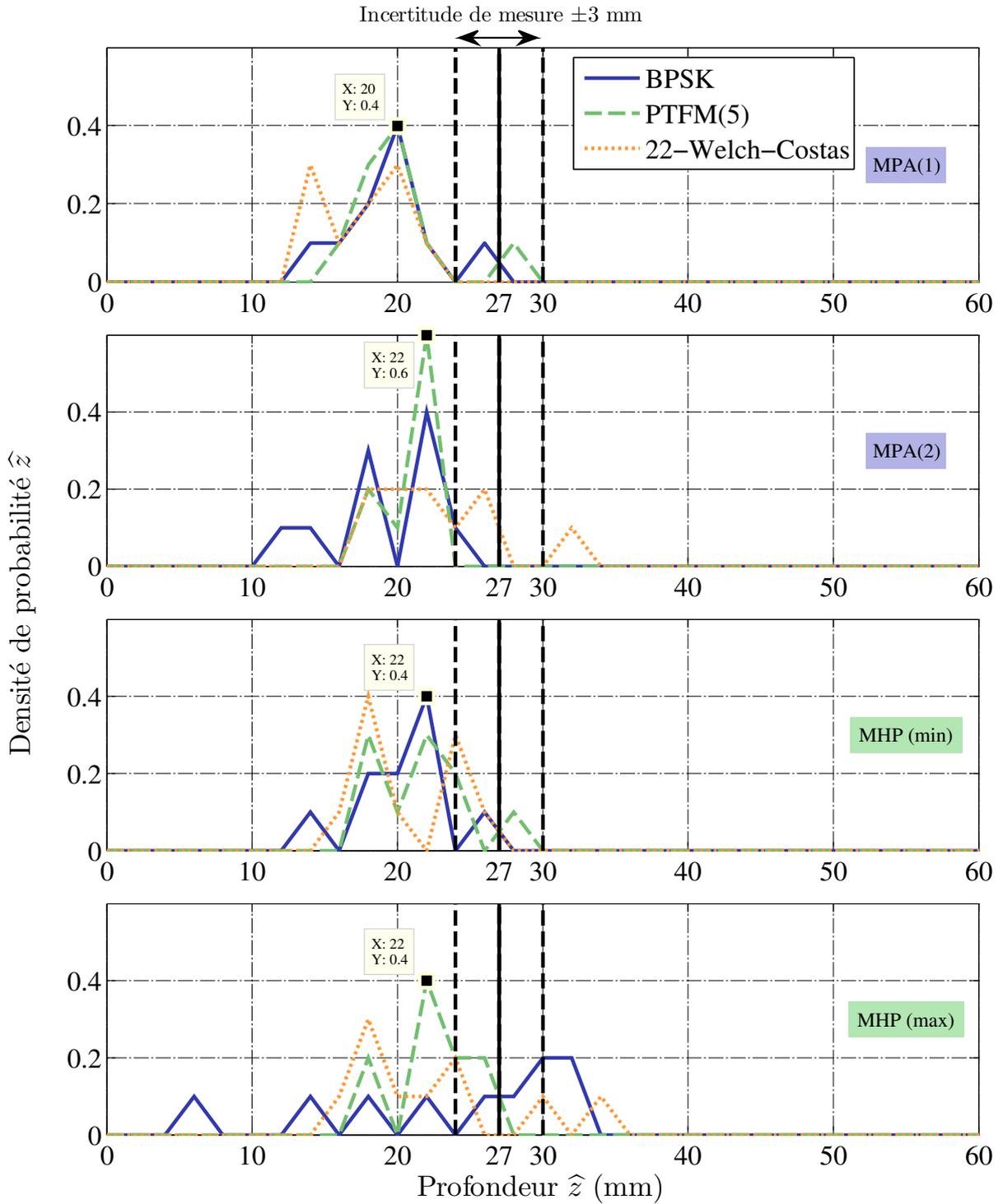


FIGURE 4.12 – Cas immersion cible $z = 27$ mm. DDP de l'estimation de l'immersion de la cible pour les algorithmes $MPA(1)$, $MPA(2)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ et pour les 3 formes d'ondes : BPSK (bleu), PTFM (vert) et 22-Welch-Costas (orange). L'immersion réelle est indiquée par le trait pointillé vertical noir.

4.2.2 Conclusions

Dans cette partie, nous avons montré que les algorithmes de localisation fonctionnent avec les données expérimentales. En moyenne, tous les estimateurs proposent une immersion proche de l'immersion réelle. Le biais des estimateurs est plus important pour l'immersion 27 mm que pour l'immersion 37 mm. Les sources d'erreurs d'estimation sont probablement l'incertitude de mesure de l'immersion réelle, l'incertitude de la position de l'antenne et le bruit généré par les vagues de surface. De plus, le faible nombre de réalisations ($N=10$) ne nous permet pas de conclure sur la variance des estimateurs.

Nous présentons dans la section suivante une méthode qui combine les coefficients de compression Doppler de multiples trajets afin d'estimer le vecteur vitesse d'une cible.

4.3 Estimation du vecteur vitesse d'une cible en mouvement

Nous reprenons le même dispositif expérimental et le même protocole expérimental que précédemment sauf que nous proposons trois nouvelles trajectoires de cible : une trajectoire diagonale ($V_x = 50$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s), une autre trajectoire diagonale ($V_x = 100$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s) et une trajectoire verticale ($V_z = -50$ mm/s). Dans les deux cas de trajectoires diagonales, la cible s'éloigne de l'antenne et se rapproche de la surface, tandis que dans la trajectoire verticale, la cible se rapproche de la surface sans s'éloigner de l'antenne. Nous utilisons seulement la forme d'onde PTFM(5) qui semblait proposer les meilleures performances dans l'estimation du coefficient Doppler. Nous veillons à ce que la position de la cible lors de la réflexion de l'onde soit au milieu de la colonne d'eau afin d'obtenir de multiples trajets avec les réflexions sur la surface et le fond. Nous rappelons que les vagues de surfaces sont toujours présentes.

4.3.1 Méthode d'estimation du vecteur vitesse

Nous présentons maintenant la méthode d'estimation du vecteur vitesse de la cible à partir des coefficients de compression Doppler des multiples trajets. La figure 4.13 illustre la géométrie du problème en considérant un unique trajet acoustique. Un rayon incident se réfléchit sur la cible,

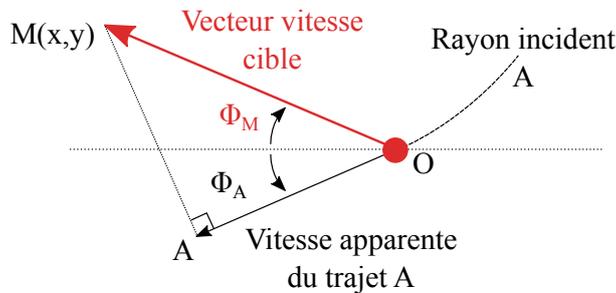


FIGURE 4.13 – Géométrie du problème d'estimation du vecteur vitesse d'une cible avec un trajet acoustique.

définie par le point O, avec un site Φ_A . Le vecteur vitesse de la cible, que l'on veut estimer, est défini par \overrightarrow{OM} et par l'angle Φ_M . La vitesse de la cible projetée sur le rayon incident est définie par le

vecteur \overrightarrow{OA} . Dans notre cas, le profil de célérité est isocélère, donc $\Phi_A = \varphi_A$ car la propagation fait que les sites à la réception sont égaux aux sites incidents au niveau de la cible.

Les vecteurs \overrightarrow{OM} , \overrightarrow{OA} et \overrightarrow{AM} sont définis par les coordonnées cartésiennes suivantes :

$$\overrightarrow{OM} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}, \quad \overrightarrow{OA} = \begin{pmatrix} \widehat{V}_A \cos \widehat{\varphi}_A \\ \widehat{V}_A \sin \widehat{\varphi}_A \end{pmatrix}, \quad \overrightarrow{AM} = \begin{pmatrix} x - \widehat{V}_A \cos \widehat{\varphi}_A \\ y - \widehat{V}_A \sin \widehat{\varphi}_A \end{pmatrix}, \quad (4.5)$$

où \widehat{V}_A et $\widehat{\varphi}_A$ sont des estimations de V_A et φ_A . Le problème consiste à déterminer les coordonnées cartésiennes x et y du vecteur vitesse de la cible, pour déterminer ensuite la norme V et l'angle Φ_M du vecteur vitesse de la cible.

Le problème est déterminé par l'orthogonalité entre le vecteur \overrightarrow{AM} et le vecteur \overrightarrow{OA} qui se traduit par la relation suivante :

$$\overrightarrow{AM} \cdot \overrightarrow{OA} = 0. \quad (4.6)$$

Cette équation peut être écrite sous une forme matricielle $AX = B$ où

$$A = \begin{pmatrix} \widehat{V}_A \cos \widehat{\varphi}_A & \widehat{V}_A \sin \widehat{\varphi}_A \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}, \quad B = \widehat{V}_a^2. \quad (4.7)$$

Ce système d'équation est bien sur sous-déterminé, car il y a 2 inconnues pour 1 équation. Considérons maintenant que nous sommes en mesure d'estimer N vitesses apparentes grâce à N trajets acoustiques. Le système d'équation $AX = B$ s'écrit alors,

$$A = \begin{pmatrix} \widehat{V}_1 \cos \widehat{\varphi}_1 & \widehat{V}_1 \sin \widehat{\varphi}_1 \\ \vdots & \vdots \\ \widehat{V}_N \cos \widehat{\varphi}_N & \widehat{V}_N \sin \widehat{\varphi}_N \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} \widehat{V}_1^2 \\ \vdots \\ \widehat{V}_N^2 \end{pmatrix}, \quad (4.8)$$

et peut être résolu au sens des moindres carrés lorsque le système est sur-déterminé ($N > 2$).

Nous avons proposé une méthode d'estimation du vecteur vitesse d'une cible en mouvement. Nous présentons dans la section suivante les résultats sur les données expérimentales pour trois configurations de trajectoire de cible : une trajectoire diagonale ($V_x = 50$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s), une autre trajectoire diagonale ($V_x = 100$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s) et une trajectoire verticale ($V_z = -50$ mm/s).

4.3.2 Résultats

La figure 4.14 présente les données après formation de voie et traitement cohérent pour une réalisation du PTFM(5).

La figure de gauche indique l'énergie en dB dans chaque site et la figure de droite présente un plan temps-site des données après formation de voie et traitement cohérent. La figure de gauche montre qu'il existe à peu près 5 directions de trajet acoustique, désigné par des flèches noires. Nous constatons que l'énergie est plus importante pour les sites négatifs (en direction de la surface), car l'antenne était probablement plus orienté vers la surface.

La figure de droite représente un plan temps-site des données après formation de voie et traitement cohérent, qui est centré sur les lobes principaux du PTFM désignés par des cercles noirs.

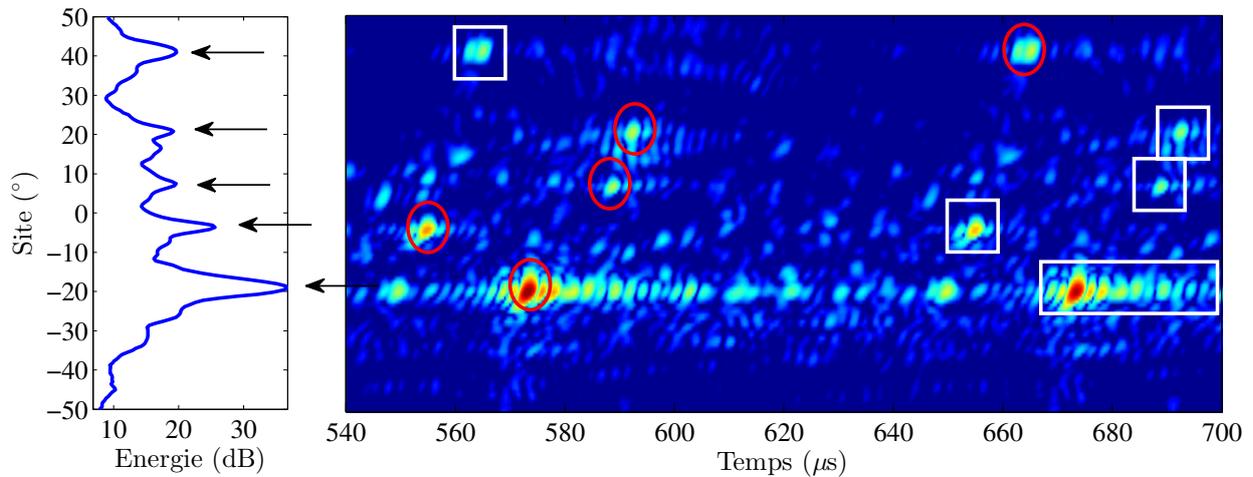


FIGURE 4.14 – (Gauche) Énergie en sortie de formation de voie conventionnelle. (Droite) Plan temps-site des données après formation de voie et traitement cohérent. Les arrivées entourées d'un cercle rouge représentent les lobes principales du PTFM et les arrivées entourées d'un rectangle blanc sont les ambiguïtés en distances dues au PTFM.

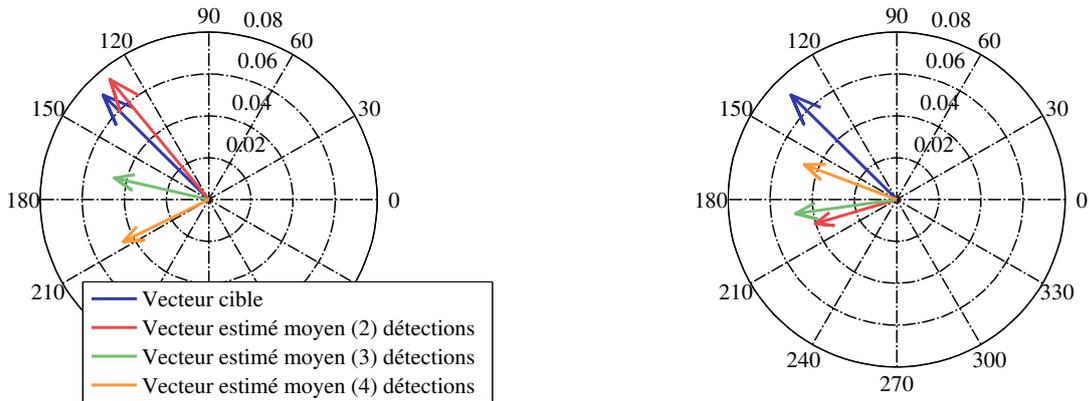
Nous pouvons aussi observer les ambiguïtés en temps du PTFM qui précèdent et suivent le lobe principal, et qui sont désignés par des carrés blancs. Les autres arrivées sont probablement des trajets combinés, mais il restent peu visibles dans cette configuration soit parce que leurs énergies sont trop faibles, ou soit parce que la cible n'a renvoyé de l'énergie que dans la direction incidente. Cela peut aussi venir du plomb de pêche qui a probablement été plus écrasé lors de sa fixation sur le fil de pêche, et qui a modifié la réponse de cible. Finalement, nous utilisons les détections entourées en noir pour appliquer la méthode d'estimation du vecteur vitesse de la cible.

Nous présentons sur la figure 4.15 les résultats d'estimation du vecteur vitesse moyen (10 réalisations) pour 3 trajectoires de cible en utilisant 2, 3 ou 4 détections. Nous proposons deux pings différents pour les trajectoires diagonales, c'est à dire 2 positions de cible différentes durant la trajectoire.

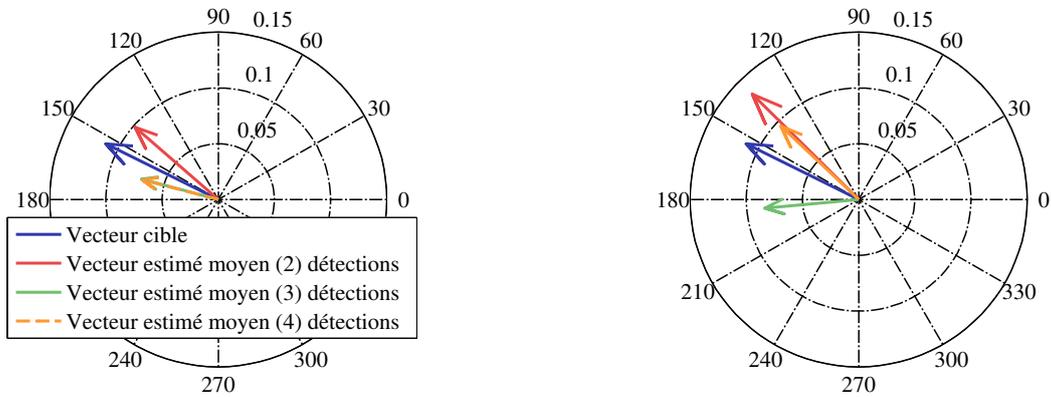
Les figures 4.15a et 4.15b montrent les résultats du ping 1 et 2 pour une vitesse diagonale : $V_x = 50$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s. Les figures 4.15c et 4.15d montrent les résultats du ping 1 et 2 pour une seconde vitesse diagonale : $V_x = 100$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s. La figure 4.15e montre les résultats du ping 1 pour une vitesse verticale : $V_z = -50$ mm/s. Le vecteur bleu représente le vecteur vitesse réel de la cible, tandis que les vecteurs rouges, verts et oranges représentent les vecteurs vitesses moyens estimés à l'aide de 2, 3 ou 4 détections respectivement.

Dans le cas 4.15a, le vecteur moyen estimé avec 2 détections est celui qui se rapproche le plus près du vrai vecteur vitesse de la cible. Cependant lorsque nous ajoutons une troisième ou quatrième détection, le vecteur moyen estimé s'éloigne du vrai vecteur vitesse. Dans le cas 4.15b, nous avons le phénomène inverse, le vecteur moyen estimé s'approche du vrai vecteur vitesse lorsque nous ajoutons des détections supplémentaires.

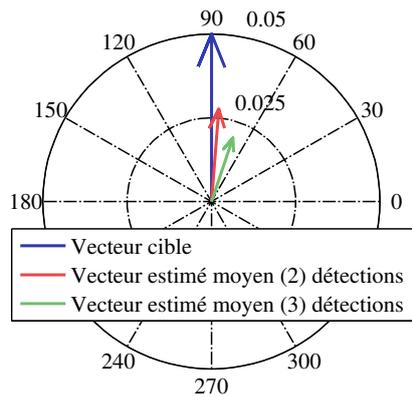
Dans le cas 4.15c, les vecteurs moyens estimés sont proches du vrai vecteur vitesse à $\pm 15^\circ$ et à ± 25 mm/s. Le cas avec deux détections reste le plus proche. Dans le cas 4.15d, les vecteurs moyens estimés pour 2 et 4 détections sont proches du vrai vecteur vitesse à $\pm 15^\circ$ et à ± 10 mm/s. Le cas avec 3 détections est biaisé de 30° .



(a) Ping 1. Vitesse diagonale : $V_x = 50$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s. (b) Ping 2. Vitesse diagonale : $V_x = 50$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s.



(c) Ping 1. Vitesse diagonale : $V_x = 100$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s. (d) Ping 2. Vitesse diagonale : $V_x = 100$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s.



(e) Ping 1. Vitesse verticale : $V_x = 0$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s.

FIGURE 4.15 – Estimation du vecteur vitesse moyen la cible avec 10 réalisations. Les figures 4.15a et 4.15b montrent les résultats du ping 1 et 2 pour une vitesse diagonale : $V_x = 50$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s. Les figures 4.15c et 4.15d montrent les résultats du ping 1 et 2 pour une seconde vitesse diagonale : $V_x = 100$ mm/s et $V_z = -50$ mm/s. La figure 4.15e montre les résultats du ping 1 pour une vitesse verticale : $V_z = -50$ mm/s. L'estimation est réalisé à l'aide de 2 détections (rouge), ou 3 détections (vert) ou 4 détections (orange) quand cela est possible. Le vecteur bleu est le vecteur vitesse réel de la cible.

Dans le cas 4.15e, les vecteurs moyens estimés pour 2 et 3 détections sont proches du vrai vecteur vitesse à $\pm 15^\circ$ et à ± 30 mm/s.

Nous pouvons constater, que le vecteur vitesse réel de la cible semble être mieux estimée lorsque sa norme est grande (cas de la seconde trajectoire diagonale). Les erreurs d'estimation en angle et en norme sont parfois importantes et n'ont pas forcément de rapport avec le nombre de détections. Les erreurs sont probablement dues à la résolution en vitesse de la forme d'onde, qui est de 700 mm/s, et donc 7 à 20 fois supérieure aux vitesses apparentes mesurées. Nous rappelons que nous ne pouvions pas avoir de résolution plus fine à cause des contraintes spatiales de la cuve (en 4.1.2). Nous constatons aussi que les normes des vecteurs moyens estimés sont globalement sous-estimés. La norme du vecteur vitesse réel de la cible pourrait en effet être sur-estimée, car nous ne connaissons la vitesse que par la commande transmise au bras motorisé. Par conséquent, la norme du vecteur vitesse est probablement plus faible à cause du frottement et du déplacement de la bille dans l'eau.

4.3.3 Conclusions

Nous avons donc montré par cette expérience délicate, car limitée par la résolution en vitesse de la forme d'onde, qu'il est possible d'estimer approximativement le vecteur vitesse d'une cible en mouvement en utilisant les coefficients de compression Doppler des multi-trajets. Néanmoins, nous n'avons pas montré que le nombre de détections améliorerait l'estimation du vrai vecteur vitesse de la cible.

4.4 Conclusions

Dans ce chapitre nous avons présenté le dispositif expérimental à petite échelle dans lequel nous avons enregistré des signaux réels. Nous avons ensuite proposé un scénario de sonar actif dans lequel une cible immergée était mise en mouvement. Puis, nous avons présenté trois formes d'ondes différentes : BPSK, 22-Welch-Costas et le PTFM(5), afin de les tester et de les comparer sur les résultats de localisation.

Les algorithmes de localisation ont ensuite été appliqués pour retrouver deux immersions de cible (27 mm et 37 mm). Les algorithmes $MPA(1)$, $MPA(2)$, $MHP(min)$ et $MHP(max)$ ont réussi à estimer correctement l'immersion de cible, avec un biais de 3 mm dans le cas d'une immersion de 37 mm, et un biais de 6 mm dans le cas d'une immersion de 27 mm. L'incertitude de mesure de l'immersion réelle, l'incertitude de la position de l'antenne et le bruit engendré par les vagues de surface permettent d'expliquer une partie des erreurs d'estimation. Les trois formes d'ondes ont donné des résultats semblables, mais le signal 22-Welch-Costas semblait se démarquer positivement dans le cas de l'immersion 37 mm.

Dans une seconde partie, nous avons proposé une méthode d'estimation du vecteur vitesse de la cible basée sur les mesures des vitesses apparentes des multi-trajets. Nous avons ensuite proposé plusieurs configurations de vitesse de cible, sur lesquelles nous avons appliqué la méthode d'estimation. Les résultats montrent que le vecteur vitesse réelle de la cible est plus ou moins bien estimée, mais il est difficile de conclure sur les performances, car la résolution en vitesse de la forme d'onde est relativement faible par rapport aux vitesses apparentes des multi-trajets que nous devons mesurer. Dans l'hypothèse où le vecteur vitesse de la cible peut être estimé instantanément par un ping, il devient alors un paramètre très utile pour la discrimination de cible immergée ou comme une information tactique dans un cadre opérationnel.

Nous présentons dans le chapitre suivant un résumé des travaux confidentiels qui ont été menés au sein de Thales Underwater Systems pendant les 7 premiers mois de la 3^{ème} année de thèse. Il expose principalement la conception complète d'une chaîne de sonar actif sous Matlab, le dépouillement des signaux réels, ainsi que de l'application des algorithmes de localisation de cible du chapitre 3 sur ces données.

Application sur signaux réels

Ce chapitre présente un résumé d'une étude effectuée pendant 7 mois au sein de l'entreprise Thales Underwater Systems dans un cadre Confidentiel Défense. L'étude a consisté à travailler sur un jeu de données réelles confidentielles, qui ne permet pas de d'exposer l'intégralité des résultats et certaines informations. Cette étude a fait l'objet d'un rapport d'une centaine de pages qui a été évalué par le responsable d'équipe "Études Amonts, GSS", Laurent DERUAZ, et par le responsable du service "GSS" (General Sonar Studies), Serge SITBON.

L'étude consiste à tester les algorithmes de localisation sur les données réelles d'une campagne de mesure, où un sonar actif émettait des signaux dans un canal de propagation comportant des multi-trajets. Nous rappelons que les algorithmes de localisation se basent sur la mesure des sites et des retards des multiples arrivées.

Le premier chapitre du rapport décrit la configuration entre le sonar et l'objet immergé, l'antenne de réception et les enregistrements disponibles. Le dépouillement des signaux réels montre qu'une vingtaine de ping avec des distances variables sont exploitables pour les algorithmes de localisation. Les formes d'ondes émises permettent d'avoir une résolution en distance de l'ordre du mètre. Cette résolution est donc suffisante pour séparer les multi-trajets en distance. La résolution en site est quant à elle moins bonne et ne permet pas toujours de séparer les trajets avec des sites proches.

La propagation et la réponse impulsionnelle du canal sont ensuite étudiées par lancer de rayons, afin de comprendre les trajets acoustiques qui vont participer à l'écho de l'objet immergé.

Le second chapitre du rapport présente la chaîne de traitement du sonar actif que a été entièrement développée dans le cadre de cette étude et adaptée au dépouillement des signaux réels. Le traitement d'antenne est réalisé par une formation de voies bidimensionnelles (gisement et site) en deux couches (équivalent à une formation de voies sur voies présentée dans la section 2.2.2.5). La géométrie de sous-antenne a été déterminée par une étude qui consiste à comparer plusieurs géométries en terme de résolution à -3 dB en site et d'atténuation des lobes secondaires.

Le troisième chapitre du rapport introduit la distance de Hausdorff et montre qu'elle peut être utilisée pour mesurer la similarité entre la réponse impulsionnelle issue d'un modèle et la réponse impulsionnelle issue d'une mesure (cf section 3.2.2.2). Nous proposons ensuite deux distances de Hausdorff basées sur la mesure des sites et des retards de propagation pour l'inversion :

- la distance de Hausdorff pondérée directe $h_{MHP}(\mathcal{A}, \mathcal{B})$ définie par l'équation (3.42).
- la distance de Hausdorff pondérée MHP définie par l'équation (3.45).

L'algorithme de localisation basé sur la MPA n'est pas analysé dans cette étude, car la directivité de l'antenne d'émission ne permettait pas d'avoir une amplitude assez forte sur les trajets avec des sites élevés.

L'estimation de la distance et de la profondeur de l'objet immergé est réalisée pour une vingtaine de ping et pour les deux distances de Hausdorff proposées. L'immersion de l'objet est globalement bien estimée sauf pour 3 pings. Pour les deux distances de Hausdorff, l'estimateur montre un biais proche de 25 m et un écart-type proche de 50 m.

Les résultats de localisation de cette étude sont satisfaisants et montrent que l'immersion d'un objet immergé peut être estimé en sonar actif, avec un seul ping, lorsqu'il y a présence de multi-trajets. Nous avons donc montré que nos algorithmes de localisation fonctionnent sur des données réelles. Dans un cadre opérationnel, il est parfois difficile d'avoir plusieurs pings d'une cible immergée, notre méthode de localisation est donc réaliste puisqu'elle se base sur un seul ping. Enfin, l'immersion d'une cible peut devenir une information déterminante dans un contexte stratégique, et un paramètre discriminant supplémentaire pour la classification de cible.

Conclusions et perspectives

Conclusions

L'objectif de cette thèse est de proposer et d'estimer de **nouveaux paramètres discriminants pour la classification de cible en sonar actif**. Notre travail de thèse se place dans un contexte de sonar actif avec des antennes industrielles et des signaux large bande dans un environnement de propagation grands fonds. Les fréquences des signaux utilisées sont comprises entre 1 kHz et 10 kHz pour des distances de propagation allant de 1 km à plusieurs dizaines de kilomètres. Le travail de recherche présenté dans ce mémoire s'est concentré sur l'estimation de l'immersion d'une cible, qui est un paramètre discriminant pour la classification. Nous avons donc proposé deux nouveaux algorithmes pour estimer l'immersion à partir des **temps d'arrivée** et des **sites d'arrivée** sur une antenne surfacique. Nous avons ensuite étendu ces méthodes à une antenne linéaire remorquée, puis nous avons appliqué ces algorithmes sur des **données simulées**, des **données expérimentales à petite échelle** et sur des **données réelles**.

La première partie présente en détail les différentes étapes du signal depuis la génération de l'onde acoustique dans l'eau jusqu'à la décision de l'opérateur sonar, en passant par les principaux traitements du signal. Après avoir rappelé la propagation des ondes acoustiques dans l'eau et la description des chemins de propagation de l'onde par la théorie des rayons, nous avons présenté les différentes modélisations du signal reçu en fonction du sonar, passif ou actif, en fonction de la dynamique de la cible, fixe ou en mouvement, et en fonction de la nature de la cible, ponctuelle ou étendue. Puis nous avons introduit les **combinaisons de trajet** lorsque l'on passe de la propagation passive à la propagation active. Dans la partie traitement du signal, nous avons rappelé les différents traitements d'antennes qui existent, et qui permettent d'estimer les angles d'arrivée des ondes acoustiques. Puis, nous avons montré les avantages apportés par l'utilisation de la fonction d'ambiguïté large bande par rapport à la fonction d'ambiguïté bande étroite, lorsque des **signaux large bande à fort produit BT** sont émis. Nous avons ensuite illustré ces améliorations sur des signaux simulés comme le LFM et le PTFM. Enfin, nous avons exposé la problématique de normalisation, et avons construit les courbes COR d'un détecteur sans post-intégration en présence d'un bruit suivant une loi du χ^2 à deux degrés de liberté. Dans la partie traitement de l'information, nous avons introduit le **problème inverse** et **l'inversion** appliquée à la localisation de cible ou de source. Nous avons rappelé les méthodes existantes dans la littérature et avons montré qu'ils en existe peu en sonar actif. Puis, nous avons présenté un bref état de l'art sur les index de cible des mammifères marins, et avons rappelé la variabilité intrinsèque et extrinsèque de l'index de cible d'un sous-marin et d'un mammifère marin. Enfin, nous avons proposé de nouveaux paramètres pour la **discrimination** de cible : l'**immersion instantanée** et le **vecteur vitesse instantané** de la cible.

La troisième partie de ce manuscrit présente plusieurs des principales contributions apportées dans ce travail de thèse. La première contribution est la proposition de **nouvelles bornes de Cramer-Rao** sur la position d'une cible en distance et en profondeur lorsqu'un système sonar actif mesure des sites et des temps d'arrivée sur un seul ping et pour un profil de célérité bilinéaire. Après avoir proposé une interprétation graphique de ces bornes, nous avons montré que l'estimateur non biaisé associé était capable d'estimer précisément la position d'une cible dans la colonne d'eau (écart-type en immersion de 8.2 m pour une cible à une distance de 18 km et une profondeur de 400 m).

La seconde contribution est la proposition de **deux nouveaux algorithmes de localisation** basés sur la mesure des sites et des temps d'arrivée d'un unique ping, pour un sonar actif et une antenne surfacique. Le premier algorithme proposé *MPA* se base sur 1 à 5 détections dont les trajets sont identifiés (sous certaines hypothèses), tandis que le second algorithme *MHP* se base sur toutes les détections sans aucune hypothèse sur la nature des arrivées. Nous avons fixé un scénario dans lequel la source est immergée à une profondeur de 200 m, le profil de célérité est un profil Méditerranée Été et la cible, supposée ponctuelle, est positionnée à une distance de 10 km et à une profondeur de 400 m. Nous avons supposé que l'antenne surfacique a une hauteur de 1 m et que la forme d'onde est émise pendant 1 s avec une bande de 1 kHz. Nous avons testé ces deux algorithmes et leurs variantes sur une simulation de Monte-Carlo avec du bruit de mesure, puis sur une seconde simulation de Monte-Carlo avec un profil de célérité aléatoire et du bruit de mesure. Les deux algorithmes *MPA* et *MHP* ont montré une robustesse face aux erreurs de mesure en localisant précisément la cible. Puis en présence d'erreurs sur le profil de célérité et d'erreurs de mesure, les variantes *MPA(1)* et *MPA(2)* ont montré une incapacité à estimer la position de la cible, tandis que les variantes *MPA(3)*, *MPA(4)* et *MPA(5)* ont estimé la bonne position de cible avec une probabilité plus faible que dans la première simulation. Enfin, les deux variantes *MHP(min)* et *MHP(max)* de l'algorithme *MHP* ont présenté une robustesse aux erreurs sur le profil de célérité avec un écart-type inférieur à la résolution en immersion fixée à 10 m.

Après avoir validé ces méthodes sur des erreurs de mesure et de profil, nous avons testé la robustesse des algorithmes *MPA(3)*, *MPA(4)*, *MPA(5)*, *MHP(min)* et *MHP(max)* à une erreur de modélisation au niveau de la réponse impulsionnelle (RI) de la cible. Nous avons généré les mesures avec la RI d'une cible étendue, un sous-marin, et avons essayé de retrouver la position de la cible avec les algorithmes en supposant une cible ponctuelle simple. Puis, nous avons montré que les variantes de *MPA* sont encore capables de bien estimer l'immersion de la cible en présence d'erreurs de mesure. Par contre, les densités de probabilité de l'estimation de l'immersion des variantes de *MPA* se dégradent lorsque les erreurs sur le profil de célérité et les erreurs de mesure sont ajoutées. Enfin, les algorithmes *MHP* ont quant à eux montré qu'ils ne sont plus capables d'estimer l'immersion de la cible en présence de ces deux types d'erreurs. Afin de répondre à cette nouvelle problématique, nous avons proposé deux nouveaux algorithmes *MHP*(min)* et *MHP*(max)* qui prennent en compte la RI de la cible dans leur modélisation, et donc estiment conjointement la distance, l'immersion et l'angle d'aspect de la cible. Ces deux algorithmes ont montré leur robustesse aux erreurs de mesure pour l'estimation de l'immersion et de l'angle d'aspect, mais seul l'algorithme *MHP*(max)* a présenté une robustesse aux erreurs de profil de célérité et aux erreurs de mesure pour l'estimation de l'immersion et de l'angle d'aspect.

La troisième contribution est l'**application des algorithmes *MPA* et *MHP* à une antenne linéaire remorquée** (ALR) afin d'estimer conjointement la distance, l'immersion et le **gisement** de la cible à partir de la mesure des temps d'arrivée et des **pseudo-gisements**. L'avantage d'une ALR par rapport à une antenne surfacique est de bénéficier d'une longueur plus grande, et d'apporter une estimation plus précise des angles. Après avoir proposé deux études de performance des algorithmes de localisation où la longueur de l'antenne et le gisement de la cible sont variables, nous avons montré qu'une ALR de longueur 50 m est nécessaire pour obtenir une estimation de l'immersion avec une probabilité supérieure à 70% pour *MPA(4)*, *MHP(min)* et *MHP(max)* en présence d'erreurs sur le profil de célérité et sur les mesures. Puis, nous avons montré que l'algorithme *MHP(min)* est le plus performant, et qu'il présente une localisation de cible avec un écart-type moyen de 12.5 m pour une antenne de longueur 25 m et un gisement de cible compris entre 5° et 85°.

Les nouveaux algorithmes de localisation développés ont ensuite été testés sur des **données**

expérimentales à petite échelle et sur des **données réelles**. Après avoir présenté le dispositif expérimental à échelle réduite du laboratoire IsTerre, nous avons proposé deux configurations d'expérience différentes : la première consiste à estimer l'immersion d'une cible en mouvement proche de la surface, et la seconde consiste à estimer le vecteur vitesse de la cible ponctuelle en mouvement pour trois trajectoires différentes : deux trajectoires diagonales et une verticale. Les algorithmes de localisation ont montré une bonne estimation de l'immersion de la cible avec un biais de 2 mm et une dispersion maximale de 5 mm dans le cas d'une profondeur de 37 mm, et un biais de 6 mm avec une dispersion maximale de 10 mm dans le cas d'une profondeur de 27 mm. A échelle réelle, cela est équivalent à un biais de 40 cm avec une dispersion de 1 m dans le cas d'une profondeur de 7.4 m, et un biais de 1.2 m avec une dispersion de 2 m dans le cas d'une profondeur de 5.4 m. Globalement, le biais est faible par rapport à l'immersion et aux dispersions, la cible est donc bien localisée étant donné les incertitudes sur les mesures expérimentales. Enfin, la seconde expérience a permis de montrer, malgré la limitation de la forme d'onde en résolution Doppler, qu'il est possible d'estimer approximativement le vecteur vitesse de la cible à partir des vitesses apparentes sur les multi-trajets. Nous n'avons cependant pas pu montrer avec certitude qu'une augmentation du nombre de trajets utilisés améliore l'estimation du vecteur vitesse.

La dernière partie présente un résumé du rapport sur une étude réalisée au sein de Thales Underwater Systems, qui consiste à appliquer les algorithmes de localisation sur des données réelles. Ce travail a permis notamment de concevoir **une chaîne complète de sonar actif pour une analyse et un dépouillement des signaux réels**. Nous avons montré que notre algorithme de localisation basé sur la distance de Hausdorff fonctionne et estime bien la profondeur d'un objet immergé. Sur la vingtaine de pings analysés, l'estimateur présente un biais de seulement 25 m et un écart-type proche de 50 m.

Perspectives

Les perspectives des travaux présentés dans ce mémoire sont de deux types différents : l'amélioration des méthodes proposées et la proposition de nouvelles pistes de recherche. Nous proposons de lister ces perspectives selon 3 thèmes différents : les simulations, l'expérience à échelle réduite et les signaux réels.

Perspectives simulation

Dans ces travaux de thèse, nous nous sommes efforcés de générer des mesures les plus réalistes possibles, et nous avons dû créer à cette fin, une étape qui teste si deux arrivées sont séparables en temps ou en angle. Une amélioration consisterait donc à reproduire complètement la chaîne d'un système sonar actif depuis le traitement des données brutes (comme ce qui a été fait dans le chapitre 5) afin de traiter directement les signaux temporels enregistrés par les capteurs de l'antenne. Ces signaux temporels auraient été générés par la convolution d'une forme d'onde avec la réponse impulsionnelle du canal de propagation actif, donnée par un logiciel de lancer de rayons comme Bellhop. Les mesures simulées seraient alors beaucoup plus réalistes.

En ce qui concerne les simulations de Monte-Carlo avec des erreurs de modèle, il serait intéressant d'étudier l'influence des erreurs des paramètres de l'environnement de propagation comme la hauteur du canal, la dépendance du profil de célérité en distance, la position de la source, la position de

l'antenne sur les algorithmes de localisation développés dans cette thèse. L'influence de la déformée de l'antenne linéaire sur la localisation pourrait aussi être étudiée. Il serait donc intéressant de développer un simulateur de propagation stochastique [Bjerrum-Niese00, Galvin96, Socheleau11], capable de fournir une réponse impulsionnelle aléatoire, basée sur les a priori de tous les paramètres de l'environnement ou bien basée sur la statistique de données réelles. Cette solution remplacerait alors l'ajout d'erreurs directes sur les temps d'arrivée et les sites.

En ce qui concerne la méthode de recherche du minimum global dans le processus d'inversion, nous avons utilisé la solution plus simple qui est une méthode de recherche par quadrillage. Il serait intéressant d'évaluer l'impact de la résolution de cette grille de recherche sur les estimateurs.

Il serait intéressant de savoir s'il est possible de combiner l'estimation du vecteur vitesse avec l'estimation conjointe de la distance et de l'immersion d'une cible en mouvement dans le processus d'inversion.

Perspectives expérience à échelle réduite

Les expériences à échelle réduite que nous avons menées sont peu nombreuses avec peu de réalisation. De plus, elles ont plutôt été réalisées pour la problématique de l'estimation du vecteur vitesse que pour l'estimation de l'immersion. Il serait donc intéressant de réaliser des expériences en cuve qui se concentrent uniquement sur l'estimation de l'immersion et avec une cible immobile. A partir de là, il serait aussi intéressant de proposer plusieurs cibles différentes afin de tester les algorithmes de localisation avec et sans réponse impulsionnelle de cible dans le modèle.

Une idée consisterait à élaborer une base de donnée expérimentale à petite échelle d'échos de cibles différentes, puis d'appliquer les algorithmes de localisation, ainsi que le calcul de l'index de cible et de la longueur apparente afin de tester des algorithmes de classification.

Perspectives signaux réels

Nous avons pu tester nos algorithmes de localisation sur une base de donnée confidentielle défense. Ainsi, il serait intéressant de pouvoir tester ces algorithmes sur plus de données réelles, avec différentes antennes, différents porteurs et différentes cibles.

Une seconde perspective consisterait à étudier en détail les performances de nos algorithmes de localisation appliqués à une antenne linéaire remorquée. Une expérience dédiée lors d'essais en mer devrait permettre d'approfondir et de valider les études sur la variation de la longueur de l'antenne et la variation du gisement de la cible sur des données réelles.

Calcul des dérivées partielles pour les bornes de Cramer-Rao

A.1 Théorème des fonctions implicites

Théorème A.1 (Théorème des fonctions implicites)

Soit f une application de classe C^1 sur un ouvert W de $E \times F$ à valeurs dans F et (a, b) un point de W tel que

1. $f(a, b) = 0$
2. $J_f^y(a, b)$ est inversible

Alors, il existe un ouvert U de E , un ouvert V de F , et une application g de classe C^1 définie sur U à valeurs dans V , tels que

1. $(a, b) \in U \times V \subset W$
2. Pour tout couple (x, y) de $U \times V$, l'égalité $f(x, y) = 0$ implique $y = g(x)$
3. Pour tout x de U , on a $f(x, g(x)) = 0$
4. Pour tout couple (x, y) de $U \times V$, la matrice $J_f^y(x, y)$ est inversible

La matrice jacobienne de g est alors donnée par la formule

$$J_g(u) = -J_f^y(u, g(u))^{-1} J_f^x(u, g(u))$$

A.2 Système d'équations des rayons propres dans un profil de célérité bilinéaire

Nous détaillons ici les expressions analytiques de la fonction G et H introduites par [Baer73] et ré-utiliser par [Blanc-Benon97]. Ce système d'équation décrit les coordonnées de n'importe quel type de rayon pour un profil de célérité bilinéaire. Le système d'équation est posé en supposant que la célérité des points 1,2 et 3 du profil respecte cette inégalité : $c_1 > c_3 > c_2$. Autrement il faut échanger le rôle du fond et de la surface et considérer l'axe z positif lorsqu'il pointe vers le bas. Le système d'équation a été réécrit de façon plus compacte par rapport au dernier article [Blanc-Benon97].

$$G(\varphi, z) = \frac{c_0}{2 \cos \varphi} \left[\frac{1}{g_1} (2B \sin \varphi + 2C \sin \Phi - 2A \sin \varphi_1) - \frac{1}{g_2} (2D \sin \varphi + 2E \sin \Phi - 4\mu P \sin \varphi_3) + \left(\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2} \right) (4P - 2 + \sigma) \sin \varphi_2 \right], \quad (\text{A.1})$$

$$H(\varphi, z) = \frac{1}{g_1} \ln \left(\Psi(\varphi)^B \Psi(\Phi)^C \Psi(\varphi_1)^{-A} \right) - \frac{1}{g_2} \ln \left(\Psi(\varphi)^D \Psi(\Phi)^E \Psi(\varphi_3)^{-2\mu P} \right) + \left(\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2} \right) \ln \left(\Psi(\varphi_2)^{2P-1+\sigma/2} \right), \quad (\text{A.2})$$

où P est le nombre de réflexions du fond ou bien de réfractions remontant à la surface. Les autres paramètres s'expriment comme :

$$A = \nu(2P + \delta - \gamma), \quad (\text{A.3})$$

$$B = \frac{-\alpha - 1}{2}, \quad (\text{A.4})$$

$$C = \frac{\beta + 1}{2}, \quad (\text{A.5})$$

$$D = \frac{1 - \alpha}{2}, \quad (\text{A.6})$$

$$E = \frac{\beta - 1}{2}, \quad (\text{A.7})$$

$$g_1 = \frac{c_1 - c_2}{z_2} \quad g_2 = -\frac{c_3 - c_2}{z_3 - z_2} \quad \text{Gradients de célérité,} \quad (\text{A.8})$$

$$c(z) = c_2 + (Bg_1 - Dg_2)(z - z_2) \quad \text{Fonction du profil de célérité,} \quad (\text{A.9})$$

$$\sin \Phi = \delta \frac{c}{c_0} \sqrt{\frac{c_0^2}{c^2} - 1 + \sin^2 \varphi} \quad \text{Sinus de l'angle au niveau de la cible,} \quad (\text{A.10})$$

$$\text{du rayon émis avec un angle } \varphi, \quad (\text{A.11})$$

$$\sin \varphi_i = \frac{c_i}{c_0} \sqrt{\frac{c_0^2}{c_i^2} - 1 + \sin^2 \varphi} \quad \text{Sinus de l'angle au niveau d'un point de} \quad (\text{A.12})$$

$$\text{célérité } c_i \text{ du rayon émis avec un angle } \varphi, \quad (\text{A.13})$$

$$\Psi(\varphi) = \tan(\varphi/2 + \pi/4), \quad (\text{A.14})$$

$$\alpha = \begin{cases} +1 & \text{si } z < z_2 \\ -1 & \text{si } z > z_2 \end{cases}, \quad (\text{A.15})$$

$$\beta = \begin{cases} +1 & \text{si } z_0 < z_2 \\ -1 & \text{si } z_0 > z_2 \end{cases}, \quad (\text{A.16})$$

$$\gamma = \text{sign}(\varphi) \quad \delta = \text{sign}(\Phi), \quad (\text{A.17})$$

$$\sigma = |\alpha + \gamma| + |\beta - \delta| - \gamma + \delta, \quad (\text{A.18})$$

$$\mu = 0, \nu = 0 \text{ si les rayons sont de type SOFAR}, \quad (\text{A.19})$$

$$\mu = 1, \nu = 0 \text{ si les rayons sont de type RBR}, \quad (\text{A.20})$$

$$\mu = 0, \nu = 1 \text{ si les rayons sont de type RSR}, \quad (\text{A.21})$$

$$\mu = 1, \nu = 1 \text{ si les rayons sont de type SRBR}. \quad (\text{A.22})$$

où $c(z)$ (respectivement, c_0) est la célérité à la profondeur de la cible z (respectivement, la profondeur du sonar z_0). Les autres paramètres gèrent le type de rayons : le rayon dans le minimum de célérité (SOFAR), le rayon réfracté/réfléchi fond (RBR), le rayon réfracté/réfléchi fond (RSR) et le rayon réfléchi surface/réfléchi fond (SRBR). Les équations de α , β (échanger les signes "<" et ">") et $\sin \mu_i$, $\sin \mu_0$ utilisées dans [Blanc-Benon97] sont probablement des erreurs typographiques, et sont donc corrigées ici. Les erreurs ont été remarquées en comparant [Blanc-Benon97] à l'article original [Baer73].

A.3 Dérivées partielles de T en fonction de G et H

Dans cette partie, nous développons les dérivées partielles de T par rapport à r et z afin de les exprimer avec les fonctions G et H . Rappelons l'expression de r et T en montrant explicitement les variables des fonctions :

$$r = G(\varphi(r, z), z), \quad (\text{A.23})$$

$$T = H(\varphi(r, z), z). \quad (\text{A.24})$$

$$(\text{A.25})$$

La dérivée de T par rapport à r se simplifie par,

$$\frac{\partial T}{\partial r} = \frac{\partial H(\varphi(r, z), z)}{\partial r} = \frac{\partial H}{\partial \varphi} \frac{\partial \varphi}{\partial r}, \quad (\text{A.26})$$

où r peut être représenté par la fonction G . Finalement,

$$\frac{\partial T}{\partial r} = \frac{\partial H}{\partial \varphi} / \frac{\partial G}{\partial \varphi}. \quad (\text{A.27})$$

La dérivée de T par rapport à z est plus complexe, car on retrouve la variable z dans les deux variables de H . En appliquant le résultat du théorème des fonctions implicites énoncé dans la section A.1, la dérivée se simplifie par,

$$\frac{\partial T}{\partial z} = \frac{\partial H(\varphi(r, z), z)}{\partial z} = -\frac{\partial H}{\partial \varphi} \frac{\partial \varphi}{\partial z} + \frac{\partial H}{\partial z} = -\frac{\partial H}{\partial \varphi} \frac{\partial \varphi}{\partial r} \frac{\partial r}{\partial z} + \frac{\partial H}{\partial z}. \quad (\text{A.28})$$

Et finalement,

$$\frac{\partial T}{\partial z} = -\frac{\partial H}{\partial \varphi} \frac{\partial G}{\partial z} / \frac{\partial G}{\partial \varphi} + \frac{\partial H}{\partial z}. \quad (\text{A.29})$$

A.4 Calcul des dérivées partielles de G et H

A.4.1 Dérivées utiles

Par soucis de clarté pour la section suivante, certaines dérivées mineures sont calculées et exprimées ici :

$$\frac{dc(z)}{dz} = Bg_1 - Dg_2, \quad (\text{A.30})$$

$$\frac{\partial \sin \Phi}{\partial z} = -\frac{c \cos^2 \varphi}{c_0^2 \sin \Phi} \times \frac{dc(z)}{dz}, \quad (\text{A.31})$$

$$\frac{\partial \sin \Phi}{\partial \varphi} = \frac{c^2 \sin \varphi \cos \varphi}{c_0^2 \sin \Phi}, \quad (\text{A.32})$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial z} = \frac{\partial \arcsin(\sin \Phi)}{\partial z} = -\frac{c \cos^2 \varphi}{c_0^2 |\cos \Phi| \sin \Phi} \times \frac{dc(z)}{dz}, \quad (\text{A.33})$$

$$\frac{\partial \Phi}{\partial \varphi} = \frac{\partial \arcsin(\sin \Phi)}{\partial \varphi} = \frac{c^2 \sin 2\varphi}{2c_0^2 |\cos \Phi| \sin \Phi}, \quad (\text{A.34})$$

$$\frac{d\Psi(\varphi)}{d\varphi} = \frac{1 + \Psi^2(\varphi)}{2}. \quad (\text{A.35})$$

A.4.2 Dérivées partielles de la fonction G

Commençons par le calcul de la dérivée partielle de G en fonction de z,

$$\begin{aligned} \frac{\partial G}{\partial z} &= \frac{c_0}{2 \cos \varphi} \left(\frac{2C}{g_1} \frac{\partial \sin \Phi}{\partial z} - \frac{2E}{g_2} \frac{\partial \sin \Phi}{\partial z} \right), \\ \frac{\partial G}{\partial z} &= \frac{c_0}{\cos \varphi} \left(\frac{C}{g_1} - \frac{E}{g_2} \right) \left(-\frac{c \cos^2 \varphi}{c_0^2 \sin \Phi} \times \frac{dc(z)}{dz} \right). \end{aligned} \quad (\text{A.36})$$

Finalement,

$$\frac{\partial G}{\partial z} = \frac{c \cos \varphi}{c_0 \sin \Phi} \left(\frac{C}{g_1} - \frac{E}{g_2} \right) (Bg_1 - Dg_2). \quad (\text{A.37})$$

Il reste le calcul de la dérivée partielle de G en fonction de r,

$$\begin{aligned} \frac{\partial G}{\partial \varphi} &= \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} G + \frac{c_0}{2 \cos \varphi} \left[\frac{1}{g_1} (2B \cos \varphi + 2C \frac{\partial \sin \Phi}{\partial \varphi} - 2A \frac{\partial \sin \varphi_1}{\partial \varphi}) \right. \\ &\quad - \frac{1}{g_2} (2D \cos \varphi + 2E \frac{\partial \sin \Phi}{\partial \varphi} - 4\mu P \frac{\partial \sin \varphi_3}{\partial \varphi}) \\ &\quad \left. + \left(\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2} \right) (4P - 2 + \sigma) \frac{\partial \sin \varphi_2}{\partial \varphi} \right]. \end{aligned} \quad (\text{A.38})$$

En factorisant par le terme $c_0/2 \cos \varphi$, (A.38) devient,

$$\begin{aligned} \frac{\partial G}{\partial \varphi} = \frac{c_0}{2 \cos \varphi} [& \frac{1}{g_1} (2B(\sin \varphi \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} + \cos \varphi) + 2C(\sin \Phi \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} + \frac{c^2 \sin \varphi \cos \varphi}{c_0^2 \sin \Phi}) \\ & - 2A(\sin \varphi_1 \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} + \frac{c_1^2 \sin \varphi \cos \varphi}{c_0^2 \sin \varphi_1}) \\ & - \frac{1}{g_2} (2D(\sin \varphi \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} + \cos \varphi) + 2E(\sin \Phi \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} + \frac{c^2 \sin \varphi \cos \varphi}{c_0^2 \sin \Phi}) \\ & - 4\mu P(\sin \varphi_3 \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} + \frac{c_3^2 \sin \varphi \cos \varphi}{c_0^2 \sin \varphi_3}) \\ & + (\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2})(\sin \varphi_2 \frac{\sin \varphi}{\cos \varphi} + \frac{c_2^2 \sin \varphi \cos \varphi}{c_0^2 \sin \varphi_2})]. \end{aligned} \quad (\text{A.39})$$

En développant et simplifiant les termes entre parenthèses, puis en factorisant par $\sin \varphi$, (A.39) devient,

$$\begin{aligned} \frac{\partial G}{\partial \varphi} = \frac{c_0}{2 \cos \varphi} [& \frac{1}{g_1} \left(\frac{2B}{\cos \varphi} + 2C \sin \varphi \left(\frac{\sin^2 \Phi + \frac{c^2}{c_0^2} \cos^2 \varphi}{\cos \varphi \sin \Phi} \right) - 2A \sin \varphi \left(\frac{\sin^2 \varphi_1 + \frac{c_1^2}{c_0^2} \cos^2 \varphi}{\cos \varphi \sin \varphi_1} \right) \right) \\ & - \frac{1}{g_2} \left(\frac{2D}{\cos \varphi} + 2E \sin \varphi \left(\frac{\sin^2 \Phi + \frac{c^2}{c_0^2} \cos^2 \varphi}{\cos \varphi \sin \Phi} \right) - 4\mu P \sin \varphi \left(\frac{\sin^2 \varphi_3 + \frac{c_3^2}{c_0^2} \cos^2 \varphi}{\cos \varphi \sin \varphi_3} \right) \right) \\ & + \left(\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2} \right) \sin \varphi \left(\frac{\sin^2 \varphi_2 + \frac{c_2^2}{c_0^2} \cos^2 \varphi}{\cos \varphi \sin \varphi_2} \right)]. \end{aligned} \quad (\text{A.40})$$

En utilisant l'équation (A.10), le terme générique suivant se simplifie,

$$\sin^2 \Phi + \frac{c^2}{c_0^2} \cos^2 \varphi = 1. \quad (\text{A.41})$$

En factorisant par $\frac{\sin \varphi}{\cos \varphi}$, (A.40) devient finalement,

$$\begin{aligned} \frac{\partial G}{\partial \varphi} = \frac{c_0 \sin \varphi}{2 \cos^2 \varphi} [& \frac{1}{g_1} \left(\frac{2B}{\sin \varphi} + \frac{2C}{\sin \Phi} - \frac{2A}{\sin \varphi_1} \right) \\ & - \frac{1}{g_2} \left(\frac{2D}{\sin \varphi} + \frac{2E}{\sin \Phi} - \frac{4\mu P}{\sin \varphi_3} \right) \\ & + \left(\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2} \right) \left(\frac{1}{\sin \varphi_2} \right)]. \end{aligned} \quad (\text{A.42})$$

A.4.3 Dérivées partielles de la fonction H

Commençons par le calcul de la dérivée partielle de H en fonction de z,

$$\frac{\partial H}{\partial z} = \frac{1}{g_1} \frac{1}{\Psi(\Phi)^C} \frac{\partial(\Psi(\Phi)^C)}{\partial z} - \frac{1}{g_2} \frac{1}{\Psi(\Phi)^E} \frac{\partial(\Psi(\Phi)^E)}{\partial z}, \quad (\text{A.43})$$

où

$$\frac{\partial(\Psi(\Phi)^C)}{\partial z} = C \times \frac{\partial\Psi(\Phi)}{\partial z} \times \Psi(\Phi)^{C-1} \quad \text{et} \quad \frac{\partial\Psi(\Phi)}{\partial z} = \frac{1}{2} \frac{\partial\Phi}{\partial z} (1 + \Psi^2(\Phi)). \quad (\text{A.44})$$

En injectant les équations de (A.44), (A.43) devient,

$$\frac{\partial H}{\partial z} = \frac{1}{g_1} \frac{C\Psi(\Phi)^{C-1}(1 + \Psi^2(\Phi))}{2\Psi(\Phi)^C} \frac{\partial\Phi}{\partial z} - \frac{1}{g_2} \frac{E\Psi(\Phi)^{E-1}(1 + \Psi^2(\Phi))}{2\Psi(\Phi)^E} \frac{\partial\Phi}{\partial z}. \quad (\text{A.45})$$

Puis en remplaçant $\frac{\partial\Phi}{\partial z}$ par (A.33) et en factorisant, (A.45) devient,

$$\frac{\partial H}{\partial z} = -\frac{c \cos^2 \varphi (1 + \Psi^2(\Phi))}{2c_0^2 |\cos \Phi| \Psi(\Phi) \sin \Phi} \left(\frac{C}{g_1} - \frac{E}{g_2} \right) (Bg_1 - Dg_2). \quad (\text{A.46})$$

Il reste le calcul de la dérivée partielle de G en fonction de r. Commençons par dériver la fonction $\ln(x)$ incluse dans H.

$$\begin{aligned} \frac{\partial H}{\partial \varphi} &= \frac{1}{g_1} \frac{1}{\Psi(\varphi)^B \Psi(\Phi)^C \Psi(\varphi_1)^{-A}} \frac{\partial(\Psi(\varphi)^B \Psi(\Phi)^C \Psi(\varphi_1)^{-A})}{\partial \varphi} \\ &- \frac{1}{g_2} \frac{1}{\Psi(\varphi)^D \Psi(\Phi)^E \Psi(\varphi_3)^{-2\mu P}} \frac{\partial(\Psi(\varphi)^D \Psi(\Phi)^E \Psi(\varphi_3)^{-2\mu P})}{\partial \varphi} \\ &+ \left(\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2} \right) \frac{1}{\Psi(\varphi_2)^{2P-1+\sigma/2}} \frac{\partial(\Psi(\varphi_2)^{2P-1+\sigma/2})}{\partial \varphi}, \end{aligned} \quad (\text{A.47})$$

Il reste 3 dérivées à calculer. On développe le calcul pour la première dérivée sachant que le résultat sera similaire pour les deux autres.

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\Psi(\varphi)^B \Psi(\Phi)^C \Psi(\varphi_1)^{-A})}{\partial \varphi} &= B\Psi(\varphi)^{B-1} \frac{\partial\Psi(\varphi)}{\partial \varphi} \Psi(\Phi)^C \Psi(\varphi_1)^{-A} \\ &+ \Psi(\varphi)^B [C\Psi(\Phi)^{C-1} \frac{\partial\Psi(\Phi)}{\partial \varphi} \Psi(\varphi_1)^{-A} \\ &- A\Psi(\varphi_1)^{-A-1} \frac{\partial\Psi(\varphi_1)}{\partial \varphi} \Psi(\Phi)^C] \\ \frac{\partial(\Psi(\varphi)^B \Psi(\Phi)^C \Psi(\varphi_1)^{-A})}{\partial \varphi} &= \Psi(\varphi)^B \Psi(\Phi)^C \Psi(\varphi_1)^{-A} \times \\ &\left[\frac{B}{\Psi(\varphi)} \frac{\partial\Psi(\varphi)}{\partial \varphi} + \frac{C}{\Psi(\Phi)} \frac{\partial\Psi(\Phi)}{\partial \varphi} - \frac{A}{\Psi(\varphi_1)} \frac{\partial\Psi(\varphi_1)}{\partial \varphi} \right], \end{aligned} \quad (\text{A.48})$$

En utilisant le résultat de l'équation (A.48) et de l'équation (A.35), (A.47) devient finalement,

$$\begin{aligned} \frac{\partial H}{\partial \varphi} &= \frac{1}{g_1} \left(\frac{B(1 + \Psi^2(\varphi))}{2\Psi(\varphi)} + \frac{Cc^2 \sin 2\varphi (1 + \Psi^2(\Phi))}{4c_0^2 |\cos \Phi| \Psi(\Phi) \sin \Phi} - \frac{Ac_1^2 \sin 2\varphi (1 + \Psi^2(\varphi_1))}{4c_0^2 |\cos \varphi_1| \Psi(\varphi_1) \sin \varphi_1} \right) \\ &- \frac{1}{g_2} \left(\frac{D(1 + \Psi^2(\varphi))}{2\Psi(\varphi)} + \frac{Ec^2 \sin 2\varphi (1 + \Psi^2(\Phi))}{4c_0^2 |\cos \Phi| \sin \Phi \Psi(\Phi)} - \frac{2\mu Pc_3^2 \sin 2\varphi (1 + \Psi^2(\varphi_3))}{4c_0^2 |\cos \varphi_3| \Psi(\varphi_3) \sin \varphi_3} \right) \\ &+ \left(\frac{1}{g_1} - \frac{1}{g_2} \right) \frac{(2P - 1 + \sigma/2)c_2^2 \sin 2\varphi (1 + \Psi^2(\varphi_2))}{4c_0^2 |\cos \varphi_2| \Psi(\varphi_2) \sin \varphi_2}, \end{aligned} \quad (\text{A.49})$$

Bibliographie

- [Abeida06] H. Abeida and J. P. Delmas. MUSIC-like estimation of direction of arrival for noncircular sources. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(7) :2678–2690, July 2006.
- [Abraham89] D. Abraham and N. Owsley. Preprocessing for high resolution beamforming. In *Twenty-Third Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 1989*, volume 2, pages 797–801. October 1989.
- [Akaike74] H. Akaike. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6) :716–723, December 1974.
- [André03] M. André and E. Degollada. Effects of shipping noise on sperm whale populations. In *17 Th Annual Conference of the European Cetacean Society*. Las Palmas de Gran Canaria, 2003.
- [Au96] Whitlow W. L. Au. Acoustic reflectivity of a dolphin. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 99(6) :3844–3848, June 1996.
- [Aulanier13] Florian Aulanier. *Tomographie acoustique océanique en guide d’onde : de l’utilisation des temps à celle des angles*. Ph.D. thesis, Université de Grenoble, December 2013.
- [Baer73] R. N. Baer and M. J. Jacobson. Sound transmission in a channel with bilinear sound speed and environmental variations. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 54(1) :80–91, July 1973.
- [Baggeroer93] Arthur B. Baggeroer, William A. Kuperman, and Peter N. Mikhalevsky. An overview of matched field methods in ocean acoustics. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, 18(4) :401–424, 1993.
- [Baggeroer95a] A. B. Baggeroer and H. Schmidt. Cramer-Rao bounds for matched field tomography and ocean acoustic tomography. In *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. ICASSP-95*, volume 5, pages 2763–2766 vol.5. May 1995.
- [Baggeroer95b] Arthur B. Baggeroer and Henrik Schmidt. Parameter Estimation Theory Bounds and the Accuracy of Full Field Inversions. In O. Diachok, A. Caiti, P. Gerstoft, and H. Schmidt, editors, *Full Field Inversion Methods in Ocean and Seismo-Acoustics*, number 12 in Modern Approaches in Geophysics, pages 79–84. Springer Netherlands, 1995.
- [Bernasconi12] Matteo Bernasconi. *The Use of Active Sonar to Study Cetaceans*. Thesis, University of St Andrews, June 2012.
- [Bernasconi13] Matteo Bernasconi, Ruben Patel, Leif Nøttestad, and Andrew S. Brierley. Fin whale (*Balaenoptera physalus*) target strength measurements. *Marine Mammal Science*, 29(3) :371–388, July 2013.
- [Bienvenu81] G. Bienvenu and L. Kopp. Source power estimation method associated with high resolution bearing estimator. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP ’81.*, volume 6, pages 153–156. April 1981.
- [Bjerrum-Niese00] C. Bjerrum-Niese and R. Lutzen. Stochastic simulation of acoustic communication in turbulent shallow water. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 25(4) :523–532, October 2000.

- [Blanc-Benon97] P. Blanc-Benon and C. Jauffret. TMA from bearings and multipath time delays. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 33(3) :813–824, July 1997.
- [Board05] Board. *Marine Mammal Populations and Ocean Noise : Determining When Noise Causes Biologically Significant Effects*. Ocean Studies. National Academies Press, 2005.
- [Born00] Max Born and Emil Wolf. *Principles of Optics : Electromagnetic Theory of Propagation, Interference and Diffraction of Light*. CUP Archive, February 2000.
- [Bouvet91] Michel Bouvet. *Traitements des signaux pour les systèmes sonar*. Masson, Paris, France, 1991.
- [Box73] George E. P. Box and George C. Tiao. *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Reading, Mass : Addison-Wesley, 1973.
- [Burdic91] William S. Burdic. *Underwater Acoustic System Analysis*. Prentice Hall, 1991.
- [Capon69] J. Capon. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE*, 57(8) :1408–1418, August 1969.
- [Capon70] J. Capon and N. R. Goodman. Probability distributions for estimators of the frequency-wavenumber spectrum. *Proceedings of the IEEE*, 58(10) :1785–1786, October 1970.
- [Carlson88] B. D. Carlson. Covariance matrix estimation errors and diagonal loading in adaptive arrays. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 24(4) :397–401, July 1988.
- [Cary88] P. W. Cary and C. H. Chapman. Automatic 1-D waveform inversion of marine seismic refraction data. *Geophysical Journal International*, 93(3) :527–546, January 1988.
- [Červený82] V. Červený, M. M. Popov, and I. Pšenčík. Computation of wave fields in inhomogeneous media — Gaussian beam approach. *Geophysical Journal International*, 70(1) :109–128, January 1982.
- [Červený87] V. Červený. Ray tracing algorithms in three-dimensional laterally varying layered structures. In Guust Nolet, editor, *Seismic Tomography*, number 5 in Seismology and Exploration Geophysics, pages 99–133. Springer Netherlands, 1987.
- [Collins91] Michael D. Collins and W. A. Kuperman. Focalization : Environmental focusing and source localization. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 90(3) :1410–1422, September 1991.
- [Collins94] M. D. Collins and W. A. Kuperman. Inverse problems in ocean acoustics. *Inverse Problems*, 10(5) :1023, 1994.
- [Costa99] Pascale Costa, J. Grouffaud, P. Larzabal, and H. Clergeot. Estimation of the number of signals from features of the covariance matrix : A supervised approach. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 47(11) :3108–3115, November 1999.
- [Cox04] H. Cox and Hung Lai. Sub-aperture beam-based adaptive beamforming for large dynamic arrays. In *Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2004*, volume 2, pages 2355–2358 Vol.2. November 2004.
- [Cressey08] Daniel Cressey. Sonar does affect whales, military report confirms. *Nature News*, January 2008.

- [Dir08] DIRECTIVE 2008/56/CE DU PARLEMENT EUROPÉEN ET DU CONSEIL du 17 juin 2008 établissant un cadre d'action communautaire dans le domaine de la politique pour le milieu marin (directive-cadre «Stratégie pour le milieu marin»), August 2008.
- [Doisy08] Y. Doisy, L. Deruaz, S. P. van IJsselmuide, S. P. Beerens, and R. Been. Reverberation Suppression Using Wideband Doppler-Sensitive Pulses. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 33(4) :419–433, October 2008.
- [Doisy10] Y. Doisy, L. Deruaz, and R. Been. Interference Suppression of Subarray Adaptive Beamforming in Presence of Sensor Dispersions. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58(8) :4195–4212, August 2010.
- [Dosso03] Stan E. Dosso. Environmental uncertainty in ocean acoustic source localization. *Inverse Problems*, 19(2) :419, 2003.
- [Dosso07] Stan E. Dosso and Michael J. Wilmut. Bayesian focalization : Quantifying source localization with environmental uncertainty. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 121(5) :2567–2574, May 2007.
- [Dosso09] Stan E. Dosso and Michael J. Wilmut. Comparison of focalization and marginalization for Bayesian tracking in an uncertain ocean environment. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 125(2) :717–722, February 2009.
- [Dosso11] Stan E. Dosso and Michael J. Wilmut. Bayesian multiple-source localization in an uncertain ocean environment. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 129(6) :3577–3589, 2011.
- [Dubuisson94] M. P. Dubuisson and A. K. Jain. A modified Hausdorff distance for object matching. In *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition, 1994. Vol. 1 - Conference A : Computer Vision and Image Processing*, volume 1, pages 566–568. IEEE, October 1994.
- [Duijndam87] Adrianus Joseph Willibrordus Duijndam. *Detailed Bayesian Inversion of Seismic Data*. Technische Universiteit Delft, 1987.
- [Dunn69] J. L. Dunn. Airborne Measurements of the Acoustic Characteristics of a Sperm Whale. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 46(4B) :1052–1054, October 1969.
- [Fahlman09] A. Fahlman, S. K. Hooker, A. Olszowka, B. L. Bostrom, and D. R. Jones. Estimating the effect of lung collapse and pulmonary shunt on gas exchange during breath-hold diving : The Scholander and Kooyman legacy. *Respiratory Physiology & Neurobiology*, 165(1) :28–39, January 2009.
- [Fischer14] Andreas Fischer and Jürgen Czarske. Measurement uncertainty limit analysis with the Cramér-Rao bound in case of biased estimators. *Measurement*, 54 :77–82, August 2014.
- [Foote86] Kenneth G. Foote, Asgeir Aglen, and Odd Nakken. Measurement of fish target strength with a split-beam echo sounder. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 80(2) :612–621, August 1986.
- [Freydis] Freydis. IS NAVY SONAR KILLING WHALES? A hology special report.
- [Galvin96] R. Galvin and R. E. W. Coats. A stochastic underwater acoustic channel model. In *OCEANS '96. MTS/IEEE. Prospects for the 21st Century. Conference Proceedings*, volume 1, pages 203–210 vol.1. September 1996.

- [Gaonach13] G. Gaonach and M. Gehant. Adaptive subarrays beamforming. In *2013 MTS/IEEE OCEANS - Bergen*, pages 1–8. June 2013.
- [Gerstoft94a] Peter Gerstoft. Global inversion by genetic algorithms for both source position and environmental parameters. *Journal of Computational Acoustics*, 02(03) :251–266, September 1994.
- [Gerstoft94b] Peter Gerstoft. Inversion of seismoacoustic data using genetic algorithms and a posteriori probability distributions. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 95(2) :770–782, 1994.
- [Gervaise08] C. Gervaise. Cours d’acoustique sous-marine. Technical report, ENSIETA, Brest, 2008.
- [Hermand88] Jean-Pierre Hermand and William I. Roderick. Delay-Doppler resolution performance of large time-bandwidth-product linear FM signals in a multipath ocean environment. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 84(5) :1709–1727, November 1988.
- [Hickman04] Granger Hickman and Jeffrey L. Krolik. Matched-field depth estimation for active sonar. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 115(2) :620–629, February 2004.
- [Hickman05] G. Hickman and J. Krolik. Wide-band target depth estimation in a scattering ocean environment. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2005. Proceedings. (ICASSP ’05)*, volume 4, pages iv/1077–iv/1080 Vol. 4. March 2005.
- [Hjelmervik10] Karl Thomas Hjelmervik. Target depth estimation using a ray backpropagation scheme on mid-frequency, active sonar data. In *Proceedings of ECUA*. 2010.
- [Huttenlocher93] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderma, and W. J. Rucklidge. Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(9) :850–863, September 1993.
- [Inza11] L. A. Inza, J. I. Mars, J. P. Métaixian, G. S. O’Brien, and O. Macedo. Localization with multicomponent seismic array. In *2011 4th IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP)*, pages 49–52. December 2011.
- [Iturbe10] Ion Iturbe. *Tomographie acoustique haute résolution dans un guide d’onde océanique*. Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, January 2010.
- [Jackson85] David D. Jackson and Mitsuhiro Matsu’ura. A Bayesian approach to nonlinear inversion. *Journal of Geophysical Research : Solid Earth*, 90(B1) :581–591, January 1985.
- [Jensen00] Finn B. Jensen, William A. Kuperman, Michael B. Porter, and Henrik Schmidt. *Computational Ocean Acoustics*. Springer Science & Business Media, March 2000.
- [Jesorsky01] Oliver Jesorsky, Klaus J. Kirchberg, and Robert W. Frischholz. Robust Face Detection Using the Hausdorff Distance. In Josef Bigun and Fabrizio Smeraldi, editors, *Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication*, number 2091 in Lecture Notes in Computer Science, pages 90–95. Springer Berlin Heidelberg, June 2001.
- [Jiang11] Longyu Jiang, Florian Aulanier, Grégoire Le Touzé, Barbara Nicolas, and Jerome I. Mars. Raypath Separation with High Resolution Processing. In IEEE /

- OES, editor, *OCEANS '11 IEEE Santander - Oceans of Energy for a Sustainable Future*, page n/c. Santander, Spain, June 2011.
- [Jiang14] L. Jiang and J. I. Mars. Automatic Detection of the Number of Raypaths in a Shallow-Water Waveguide. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 39(4) :713–723, October 2014.
- [Josso09a] N. F. Josso, C. Ioana, C. Gervaise, Y. Stephan, and J. I. Mars. Motion effect modeling in multipath configuration using warping based lag-Doppler filtering. In *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pages 2301–2304. April 2009.
- [Josso09b] N. F. Josso, J. J. Zhangt, A. Papandreou-Suppappolat, C. Ioana, J. I. Mars, C. Gervaise, and Y. Stephan. On the characterization of time-scale underwater acoustic signals using matching pursuit decomposition. In *OCEANS 2009*, pages 1–6. October 2009.
- [Josso09c] Nicolas Josso, Cornel Ioana, Cedric Gervaise, Jerome I. Mars, and Yann Stéphan. Modélisation des effets du mouvement dans des configurations multitrajets à l'aide de filtrage retard/doppler basé sur les déformations temporelles. In *XXIIème Colloque GRETSI (GRETSI 2009)*, page 373. Dijon, France, September 2009.
- [Josso09d] Nicolas F. Josso, Cornel Ioana, Jérôme I. Mars, Cédric Gervaise, and Yann Stéphan. On the consideration of motion effects in the computation of impulse response for underwater acoustics inversion. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 126(4) :1739–1751, October 2009.
- [Kay88] Steven M. Kay. *Modern Spectral Estimation : Theory and Application*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J., January 1988.
- [Kay93] Steven M. Kay. *Fundamentals of Statistical Signal Processing, Volume I : Estimation Theory*. Prentice-Hall, 1993.
- [Keller78] Joseph B. Keller. Rays, waves and asymptotics. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 84(5) :727–750, 1978.
- [Kim98] Y. L. Kim, S. U. Pillai, and J. R. Guerci. Optimal loading factor for minimal sample support space-time adaptive radar. In *Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1998*, volume 4, pages 2505–2508 vol.4. May 1998.
- [Knudsen04] F. R. Knudsen, J. E. Fosseidengen, F. Oppedal, Ø. Karlsen, and E. Ona. Hydroacoustic monitoring of fish in sea cages : Target strength (TS) measurements on Atlantic salmon (*Salmo salar*). *Fisheries Research*, 69(2) :205–209, September 2004.
- [Krim96] H. Krim and M. Viberg. Two decades of array signal processing research : The parametric approach. *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(4) :67–94, July 1996.
- [Kundu96] Debasis Kundu. Modified MUSIC algorithm for estimating DOA of signals. *Signal Processing*, 48(1) :85–90, January 1996.
- [Kung81] S. Y. Kung. A Toeplitz approximation method and some applications. *Internat. Sympos. On Mathematical Theory of Networks and Systems*, 4, 1981.
- [Kung83] S. Y. Kung, K. S. Arun, and D. V. Bhaskar Rao. State-space and singular-value decomposition-based approximation methods for the harmonic retrieval problem. *Journal of the Optical Society of America*, 73(12) :1799, December 1983.

- [Lammers08] Marc O. Lammers, Russell E. Brainard, Whitlow W. L. Au, T. Aran Mooney, and Kevin B. Wong. An ecological acoustic recorder (EAR) for long-term monitoring of biological and anthropogenic sounds on coral reefs and other marine habitats. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 123(3) :1720–1728, March 2008.
- [Lavergne86] M. Lavergne. *Méthodes sismiques*. Editions TECHNIP, 1986.
- [Law10] Kara Lavender Law, Skye Morét-Ferguson, Nikolai A. Maximenko, Giora Proskurowski, Emily E. Peacock, Jan Hafner, and Christopher M. Reddy. Plastic Accumulation in the North Atlantic Subtropical Gyre. *Science*, 329(5996) :1185–1188, September 2010.
- [Le Touzé11] Grégoire Le Touzé, Barbara Nicolas, and Jerome I. Mars. Double MUSIC Actif Large bande pour la tomographie sous-marine. In *XXIIIème Colloque GRETSI (GRETSI 2011)*, page ID215. Bordeaux, France, September 2011.
- [LeBlanc80] Lester R. LeBlanc and Foster H. Middleton. An underwater acoustic sound velocity data model. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 67(6) :2055–2062, June 1980.
- [Lee04] Yung P. Lee, Herbert Freese, and William W. Lee. Subarray Beam-Space Adaptive Beamforming for a Dynamic Long Towed-Array. Technical report, Science applications international corp/fairfax VA, December 2004.
- [Leportois16] Daphnée Leportois. Les mers ont des oreilles. <https://lejournel.cnrs.fr/articles/les-mers-ont-des-oreilles>, September 2016.
- [Levanon04] Nadav Levanon and Eli Mozeson. *Radar Signals*. John Wiley & Sons, September 2004.
- [Love71a] Richard H. Love. Dorsal-Aspect Target Strength of an Individual Fish. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 49(3B) :816–823, March 1971.
- [Love71b] Richard H. Love. Measurements of fish target strength : A review. *Fish. Bull.*, 69(4) :703–715, 1971.
- [Love73] Richard H. Love. Target strengths of humpback whales *Megaptera novaeangliae*. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 54(5) :1312–1315, November 1973.
- [Love77] Richard H. Love. Target strength of an individual fish at any aspect. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 62(6) :1397–1403, December 1977.
- [Lu97] I-Tai Lu. Simultaneous Characterization of Source, Array and Environment Using A Ray Travel-Time Inversion Approach. *Journal of Computational Acoustics*, 05(02) :193–218, June 1997.
- [Lu99] I.-Tai Lu. Robustness of a ray travel-time inversion approach. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 106(5) :2442–2453, November 1999.
- [Lu01] Yue Lu, Chew Lim Tan, Weihua Huang, and Liying Fan. An approach to word image matching based on weighted Hausdorff distance. In *Sixth International Conference on Document Analysis and Recognition, 2001. Proceedings*, pages 921–925. 2001.
- [Lucifredi07] Irena Lucifredi and Peter J. Stein. Gray whale target strength measurements and the analysis of the backscattered response. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 121(3) :1383–1391, March 2007.

- [Ma99] Xiaoqun Ma and Z.-H. Michalopoulou. Matched arrival processing for efficient inversion in underwater acoustics. In *OCEANS '99 MTS/IEEE. Riding the Crest into the 21st Century*, volume 3, pages 1577–1580 vol.3. 1999.
- [Ma03] Ning Ma and Joo Thiam Goh. Efficient method to determine diagonal loading value. In *2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003. Proceedings. (ICASSP '03)*, volume 5, pages V–341–4 vol.5. April 2003.
- [Ma11] Hua Ma. *Localisation de Sources Par Méthodes À Haute Résolution et Par Analyse Parcimonieuse*. Ph.D. thesis, Université de Franche-Comté, 2011.
- [Marandet11] Christian Marandet. *Détection et Localisation de Cible En Guide D'onde : Application Au Concept de Barrière Acoustique À L'échelle Du Laboratoire*. Grenoble, October 2011.
- [Marcos98] Sylvie Marcos. *Les méthodes à haute résolution : Traitement d'antenne et analyse spectrale*. Hermes Science Publications, Paris, February 1998.
- [Maric94] S. V. Maric, I. Seskar, and E. L. Titlebaum. On cross-ambiguity properties of Welch-Costas arrays. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 30(4) :1063–1071, October 1994.
- [Marple Jr87] S. Lawrence Marple Jr. *Digital Spectral Analysis with Applications*, volume 1. Prentice Hall, 1987.
- [McMullen98] F. McMullen and E. McCarthy. Acoustic analysis of SWAC 4 Phase II. Technical report, SACLANTCEN Bioacoustics Panel, La Spezia, Italy, 1998.
- [Medwin97] Herman Medwin and Clarence S. Clay. *Fundamentals of Acoustical Oceanography*. Academic Press, November 1997.
- [Metz05] Bert Metz, Ogunlade Davidson, Heleen de Coninck, Manuela Loos, Leo Meyer, and others. *Carbon Dioxide Capture and Storage*. Cambridge university press, 2005.
- [Meyer06] Matthias Meyer and Jean-Pierre Hermand. Backpropagation techniques in ocean acoustic inversion : Time reversal, retrogradation and adjoint model – A review. In Andrea Caiti, N. Ross Chapman, Jean-Pierre Hermand, and Sérgio M. Jesus, editors, *Acoustic Sensing Techniques for the Shallow Water Environment*, pages 29–46. Springer Netherlands, 2006.
- [Michalopoulou00] Zoi-Heleni Michalopoulou. Matched-impulse-response processing for shallow-water localization and geoacoustic inversion. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 108(5) :2082–2090, 2000.
- [Miller01] J. H. Miller and D. C. Potter. Active high frequency phased-array sonar for whale shipstrike avoidance : Target strength measurements. In *MTS/IEEE Conference and Exhibition OCEANS, 2001*, volume 4, pages 2104–2107 vol.4. 2001.
- [Miron05a] Sebastian Miron, Nicolas Le Bihan, and Jérôme I. Mars. Vector-Sensor MUSIC for Polarized Seismic Sources Localization. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2005(1) :280527, January 2005.
- [Miron05b] Sebastian Miron, Nicolas Le Bihan, and Jérôme I. Mars. Étude des performances du modèle quaternionique en traitement d'antenne vectorielle. *20^e Colloque sur le traitement du signal et des images, 2005* ; p. 77-80, 2005.
- [Miron06a] S. Miron, N. Le Bihan, and J. I. Mars. High Resolution Vector-Sensor Array Processing Based on Biquaternions. In *2006 IEEE International Conference on*

- Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings*, volume 4, pages IV–IV. May 2006.
- [Miron06b] S. Miron, N. Le Bihan, and J. I. Mars. Quaternion-MUSIC for vector-sensor array processing. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(4) :1218–1229, April 2006.
- [Mitchell68] Richard L. Mitchell and August W. Rihaczek. Matched-Filter Responses of the Linear FM Waveform. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-4(3) :417–432, May 1968.
- [Moore11] Michael John Moore, Terrence Hammar, Julie Arruda, Scott Cramer, Sophie Dennison, Eric Montie, and Andreas Fahlman. Hyperbaric computed tomographic measurement of lung compression in seals and dolphins. *Journal of Experimental Biology*, 214(14) :2390–2397, July 2011.
- [Mours16] Alexis Mours, Cornel Ioana, Jérôme I. Mars, Nicolas F. Josso, and Yves Doisy. Target-depth estimation in active sonar : Cramer–Rao bounds for a bilinear sound-speed profile. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 140(3) :1771–1782, September 2016.
- [Nakken77] Odd Nakken and Kjell Olsen. Target strength measurements of fish. 52-69, 1977.
- [Nell03] Christopher W. Nell and Layton E. Gilroy. An improved BASIS model for the BeTSSi submarine. *DRDC Atlantic TR*, 199 :2003, 2003.
- [Nuttall81] A. Nuttall. Some windows with very good sidelobe behavior. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 29(1) :84–91, February 1981.
- [Oudompheng15] Benoit Oudompheng. *Localisation et contribution de sources acoustiques de navire au passage par traitement d’antenne réduite*. Ph.D. thesis, Université Grenoble Alpes, November 2015.
- [Parvin07] S. J. Parvin, J. R. Nedwell, and E. Harland. The Target Strength of marine mammals, and estimated performance of Active Acoustic Monitoring systems. *Subacoustech Report Reference : 565R0212*, February, 2007.
- [Pecknold09] S.P. Pecknold, W.M. Renaud, D.R. McGaughey, J.A. Theriault, and R.F. Marsden. Improved Active Sonar Performance Using Costas Waveforms. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 34(4) :559–574, October 2009.
- [Perkins92] J. S. Perkins, W. A. Kuperman, L. E. Tinker, and G. T. Murphy. Active matched-field processing. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 91(4) :2366–2366, April 1992.
- [Pillai89a] S. U. Pillai and B. H. Kwon. Forward/backward spatial smoothing techniques for coherent signal identification. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37(1) :8–15, January 1989.
- [Pillai89b] S. U. Pillai and B. H. Kwon. Performance analysis of MUSIC-type high resolution estimators for direction finding in correlated and coherent scenes. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 37(8) :1176–1189, August 1989.
- [Porter87] Michael B. Porter and Homer P. Bucker. Gaussian beam tracing for computing ocean acoustic fields. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 82(4) :1349–1359, October 1987.
- [Porter11] Michael B. Porter. The BELLHOP Manual and User’s Guide : PRELIMINARY DRAFT. *Heat, Light, and Sound Research, Inc., La Jolla, CA, USA, Tech. Rep*, 2011.

- [Richardson91] A. M. Richardson and L. W. Nolte. A posteriori probability source localization in an uncertain sound speed, deep ocean environment. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 89(5) :2280–2284, May 1991.
- [Richardson13] W. John Richardson, Charles R. Greene Jr, Charles I. Malme, and Denis H. Thomson. *Marine Mammals and Noise*. Academic Press, October 2013.
- [Rihaczek67] August W. Rihaczek. Delay-Doppler Ambiguity Function for Wideband Signals. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, AES-3(4) :705–711, July 1967.
- [Rihaczek96] August W. Rihaczek. Principles of high-resolution radar. *Norwood, MA : Artech House, 1996.*, 1996.
- [Rissanen78] J. Rissanen. Modeling by shortest data description. *Automatica*, 14(5) :465–471, September 1978.
- [Roux11] Philippe Roux, Ion Iturbe, Barbara Nicolas, Jean Virieux, and Jérôme I. Mars. Travel-time tomography in shallow water : Experimental demonstration at an ultrasonic scale. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 130(3) :1232–1241, September 2011.
- [Russo65] Donato M. Russo and Charles L. Bartberger. Ambiguity Diagram for Linear FM Sonar. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 38(2) :183–190, August 1965.
- [Sarmiento98] Jorge L. Sarmiento, Tertia M. C. Hughes, Ronald J. Stouffer, and Syukuro Manabe. Simulated response of the ocean carbon cycle to anthropogenic climate warming. *Nature*, 393(6682) :245–249, May 1998.
- [Schmidt86] R. Schmidt. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 34(3) :276–280, March 1986.
- [Schneider03] Hans G. Schneider, R. Berg, L. Gilroy, I. Karasalo, I. MacGillivray, M. T. Morshuizen, and A. Volker. Acoustic scattering by a submarine : Results from a benchmark target strength simulation workshop. *ICSV10*, pages 2475–2482, 2003.
- [Sen96] Mrinal K. Sen and Paul L. Stoffa. Bayesian inference, Gibbs’ sampler and uncertainty estimation in geophysical inversion. *Geophysical Prospecting*, 44(2) :313–350, March 1996.
- [Sen13] Mrinal K. Sen and Paul L. Stoffa. *Global Optimization Methods in Geophysical Inversion*. Cambridge University Press, February 2013.
- [Shan85a] Tie-Jun Shan and T. Kailath. Adaptive beamforming for coherent signals and interference. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 33(3) :527–536, June 1985.
- [Shan85b] Tie-Jun Shan, M. Wax, and T. Kailath. On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 33(4) :806–811, August 1985.
- [Shannon49] C. E. Shannon. Communication in the Presence of Noise. *Proceedings of the IRE*, 37(1) :10–21, January 1949.
- [Socheleau11] F. X. Socheleau, C. Laot, and J. M. Passerieux. Stochastic Replay of Non-WSSUS Underwater Acoustic Communication Channels Recorded at Sea. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(10) :4838–4849, October 2011.

- [Stoica90] Petre Stoica and Randolph L Moses. On biased estimators and the unbiased Cramér-Rao lower bound. *Signal Processing*, 21(4) :349–350, December 1990.
- [Tarantola05] Albert Tarantola. *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*. SIAM, 2005.
- [Taroudakis01] Michael I. Taroudakis and George N Makrakis. *Inverse Problems in Underwater Acoustics*. Springer, 2001.
- [Touzé07] Grégoire Le Touzé. *Localisation de source par petits fonds en UBF (1-100 Hz) à l'aide d'outils temps-fréquence*. Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, November 2007.
- [Urlick67] Robert J. Urlick. *Principles of Underwater Sound for Engineers*. McGraw-Hill, 1967.
- [Van Trees68] Harry L. Van Trees. *Detection, Estimation, and Modulation Theory*, volume Part I. John Wiley & Sons, 1968.
- [Van Trees04] Harry L. Van Trees. *Detection, Estimation, and Modulation Theory : Optimum Array Processing*, volume Part III. John Wiley & Sons, 2004.
- [Veen88] B. D. Van Veen and K. M. Buckley. Beamforming : A versatile approach to spatial filtering. *IEEE ASSP Magazine*, 5(2) :4–24, April 1988.
- [Vincent04] F. Vincent and O. Besson. Steering vector errors and diagonal loading. *Sonar and Navigation IEE Proceedings - Radar*, 151(6) :337–343, December 2004.
- [Voltz94] Peter Voltz and I.-Tai Lu. A time-domain backpropagating ray technique for source localization. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 95(2) :805–812, February 1994.
- [Woodward53] P. M. Woodward. *Probability and Information Theory with Application to Radar. 1953*. Pergamon, London, 1953.
- [Wyner98] Aaron D. Wyner and Shlomo Shamai. Introduction to ‘Communication in the presence of noise’ by CE Shannon. *Proc. IEEE*, 86(2) :442–446, 1998.
- [Xu06] Wen Xu and H. Schmidt. System-orthogonal functions for sound speed profile perturbation. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 31(1) :156–169, January 2006.
- [Zhang10] Ying Zhang and Boon Poh Ng. MUSIC-Like DOA Estimation Without Estimating the Number of Sources. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 58(3) :1668–1676, March 2010.

Localisation de cible en sonar actif.

Résumé — La connaissance de l’environnement marin est nécessaire pour un grand nombre d’applications dans le domaine de l’acoustique sous-marine comme la communication, la localisation et détection sonar et la surveillance des mammifères marins. Il constitue le moyen principal pour éviter les interférences néfastes entre le milieu naturel et les actions industriels et militaires conduites en zones côtières.

Ce travail de thèse se place dans un contexte de sonar actif avec des fréquences allant de 1 kHz à 10 kHz pour des distances de propagations allant de 1 km à plusieurs dizaines de kilomètres. Nous nous intéressons particulièrement aux environnements de propagation grands fonds, à l’utilisation des antennes industrielles comme les antennes de flancs, les antennes cylindriques et les antennes linéaires remorquées, et à l’utilisation de signaux large bande afin de travailler avec des résolutions en distance et en vitesse très élevées. Le travail de recherche présenté dans ce mémoire est dédié à la recherche de nouveaux paramètres discriminants pour la classification de cible sous-marine en sonar actif et notamment à l’estimation de l’immersion instantanée.

Cette étude présente : (1) les calculs de nouvelles bornes de Cramer-Rao pour la position d’une cible en distance et en profondeur, (2) l’estimation conjointe de la distance et de l’immersion d’une cible à partir de la mesure des temps d’arrivées et des angles d’élévations sur une antenne surfacique et (3) l’estimation conjointe de la distance, de l’immersion et du gisement d’une cible à partir de la mesure des temps d’arrivées et des pseudo-gisements sur une antenne linéaire remorquée.

Les méthodes développées lors de cette étude ont été validées sur des simulations, des données expérimentales à petite échelle et des données réelles en mer.

Mots clés : Bornes de Cramer-Rao, inversion, localisation de cible, sonar actif, estimation de l’immersion, site, pseudo-gisement ,effet Doppler large bande, théorie des rayons, antenne linéaire remorquée, antenne surfacique, cuve, expérience échelle réduite.

Target localization in active sonar.

Abstract — The knowledge of the marine environment is required for many underwater applications such as communications, sonar localization and detection, and marine mammals monitoring. It enables preventing harmful interference between the natural environment and industrial and military actions in coastal areas.

This thesis work concentrates upon the context of active sonar with frequencies from 1 kHz to 10 kHz and long propagation ranges from 1 km to several tens of kilometers. We also concentrates upon deep water environment, the use of industrial arrays such as cylindrical arrays, flank arrays and linear towed arrays, and the use of large time-bandwidth signals in order to obtain high distance and speed resolutions. This research work is dedicated to the research of new features for the underwater target classification in active sonar, and specifically to the instantaneous target-depth estimation.

This thesis presents : (1) calculations of new Cramer-Rao bounds for the target-position in range and in depth, (2) the joint estimation of the target-depth and the target-range from the arrival time and elevation angle measures with a surface array, (3) the joint estimation of the target-depth, the target-range and the target-bearing from the arrival time and pseudo-bearing angle measures with a linear towed array.

The methods presented in this manuscript have been benchmarked on simulation, on reduced-scale experimental data and real marine data.

Keywords : Cramer-Rao bounds, geoacoustic inversion, target localization, active sonar, depth estimation, site, pseudo-bearing, broadband Doppler effect, ray theory, linear towed array, surface array, water tank, reduced-scale experiment.