IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom

UNIVERSITE BRETAGNE LOIRE

THÈSE / IMT Atlantique

sous le sceau de l'Université Bretagne Loire

pour obtenir le grade de

DOCTEUR D'IMT Atlantique

Spécialité : Télécommunications

École Doctorale Mathématiques et STIC

Présentée par

Ewen Conan

Préparée dans le département Signal & communication

Laboratoire Labsticc

Traitements adaptés aux antennes linéaires horizontales pour la discrimination en immersion de sources Ultra Basse Fréquence

Thèse soutenue le 26 septembre 2017

devant le jury composé de :

Jérôme Mars
Professeur, Grenoble INP / président

David Brie
Professeur, Université de Lorraine / rapporteur

Sergio Jesus
Professeur, Université de l'Algarve / rapporteur

Laurent Guillon
Maître de conférences, Ecole Navale - Brest / examinateur

Barbara Nicolas
Chargée de recherche CNRS, Insa Lyon / examinateur

Julien Bonnel
Maître de conférences, ENSTA Bretagne / examinateur

Thierry Chonavel
Professeur, IMT Atlantique / directeur de thèse

Dominique Fattaccioli
Expert acoustique sous-marine, DGA Techniques Navales - Toulon / invité

Remerciements

Merci à mes directeurs de thèse, Julien Bonnel, Thierry Chonavel et Barbara Nicolas pour leurs conseils et leur suivi durant ces trois années de thèse. Merci à tous les membres du jury d'avoir pris le temps d'examiner et de commenter mes travaux : David Brie, Sérgio Jesus, Laurent Guillon, Dominique Fattaccioli et en particulier Jérôme Mars qui a accepté de présider mon jury. Merci aussi à Dominique Pastor et encore une fois à Laurent Guillon pour avoir participé à mon comité de suivi de thèse, et ainsi contribué au choix des axes de recherche explorés durant la dernière année.

Merci à tous les membres de l'équipe Acoustique Passive, ainsi qu'à toutes les personnes avec qui j'ai eu l'occasion d'interagir et d'échanger au cours de ma thèse.

Merci aux copains et aux copines qui se reconnaîtront, sans qui ces trois années auraient paru beaucoup plus longues.

Table des matières

Introduction **1**
Contexte et objectifs . . . 3
Organisation du manuscrit . . . 4

1 Propagation acoustique sous-marine **7**
Introduction . . . 9
1.1 L'océan comme milieu acoustique . . . 9
1.1.1 Vitesse du son . . . 9
1.1.2 Interfaces . . . 10
1.1.3 Amortissement . . . 12
1.1.4 Trajets acoustiques . . . 12
1.2 L'équation d'onde . . . 13
1.2.1 Origine physique . . . 14
1.2.2 Introduction d'une source . . . 15
1.2.3 Équation d'Helmholtz . . . 15
1.2.4 Conditions aux limites . . . 15
1.2.5 Résolution de l'équation d'onde . . . 16
1.3 Modèle de propagation en modes normaux . . . 18
1.3.1 Géométrie du problème . . . 18
1.3.2 Expression du champ acoustique . . . 19
1.3.3 Modes libres et modes piégés . . . 23
1.3.4 Variations du milieu avec la distance . . . 25
Conclusion . . . 26

2 Extraction de l'information modale **29**
Introduction . . . 31
2.1 Mesure du champ acoustique . . . 31
2.1.1 Antenne verticale . . . 32
2.1.2 Antenne horizontale . . . 33
2.1.3 Signal temporel, signal fréquentiel . . . 35
2.2 Filtrage modal . . . 36
2.2.1 État de l'art . . . 36
2.2.2 Estimation linéaire . . . 38
2.2.3 Antenne horizontale et analyse spectrale . . . 42
2.3 Taux d'énergie piégée . . . 44
2.3.1 Définitions . . . 44
2.3.2 Estimation . . . 48
Conclusion . . . 52

3 Discrimination en immersion **53**
Introduction . . . 55
3.1 Classification binaire . . . 55
3.1.1 État de l'art . . . 55
3.1.2 Performances d'un classifieur binaire . . . 57
3.2 État de l'art de la discrimination en immersion . . . 61
3.2.1 Méthode en sous-espaces . . . 61
3.2.2 Scintillation . . . 63
3.2.3 Suppression d'interférences . . . 64
3.2.4 Invariant océanique . . . 64
3.3 Construction d'un classifieur pour la discrimination en immersion . . . 65
3.3.1 Formulation générale des hypothèses . . . 65
3.3.2 Spécification des hypothèses . . . 66
3.3.3 Métriques de décision . . . 68
3.3.4 Évaluation des performances . . . 69
3.3.5 Comparaison avec l'existant . . . 73
3.4 Études sur des données simulées . . . 75
3.4.1 Fréquence . . . 75
3.4.2 Profondeur d'immersion de l'antenne . . . 78
3.4.3 Ouverture horizontale de l'antenne . . . 78
3.4.4 Rapport signal à bruit . . . 79
3.5 Extensions . . . 82
3.5.1 Antenne verticale . . . 82
3.5.2 Cas large-bande . . . 82
3.5.3 Variations du milieu avec la distance . . . 83
Conclusion . . . 84

4 Simulations réalistes et données réelles **85**
Introduction . . . 87
4.1 Présentation des données . . . 87
4.1.1 Acquisition des données . . . 87
4.1.2 Données traitées . . . 90
4.2 Performances prédites et erreurs de modèles . . . 91
4.2.1 Construction des classifieurs . . . 91
4.2.2 Erreurs de modélisation . . . 93
4.3 Application aux données réelles . . . 100
4.3.1 Résultats . . . 100
4.3.2 Dégradation du modèle environnemental . . . 103
Conclusion . . . 105

Conclusion et perspectives **107**
Résumé du manuscrit . . . 107
Conclusion . . . 108
Perspectives . . . 109

Annexe A Modes et transport d'énergie **113**
A.1 Énergie et intensité acoustiques 113
A.2 Intensité d'une onde monochromatique 113
A.3 Application au modèle en modes normaux 114

Bibliographie **117**

Introduction

Alors que les océans recouvrent la majeure partie du globe terrestre (environ 70% en termes de surface), il s'agit d'un milieu mal connu. L'océanographe James E. Gardner, spécialiste en géologie marine, affirme même que « la surface de la lune est mieux connue que le fond des océans ». Pourtant, l'importance des océans ne se mesure pas qu'à l'aune de leur surface : ils abritent aussi la majorité de la vie sur Terre, et jouent un rôle majeur dans la régulation du climat. En plus de ces questions écologiques, l'océan est aussi l'objet d'enjeux politiques, économiques et militaires. Il héberge en effet diverses ressources, par exemple halieutiques ou en hydrocarbures, et c'est également le principal vecteur du commerce international (on estime que 90% des marchandises produites transitent par voie maritime). L'océan est aussi exploité à des fins militaires : les flottes permettent par exemple la projection des armées loin du territoire national, et des sous-marins peuvent contribuer à la dissuasion nucléaire.

Malgré ces enjeux majeurs, l'océan demeure mystérieux car c'est un milieu hostile à l'exploration humaine. Celle-ci est fortement limitée par les pressions considérables dans les grandes profondeurs, les propriétés corrosives de l'eau salée, et enfin la faible distance de propagation des ondes électromagnétiques, en particulier la lumière. Si les conséquences du manque de lumière sont évidentes, notons aussi que les ondes électromagnétiques en général sont le vecteur principal utilisé par les technologies de communication et d'information en dehors du milieu marin : téléphonie mobile, radio, radar, GPS, etc. La mauvaise propagation de ces ondes dans l'océan empêche donc d'y utiliser ces mêmes technologies. Une alternative intéressante est alors l'utilisation des ondes acoustiques comme vecteur d'information : cette possibilité est d'ailleurs largement exploitée par la faune locale, les mammifères marins en particulier. Citons par exemple les vocalises des cétacés permettant aux individus de communiquer entre eux, ou les clics d'écholocation utilisés par les dauphins pour percevoir leur environnement.

L'étude de la propagation de telles ondes est l'objet de l'acoustique sous-marine. Cette discipline a connu son essor au XX^{e} siècle, qui vit l'apparition du sonar à la fin de la Première Guerre mondiale, et le développement des techniques de surveillance de l'océan pendant la guerre froide. Les applications de l'acoustique sous-marine sont généralement réparties dans trois grandes familles :

— la communication sous-marine et le positionnement ;
— la caractérisation du milieu marin ;
— la détection et la localisation de sources.

La communication sous-marine exploite la propagation des ondes acoustiques pour porter une information, par exemple par modulation de fréquence ou d'amplitude. Cela permet notamment aux véhicules sous-marins de communiquer avec une base terrestre (par l'intermédiaire de transducteurs acoustiques immergés et de câbles sous-marins), mais aussi de transmettre les informations enregistrées par divers capteurs immergés, ou de coordonner une flotte de véhicules autonomes. Dans ce dernier cas, les ondes acoustiques sont utilisées à la fois pour la communication et le positionnement des différents véhicules.

La caractérisation du milieu marin s'intéresse aux propriétés de la colonne d'eau comme des sédiments. En étudiant la façon dont les ondes se propagent dans un milieu inconnu, il est possible de déduire des informations sur les propriétés dudit milieu. On peut distinguer deux

niveaux d'information :

1. l'estimation des propriétés influençant directement la propagation acoustique : célérité, densité, relief du fond...

2. la déduction, à partir des estimations précédentes, de la nature du milieu (par exemple le type de sédiments constituant le fond) ou des phénomènes mis en jeu (par exemple, expliquer une variation de célérité par la présence d'une onde interne).

Comparée à l'étude d'échantillons prélevés *in situ*, l'utilisation des ondes acoustiques permet une approche moins locale de la caractérisation du milieu et une plus grande facilité de déploiement. On distingue l'approche **active**, dans laquelle l'opérateur émet un signal connu et étudie sa propagation, de l'approche **passive**, qui exploite des sources acoustiques dites d'opportunité : trafic maritime, mammifères marins ou bruit ambiant.

Enfin, **la détection et la localisation** s'intéressent à certains objets présents dans le milieu marin, appelés sources ou cibles selon le contexte. On distingue ici encore les approches active et passive. L'approche active consiste à émettre un signal acoustique, puis à étudier son écho sur une cible : mine, sous-marins, épaves... L'approche passive consiste à simplement écouter ce qui se passe à l'aide d'un ou plusieurs hydrophones, sans rien émettre. On cherche alors dans les signaux enregistrés des indices de la présence de sources d'intérêt : c'est la détection. Une fois ces indices détectés, on peut chercher à en localiser la source.

On a ici distingué trois grands domaines d'application de l'acoustique sous-marine, mais il est encore nécessaire de préciser que l'on distingue différents régimes de propagation, liés à l'environnement et aux fréquences mises en jeu. Les modèles utilisés pour décrire la propagation varient selon le régime de propagation, et par conséquent, les traitements appliqués aux signaux aussi.

En terme d'environnement, on distingue classiquement les environnements dits « **petit fond** » des environnements « **grand fond** ». Dans le premier cas, qui correspond aux plateaux continentaux proches des côtes, les ondes qui se propagent interagissent fortement avec les fonds marins et la surface. Dans le second cas, qui correspond aux plaines abyssales, les ondes acoustiques peuvent se propager sur de longues distances sans interagir avec la surface ou le fond.

À noter que cette distinction est aussi liée aux fréquences considérées : dans un environnement donné, les fréquences les plus basses pénètrent davantage dans les sous-sols. La distinction entre « grand fond » et « petit fond » repose alors plutôt sur le rapport entre la longueur d'onde (inversement proportionnelle à la fréquence) et la profondeur d'eau.

Notons enfin que les méthodes et traitements développés sont généralement liés à un modèle de mesure, et par conséquent à la **configuration des récepteurs**. En effet, la propagation acoustique étant un phénomène spatio-temporel, les mesures acoustiques se font en général en plusieurs endroits simultanément à l'aide d'un ensemble d'hydrophones, appelé antenne ou réseau. La géométrie selon laquelle est organisé un tel ensemble influe sur les méthodes utilisées pour exploiter les mesures acoustiques. Notons qu'il existe aussi des traitements adaptés à l'extraction d'information dans le cadre d'une configuration mono-capteur.

Contexte et objectifs

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de la **localisation** de source **ultra basse fréquence** (UBF, inférieure à 500 Hz) dans un environnement « **petit fond** ». De telles sources sont nombreuses dans l'océan : vibrations des navires et sous-marins, bruits d'hélice, mammifères marins, etc. Les ondes qu'elles émettent présentent la particularité de pouvoir se propager sur de grandes distances. Précisons aussi que souvent, ces ondes pénètrent profondément les sous-sols, dont les caractéristiques influent alors sur la structure du champ acoustique. On s'intéresse particulièrement au cas des sources **monochromatiques**, mais les méthodes développées sont facilement adaptables à un cas large-bande, en combinant les traitements monochromatiques pour plusieurs fréquences.

On se place dans le cadre de **l'acoustique passive**, et on suppose que le champ acoustique est échantillonné par une **antenne linéaire horizontale**. Il s'agit d'un ensemble de capteurs répartis sur une ligne horizontale, et donc situés à une même profondeur. D'un point de vue géométrique, cette configuration est proche d'une configuration opérationnelle où l'antenne serait tractée dans le sillage d'un navire ou d'un sous-marin.

Dans un tel contexte, la propagation acoustique est généralement décrite par la théorie des modes normaux : le champ acoustique s'exprime comme une somme de modes, dont les caractéristiques dépendent de l'environnement et de la position de la source. On appelle dispersion modale le fait que ces modes se propagent à des vitesses différentes. Cette dispersion rend les techniques classiques de traitement d'antenne (reposant généralement sur des hypothèses de type « champ libre » et « onde plane ») inapplicables. L'extraction d'information sur la position de la source repose alors généralement sur une approche appelée *matched-field processing*[1] (MFP) introduite par Bucker [Bucker 1976]. Elle consiste à comparer la mesure au champ acoustique simulé pour différentes positions de source, pour en déduire la position la plus probable. De nombreuses variantes de cette approche ont été développées, suivant la configuration des récepteurs et le type de source [Baggeroer *et al.* 1993]. Dans le cas de la propagation modale, la comparaison peut porter sur les amplitudes des modes plutôt que sur le champ de pression, on parle alors de *matched-mode processing*[2] (MMP) [Shang *et al.* 1985]. Cependant, deux problèmes majeurs limitent l'utilisation des approches de type MFP et MMP dans un cadre opérationnel :

1. dans le cas des antennes linéaires horizontales, la capacité à localiser la source est liée à la longueur de l'antenne, et les longueurs nécessaires sont rarement atteignables en pratique ;
2. ces traitements reposant sur la simulation de la propagation, ils nécessitent pour ce faire un modèle d'environnement et sont sensibles aux erreurs de modélisation, inévitables dans la description d'un environnement réel.

Pour ces deux raisons, il est apparu pertinent de rechercher une information moins précise que la position exacte de la source, mais dont l'obtention serait possible avec des antennes plus courtes, et plus robuste face aux incertitudes environnementales. Ainsi, la thèse porte sur la **discrimination en immersion**, i.e. la distinction entre les sources proches de la surface et les sources immergées. Cette information est particulièrement intéressante dans le cadre de la lutte anti-sous-marine, pour distinguer la signature d'un sous-marin de celles des bâtiments de surface.

1. on trouve parfois l'expression « traitement par champs d'ondes adaptés » dans la littérature francophone
2. on trouve parfois l'expression « traitement par modes adaptés » dans la littérature francophone

Elle pourrait aussi servir en biologie marine, par exemple pour différencier une espèce vocalisant près de la surface d'une autre espèce privilégiant les grandes profondeurs.

Ce problème est pour la première fois évoqué dans la littérature par Premus [Premus 1997, Premus 1999], qui le traite en exploitant le concept de la scintillation acoustique. Il s'agit des variations temporelles de l'intensité acoustique mesurée, causées par les oscillations spatiales de la source ou des variations du guide d'onde. L'amplitude de ces oscillations dépendant, entre autres, de la profondeur d'immersion de la source, Premus propose d'exploiter ce phénomène pour décider si la source est immergée ou proche de la surface.

Citons aussi l'utilisation de l'invariant océanique pour la discrimination en immersion. Cet invariant caractérise les motifs d'interférence observés dans le domaine distance-fréquence, lorsque le champ acoustique généré par une source large-bande est mesuré avec une antenne horizontale. Il a été vérifié expérimentalement que ces striations différaient pour une source immergée ou une source de surface [Turgut & Fialkowski 2012], et différentes pistes ont été explorées pour exploiter ce phénomène pour la discrimination en immersion [Bonnel 2010, Emmetière *et al.* 2017].

Une autre approche est envisagée dans [Premus *et al.* 2004] et [Premus & Helfrick 2013]. Celle-ci exploite la description du champ acoustique sous forme de modes normaux. Les auteurs exploitent le fait que les certains modes, dits piégés, sont peu excités par les sources proches de la surface. Ils proposent une métrique de décision (ou statistique) calculée à partir de la mesure, qui vise donc à évaluer la contribution de ces modes piégés, pour décider si la source d'intérêt est immergée ou proche de la surface. Les auteurs présentent un exemple sur des données réelles, où la statistique prend des valeurs plus élevées pour la source immergée que pour la source de surface. Cependant, aucune méthode n'est proposée pour choisir a priori un seuil auquel comparer la métrique afin de prendre une décision. Notons que ce choix d'un seuil, crucial pour une application pratique, n'est pas non plus traité dans les différentes références citées ci-avant.

C'est dans la continuité de cette dernière approche, basée sur les modes piégés, que s'inscrivent les travaux présentés dans ce manuscrit. Différentes métriques de décision basées sur le filtrage modal sont proposées pour la discrimination en immersion. Le problème de la discrimination est reformulé de manière physique, pour faire intervenir directement la profondeur de la source, ce qui permettra d'utiliser des méthodes Monte-Carlo pour prédire les performances possibles avec différentes méthodes de décision. Ces performances prédites peuvent être utilisées pour choisir la méthode de décision la plus appropriée dans un cas donné. Dans le cas où la décision repose sur la comparaison d'une métrique de décision à un seuil, la prédiction des performances permet de choisir a priori la valeur de ce seuil en fonction des performances visées. Cette méthode pour choisir un seuil est enfin validée sur des données expérimentales : la méthodologie proposée dans le manuscrit est utilisée pour identifier avec succès une source de surface (le bruit rayonné par un navire en mouvement) ainsi qu'une source immergée (une source artificielle dédiée à l'expérimentation et tractée par un navire, à 30 m de profondeur).

Organisation du manuscrit

Le manuscrit est organisé en quatre chapitres :

1. présentation des notions d'acoustique sous-marine nécessaires à la compréhension du reste de l'ouvrage ;

2. extraction d'informations sur les modes normaux à partir d'une mesure réalisée avec une antenne linéaire ;
3. discrimination en immersion : état de l'art et contributions ;
4. application à des données réelles.

Le **premier chapitre** vise à présenter les particularités de l'océan comme milieu de propagation acoustique. Les principes importants régissant cette propagation sont d'abord présentés sous l'angle de l'acoustique géométrique, approche plus intuitive basée sur le concept de rayon acoustique. Dans un second temps, l'équation d'onde est introduite, et les liens entre les concepts précédemment abordés et les équations mathématiques sont explicités. Les différentes méthodes utilisées en acoustique sous-marine pour modéliser la propagation sont ensuite présentées, en particulier le modèle en modes normaux sur lequel s'appuie le reste de la thèse.

Le **deuxième chapitre** du manuscrit est consacré à l'utilisation d'une antenne linéaire pour l'extraction d'information modale. Le modèle de propagation en modes normaux sert de base pour construire un modèle linéaire du signal enregistré sur une antenne. L'état de l'art du filtrage modal, qui consiste à séparer ou estimer les différents modes dans le signal mesuré, est résumé. L'accent est mis sur les méthodes linéaires, directement liées au modèle précédemment introduit, et le lien est aussi fait entre filtrage modal avec une antenne horizontale et analyse spectrale. Enfin, le concept de taux d'énergie piégée est introduit, et l'utilisation d'une antenne linéaire pour estimer ce taux est discutée. Cette quantité est la clé de voûte des méthodes de discrimination proposées pendant la thèse.

Le **troisième chapitre** a pour objet la discrimination en immersion. Le chapitre débute par une introduction à la classification binaire, cadre général dans lequel s'inscrit la discrimination en immersion. Dans un second temps, la littérature consacrée spécifiquement à la discrimination en immersion est résumée, puis le reste du chapitre s'attache à présenter les contributions de la thèse au sujet. Le problème est formulé en introduisant une profondeur de discrimination qui sépare les sources de surface des sources immergées. La construction d'un classifieur dans une configuration donnée est développée sur la base d'un exemple. Ensuite, le comportement des différentes méthodes dans des configurations diverses est étudié en détail à l'aide de simulations. Enfin, des pistes sont proposées pour adapter les méthodes proposées à des contextes différents de celui considéré dans tout le chapitre. Ces différentes contributions ont fait l'objet d'un article de revue [Conan *et al.* 2016b], ainsi que d'une conférence internationale [Conan *et al.* 2015b] et deux conférences nationales [Conan *et al.* 2015a, Conan *et al.* 2016a].

Enfin, le **quatrième chapitre** est consacré à l'application des méthodes proposées à des données expérimentales. Auparavant, des simulations plus réalistes sont effectuées, pour étudier l'impact sur les performances prédites des erreurs de modèle, inévitables en pratique. Les données réelles étudiées comprennent une source de surface (le bruit d'un navire) et une source immergée (une source artificielle tractée, émettant à différentes fréquences). Les résultats sont cohérents avec les simulations réalisées au préalable, et la méthodologie présentée au chapitre précédent permet bien d'identifier avec succès la source de surface, ainsi que la source profonde. Les différents résultats présentés dans ce chapitre ont fait l'objet d'un article de revue, actuellement en cours de révision [Conan *et al.* 2017].

Chapitre 1

Propagation acoustique sous-marine

Sommaire

Introduction **9**

1.1 L'océan comme milieu acoustique **9**

1.1.1 Vitesse du son 9

1.1.2 Interfaces 10

1.1.3 Amortissement 12

1.1.4 Trajets acoustiques 12

1.2 L'équation d'onde **13**

1.2.1 Origine physique 14

1.2.2 Introduction d'une source 15

1.2.3 Équation d'Helmholtz 15

1.2.4 Conditions aux limites 15

1.2.5 Résolution de l'équation d'onde 16

1.3 Modèle de propagation en modes normaux **18**

1.3.1 Géométrie du problème 18

1.3.2 Expression du champ acoustique 19

1.3.3 Modes libres et modes piégés 23

1.3.4 Variations du milieu avec la distance 25

Conclusion **26**

Introduction

« On entend le son dans l'air, on l'entend aussi dans l'eau, mais moins distinctement. L'air n'est pas la condition souveraine du son, non plus que l'eau ; mais il faut que ce soient des corps solides qui se choquent entre eux, et encore qui choquent l'air. Ce choc contre l'air a lieu lorsque l'air frappé demeure et ne se disperse pas. »

C'est par ces mots qu'Aristote (-IV^{e} siècle) évoque le son dans son traité De l'âme. En termes plus modernes, on dirait qu'Aristote avait déjà conscience que le son est une onde, en ce qu'il implique un transport d'énergie sans déplacement de matière, et qui plus est une onde mécanique, qui nécessite un milieu matériel pour se propager.

On peut dater les débuts de l'acoustique moderne au XVII^{e} siècle, avec les travaux de Mersenne et Galilei qui étudièrent le son généré par une corde vibrante, et plus spécifiquement la notion de fréquence. La première équation d'onde fut plus tard établie par d'Alembert en 1747, là encore dans le cas des cordes vibrantes. Enfin, la théorie moderne de l'acoustique dont les équations sont dérivées de la mécanique des fluides, a été établie par Rayleigh en 1896.

Concernant l'acoustique sous-marine en particulier, il paraît important de citer l'expérience de Sturm et Collidon, qui mesurèrent la vitesse de propagation du son dans le lac Léman en 1826. Cependant, l'intérêt pour l'acoustique sous-marine se cristallisa au XX^{e} siècle : le naufrage du Titanic en 1912 et la première guerre mondiale encouragèrent le développement du sonar pour détecter les icebergs et les sous-marins. Pour une présentation contemporaine et détaillée de l'acoustique sous-marine, on pourra se référer à l'ouvrage de référence de Jensen *et al.* [Jensen *et al.* 2011].

Ce chapitre a pour objet de présenter les particularités de l'océan en tant que milieu de propagation acoustique, ainsi que les différents concepts physiques nécessaires à la compréhension du manuscrit. Des notions qualitatives sur la propagation en milieu océanique sont d'abord présentées, en adoptant une approche géométrique de la propagation acoustique. Ensuite, les équations régissant la propagation acoustique sont introduites, et les techniques de résolution classiques en acoustique sous-marine sont décrites. Enfin, le modèle de propagation en modes normaux, sur lequel s'appuie la thèse, est présenté en détails.

1.1 L'océan comme milieu acoustique

Cette section vise à présenter les principales caractéristiques de l'océan comme milieu de propagation acoustique. Pour cela, on s'appuie sur une conception géométrique de la propagation acoustique, et les effets du milieu sur les rayons acoustiques sont présentés.

1.1.1 Vitesse du son

Alors que beaucoup de problèmes ondulatoires font l'hypothèse de milieux de propagation homogènes, éventuellement séparés par des interfaces clairement identifiées, l'étude de la propagation acoustique en milieu marin doit tenir compte des variations continues de la célérité du son au sein de la colonne d'eau. En termes d'acoustique géométrique, l'homogénéité implique une propagation rectiligne du son avec des changements brusques de direction lorsqu'un rayon rencontre une interface, alors que les variations continues de la célérité courbent les rayons acoustiques, qui sont réfractés vers les zones de moindre célérité.

La vitesse du son dans la colonne d'eau varie généralement entre 1450 et 1540 m/s. La célérité dépend directement de la température, de la salinité (mesurée via la conductivité) et de la pression, cette dernière dépendant de la profondeur. En pratique, la vitesse du son est estimée à l'aide d'une sonde CTD (pour *conductivity temperature depth*), qui mesure simultanément la conductivité (donc la salinité), la température et la profondeur (via la pression). Des formules empiriques permettent d'exprimer la célérité c à partir d'une telle mesure, par exemple [Clay & Medwin 1977] :

$$c = 1449.2 + 4.6T - 0.055T^2 + 0.00029T^3 + (1.34 - 0.01T)(S - 35) + 0.016z \qquad (1.1)$$

où la célérité c est exprimée en mètres par seconde, T est la température exprimée en degrés Celsius, S la salinité en pour-mille, et z la profondeur en mètres.

Une telle mesure permet donc d'obtenir un profil de célérité, i.e. l'évolution de la célérité avec la profondeur, qui caractérise la propagation dans la zone étudiée. La figure 1.1 présente un exemple de profils de température et de salinité mesurés dans un environnement petit fond, ainsi que le profil de célérité correspondant. Ces profils ont été relevés sur le plateau continental au large du New-Jersey en août 2006 [Tang *et al.* 2007]. En termes de température, la colonne d'eau peut être divisée en trois zones distinctes :

1. dans les 20 premiers mètres sous la surface, les températures sont élevées et varient peu en raison du brassage par les vents et les vagues, il s'agit de la couche de mélange, aussi appelée épilimnion ;
2. entre 20 et 40 m de profondeur, on observe une décroissance rapide de la température avec la profondeur, cette partie de la colonne d'eau est appelée thermocline ou métalimnion ;
3. aux profondeurs supérieures à 40 m, la température est basse et varie lentement, il s'agit de l'hypolimnion.

Comme le montre l'allure similaire des profils de température et de célérité, la plus grande partie des variations de célérité sont explicables par les variations de température. Ainsi, on pourra identifier les différentes zones évoquées ci-avant directement sur le profil de célérité. Les observations précédentes sont valables pour les environnements petit fond, cadre duquel ne sortira pas la thèse. Plus profondément, la température est stable et les variations de pression sont le principal facteur des variations de célérité : celle-ci augmente linéairement avec la profondeur.

On peut enfin noter la présence d'un minimum de célérité à 40 m de profondeur sur le profil présenté. En raison de la réfraction des rayons acoustiques vers les zones de moindre célérité, la propagation acoustique est favorisée aux environs d'un tel minimum. On parle alors de chenal de propagation.

Enfin, il est important de souligner que le profil de célérité dépend de la position géographique considérée, et subit des variations temporelles, journalières comme saisonnières, principalement liées aux variations de température près de la surface. Différents phénomènes dynamiques peuvent aussi affecter le profil de célérité, comme les marées ou le passage d'une onde interne.

1.1.2 Interfaces

En plus de se propager dans la colonne d'eau, les rayons acoustiques rencontrent les interfaces que sont la surface et le fond. Comme en optique géométrique, le comportement d'un rayon acoustique lorsqu'il rencontre une interface est régie par la loi de Snell-Descartes.

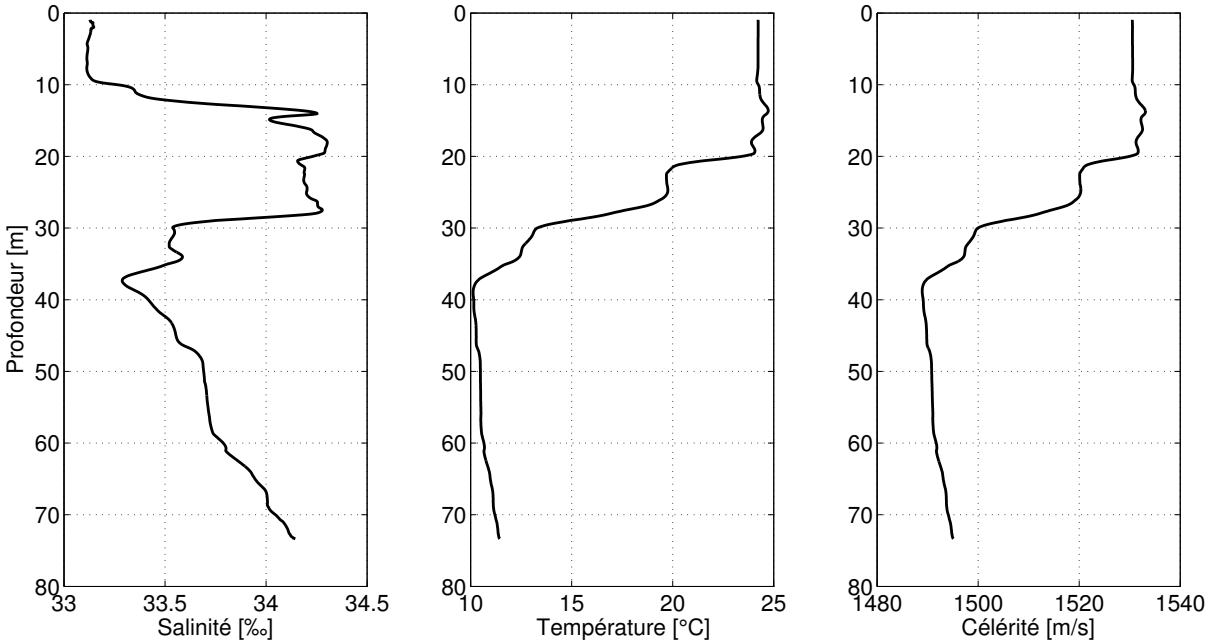


FIGURE 1.1 – Profils de salinité, de température et de célérité. Les mesures sont issues de l'expérience Shallow Water '06 [Tang *et al.* 2007].

On considère ici une interface entre deux fluides, de célérité respectives c_1 et c_2. Lorsqu'un rayon se propageant dans le milieu 1 (rayon incident) rencontre l'interface, il donne naissance à un rayon réfléchi dans le milieu 1 et sous certaines conditions à un rayon réfracté dans le milieu 2.

On note respectivement θ_i, θ_r et θ_t les angles entre la normale à l'interface et le rayon incident, le rayon réfléchi et le rayon transmis réfracté, comme représenté sur la figure 1.2.

La loi de Snell-Descartes pour la réflexion implique

$$\theta_r = -\theta_i, \tag{1.2}$$

et pour la réfraction

$$\frac{\sin\theta_i}{c_1} = \frac{\sin\theta_t}{c_2}. \tag{1.3}$$

Si la célérité du milieu 2 est supérieure à celle du milieu 1, il existe un angle au-dessus duquel le rayon incident est totalement réfléchi et aucun rayon n'est transmis dans le milieu 2. Cet angle, appelé angle critique et noté θ_c, est défini par

$$sin(\theta_c) = \frac{c_1}{c_2}. \tag{1.4}$$

En effet, pour un angle d'incidence supérieur à l'angle critique $\theta_i > \theta_c$, la loi de Snell-Descartes pour la réfraction impliquerait que

$$\sin\theta_t > \frac{c_2}{c_1}\sin\theta_c = 1, \tag{1.5}$$

d'où l'impossibilité pour le rayon réfracté d'exister.

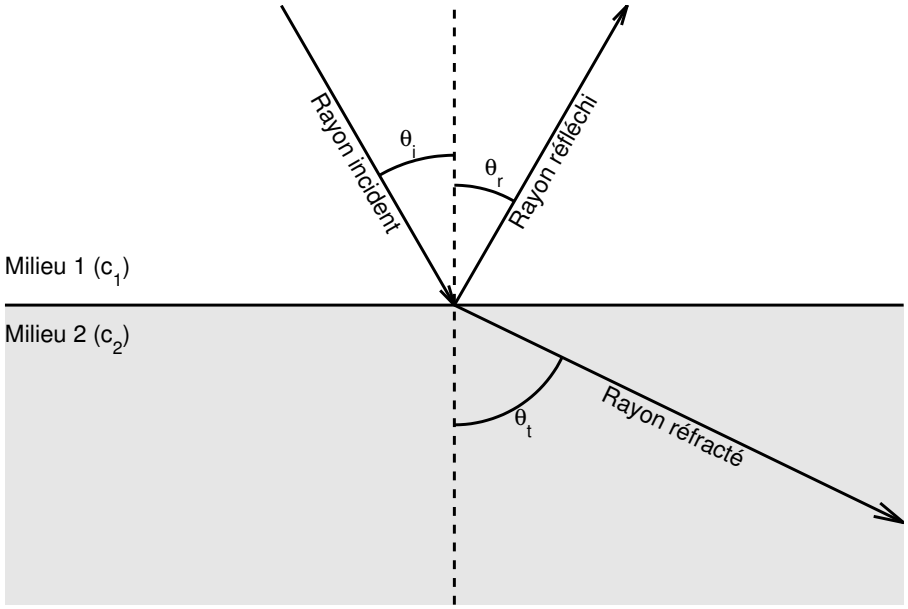


FIGURE 1.2 – Réflexion et réfraction à une interface fluide-fluide.

1.1.3 Amortissement

Lorsque le son se propage dans un fluide réel (donc visqueux), le mouvement des particules implique nécessairement une dissipation de l'énergie acoustique sous forme de chaleur, en raison des frottements. De manière générale, l'amortissement dans un milieu augmente avec la fréquence.

L'atténuation visqueuse dans l'eau de mer est généralement négligée dans les modèles de propagation acoustique, à moins de considérer des très grandes distances ou des fréquences élevées. Par exemple, à 100 Hz, l'amortissement dans l'eau de mer est de l'ordre de 0.005 dB/km [Urick 1979], ce qui implique que la moitié de l'énergie acoustique est dissipée après que l'onde ait parcourue 600 km. En revanche à 10 kHz, la moitié de l'énergie acoustique est dissipée après seulement 3 km. Les fréquences considérées dans la thèse étant de l'ordre de la centaine de Hertz, et les distances inférieures à la centaine de kilomètres, l'amortissement dans la colonne d'eau est négligé.

En revanche, les phénomènes d'amortissement visqueux dans les sédiments composant le fond sont souvent beaucoup plus importants, et doivent généralement être pris en compte. Ainsi, l'énergie portée par un rayon est conservée tant qu'il n'interagit pas avec le fond. L'intégration de l'amortissement dans un modèle acoustique est présentée plus en détails dans la section 1.3.

1.1.4 Trajets acoustiques

On a décrit les principaux phénomènes physiques que peut rencontrer un rayon acoustique au cours de sa propagation. Cela nous permet de distinguer différents types de trajets acoustiques, comme illustré sur la figure 1.3.

Le rayon A est piégé dans le chenal de surface : le minimum de célérité à la surface entraîne

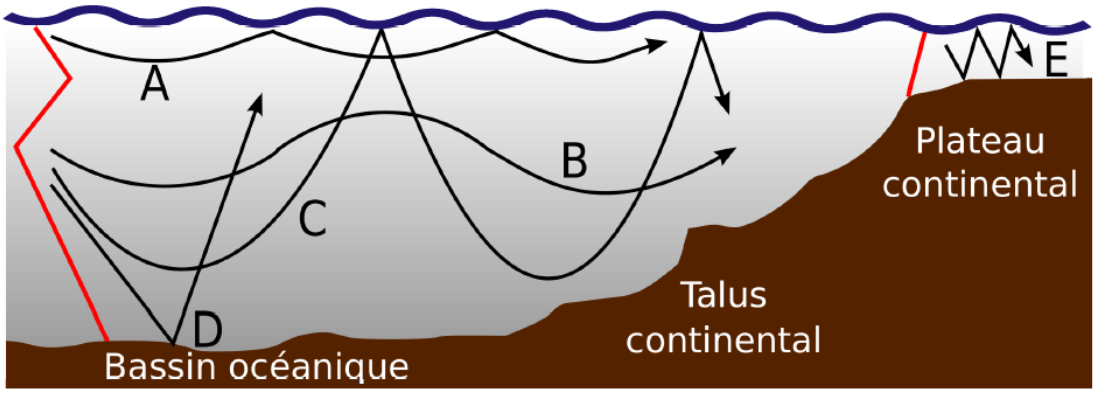


FIGURE 1.3 – Représentation de différents types de trajets acoustiques dans l'océan. A : chenal de surface ; B : chenal profond ; C : zone de convergence ; D : réflexion au fond ; E : petit fond. Les courbes rouges représentent des profils de célérité. Figure issue de [Bonnel 2010].

la réfraction du rayon vers la surface, qui réfléchit celui-ci.

Le rayon B est piégé dans le chenal profond : il reste aux alentours du minimum de célérité, et n'interagit ni avec la surface, ni avec le fond.

Le rayon C traverse le chenal profond et le chenal de surface avec un angle suffisamment important pour ne pas s'y faire piéger. Il est régulièrement réfléchi par la surface, mais est réfracté avant d'atteindre le fond. Ce type de rayon donne naissance à un phénomène spatialement périodique de concentration de l'énergie acoustique près de la surface, appelée zone de convergence.

Le rayon D est réfléchi par le fond, une partie de son énergie est transmise aux sédiments.

Le rayon E est caractéristique des milieux dits « petit fond » : le rayon est régulièrement réfléchi par la surface et le fond.

On se concentre dans ce mémoire sur les milieux petit fond. Dans ce cas, la plus grande partie des rayons acoustiques interagissent avec le fond, et connaître la nature des fonds océaniques est alors nécessaire pour étudier la propagation acoustique. À l'inverse en grand fond, une plus grande partie de l'énergie peut se propager sans interagir avec le fond.

1.2 L'équation d'onde

Cette section vise à formaliser les différentes observations de la section précédente. On s'intéresse plus particulièrement au champ de pression acoustique. Celui-ci doit respecter l'équation d'onde, conséquence des lois de la mécanique des fluides, ainsi que certaines conditions aux limites, dont la nature est discutée dans cette section. Enfin, on présente les différentes approches utilisées en acoustique sous-marine pour résoudre l'équation d'onde et simuler la propagation acoustique.

1.2.1 Origine physique

L'équation d'onde découle de la conservation de la masse, de l'équation d'Euler et de la relation adiabatique entre la pression et la densité d'un fluide. Ces trois lois relient la pression, la masse volumique et la vitesse particulaire dans un fluide.

L'acoustique décrivant des variations autour d'un point d'équilibre, les champs de pression et de masse volumique sont décomposés en leur composante à l'équilibre, indépendante du temps et identifiée par l'indice 0, et leur composante acoustique, notée sans indice et supposée petite devant la composante à l'équilibre. Ainsi, les champs de pression totale p_t et de masse volumique totale ρ_t s'écrivent respectivement

$$p_t = p_0 + p, \tag{1.6}$$
$$\rho_t = \rho_0 + \rho, \tag{1.7}$$

et les quantités à l'équilibre vérifient

$$\frac{\partial p_0}{\partial t} = 0, \tag{1.8}$$
$$\frac{\partial \rho_0}{\partial t} = 0. \tag{1.9}$$

Une fois linéarisées autour de ces points d'équilibre, les trois lois évoquées ci-avant s'écrivent

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = -\nabla \cdot (\rho_0 \mathbf{v}), \tag{1.10}$$
$$\frac{\partial \mathbf{v}}{\partial t} = -\frac{1}{\rho_0} \nabla p, \tag{1.11}$$
$$\frac{\partial p}{\partial t} = c^2 \left(\frac{\partial \rho}{\partial t} + \mathbf{v} \cdot \nabla \rho_0 \right), \tag{1.12}$$

où $\mathbf{v}$ désigne la vitesse particulaire. Il s'agit de la vitesse de déplacement des particules autour de leur position d'équilibre, à ne pas confondre avec la célérité de l'onde c.

En combinant les équations (1.10), (1.11) et (1.12), on peut arriver à l'équation d'onde pour la pression :

$$\rho_0 \nabla \cdot \left(\frac{1}{\rho_0} \nabla p \right) - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = 0. \tag{1.13}$$

Dans le cas où la masse volumique ρ_0 est spatialement constante, on obtient l'équation de d'Alembert :

$$\nabla^2 p - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = 0. \tag{1.14}$$

Il est possible d'obtenir des équations similaires pour la densité, la vitesse particulaire, le potentiel vitesse ou le potentiel de déplacement à partir des équations (1.10), (1.11) et (1.12). On se limite ici à l'équation d'onde pour la pression, qui est la quantité la plus accessible à la mesure.

1.2.2 Introduction d'une source

L'équation d'onde régit la propagation acoustique en l'absence de source acoustique. La présence d'une source acoustique se traduit par une injection de masse non-prise en compte dans les équations (1.10), (1.11) et (1.12). Cependant, cette injection peut être introduite dans l'équation d'onde en ajoutant un terme supplémentaire :

$$\rho_0 \nabla \cdot \left(\frac{1}{\rho_0} \nabla p \right) - \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p}{\partial t^2} = f, \tag{1.15}$$

où f est une fonction du temps et de l'espace, généralement non-nulle seulement en certains points de l'espace qui correspondent aux positions des sources.

1.2.3 Équation d'Helmholtz

L'équation d'onde est couramment présentée dans le domaine fréquentiel, où sa résolution peut être plus aisée. En appliquant la transformée de Fourier temporelle à l'équation (1.13), on obtient l'équation d'Helmholtz :

$$\rho_0 \nabla \cdot \left(\frac{1}{\rho_0} \nabla \tilde{p} \right) + k^2 \tilde{p} = 0, \tag{1.16}$$

où $\tilde{p}$ est la pression exprimée dans le domaine fréquentiel (fonction de la pulsation ω et de l'espace). Le nombre d'onde k est défini par

$$k = \frac{\omega}{c}. \tag{1.17}$$

En présence de sources acoustiques, on a :

$$\rho_0 \nabla \cdot \left(\frac{1}{\rho_0} \nabla \tilde{p} \right) + k^2 \tilde{p} = \tilde{f}, \tag{1.18}$$

où $\tilde{f}$ est la transformée de Fourier temporelle de la fonction f définissant les sources dans l'équation (1.15).

1.2.4 Conditions aux limites

L'équation d'onde ou l'équation d'Helmholtz régissent la propagation acoustique dans un milieu aux variations continues. Les éventuelles interfaces (notamment entre la colonne d'eau et la surface et le fond), qui correspondent aux discontinuités de c ou ρ_0, sont prises en compte via les conditions aux limites de ces équations aux dérivées partielles. Ces conditions aux limites découlent de certaines conditions de continuité que doivent respecter les champs acoustiques.

On s'intéresse à l'interface entre deux fluides. Ceux-ci sont caractérisés par leurs célérités c_1, c_2 et leurs masses volumiques à l'équilibre ρ_1, ρ_2. On note p_1, p_2 les pressions acoustiques et $\mathbf{v_1}$, $\mathbf{v_2}$ les vitesses particulaires dans les deux milieux.

Au niveau de l'interface, deux conditions de continuité doivent être respectées : la continuité de la pression acoustique :

$$p_1 = p_2, \tag{1.19}$$

et la continuité de la composante normale à l'interface de la vitesse particulaire :

$$\mathbf{v_1} \cdot \mathbf{n} = \mathbf{v_2} \cdot \mathbf{n}, \tag{1.20}$$

avec $\mathbf{n}$ la normale à l'interface.

En se basant sur l'équation d'Euler, il est possible d'exprimer cette seconde condition en fonction de la pression. En projetant l'équation (1.11) pour chacun des milieux sur la normale à l'interface, on obtient :

$$\frac{\partial}{\partial t}(\mathbf{v_1} \cdot \mathbf{n}) = -\frac{1}{\rho_1}\frac{\partial p_1}{\partial \mathbf{n}}, \tag{1.21}$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\mathbf{v_2} \cdot \mathbf{n}) = -\frac{1}{\rho_2}\frac{\partial p_2}{\partial \mathbf{n}}. \tag{1.22}$$

En dérivant l'équation (1.20) par rapport au temps et en y injectant le résultat précédent, on obtient une condition aux limites exprimée en fonction de la pression acoustique :

$$\frac{1}{\rho 1}\frac{\partial p_1}{\partial \mathbf{n}} = \frac{1}{\rho 2}\frac{\partial p_2}{\partial \mathbf{n}}. \tag{1.23}$$

Exemples

Nous traitons ici de deux cas particuliers caractéristiques de l'acoustique sous-marine : l'interface entre la colonne d'eau et l'air, autrement dit la surface ; ainsi que l'interface entre la colonne d'eau et un fond parfaitement rigide.

L'interface entre la colonne d'eau et l'air est considéré comme une surface libre, ce qui implique une pression acoustique nulle dans l'air. Ainsi, la surface est caractérisée par une condition aux limites de Dirichlet :

$$p = 0. \tag{1.24}$$

Dans le cas d'un fond parfaitement rigide, la vitesse particulaire dans le fond est nulle. En termes de pression, cela se traduit par une condition aux limites de Neumann :

$$\frac{\partial p}{\partial \mathbf{n}} = 0. \tag{1.25}$$

De manière plus générale, on considèrera des conditions aux limites mixtes impliquant la pression acoustique et sa dérivée.

1.2.5 Résolution de l'équation d'onde

En acoustique sous-marine, différentes approches existent pour résoudre l'équation d'onde et simuler la propagation acoustique. Le choix parmi ces approches dépendra principalement de la géométrie du problème et du régime de fréquence considéré. On décrit ici les méthodes les plus courantes. Pour davantage de détails, le lecteur pourra se reporter à l'ouvrage de référence de Jensen *et al.* [Jensen *et al.* 2011].

Les solutions numériques directes

Le calcul du champ acoustique peut se faire via les méthodes classiques de résolution numérique d'équation aux dérivées partielles : différences finies, éléments finis, éléments de frontière. Elles permettent de traiter tout type de configurations, mais souvent au prix d'un coût de calcul conséquent. On pourra se reporter aux travaux de Kuperman [Kuperman & Schmidt 1989] pour un exemple d'implémentation des différences finies en acoustique sous-marine.

Les rayons

L'approche géométrique reposant sur une approximation de fréquence infinie, elle est uniquement valable en hautes fréquences. D'un point de vue mathématique, cette méthode est basée sur la résolution de l'équation iconale (ou eikonale) et de l'équation de transport, qui découlent de l'équation d'onde et de l'hypothèse de fréquence infinie. Les travaux de Keller [Keller 1978] constituent une bonne introduction à cette approche.

Les équations paraboliques

Cette approche est adaptée aux moyennes fréquences et/ou aux environnements peu profonds. Elle permet notamment de traiter les problèmes de transmission acoustique (d'un émetteur vers un récepteur) à ouverture angulaire limitée, avec un coût de calcul réduit comparées aux méthodes par éléments finis. Développée à l'origine par Leontovich et Fock [Leontovich & Fock 1946] dans le contexte des ondes radios, elle a d'abord été appliquée en acoustique sous-marine par Hardin et Tappert [Hardin & Tappert 1973], avant de faire l'objet d'une littérature conséquente. Les travaux de Lee et al. [Lee *et al.* 2000] présentent un récapitulatif du sujet.

L'intégration du nombre d'onde

Dans le cas de milieux stratifiés invariants horizontalement, appliquer différentes transformées intégrales à l'équation d'Helmholtz permet d'obtenir un système d'équations différentielles d'une fonction de la profondeur uniquement, reliées par les conditions de continuité aux interfaces. Ces équations différentielles sont résolues analytiquement ou numériquement, et les transformées intégrales inverses permettent d'accéder au champ acoustique. Les travaux pionniers en la matière sont ceux de Pekeris [Pekeris 1948] et de Ewing et al. [Ewing *et al.* 1957].

Les modes normaux

Cette approche, adaptée aux basses fréquences et aux environnements stratifiés, repose sur la technique de séparation des variables pour résoudre l'équation d'Helmholtz. Introduite en acoustique sous-marine par Pekeris [Pekeris 1948] et Ide et al. [Ide *et al.* 1943], l'approche et ses développements sont résumés dans les travaux de Williams [Williams 1970]. Cette méthode étant celle utilisée au cours de la thèse, elle est présentée plus en détails dans la section suivante.

1.3 Modèle de propagation en modes normaux

Cette section a pour objet le modèle de propagation en modes normaux. Celui-ci permet d'exprimer le champ acoustique généré dans un milieu stratifié par une source ponctuelle, sous la forme d'une somme de modes cylindriques propagatifs. Après avoir décrit la géométrie et les hypothèses du modèle, la démonstration de l'expression du champ sous forme de modes normaux est présentée. Enfin, le concept des modes libres et des modes piégés est introduit, puis l'extension du modèle aux environnements variant avec la distance est présentée.

1.3.1 Géométrie du problème

On suppose donc que le milieu est stratifié, i.e. ses caractéristiques dépendent uniquement de la profondeur z :

$$c = c(z), \tag{1.26}$$

$$\rho_0 = \rho(z). \tag{1.27}$$

On s'intéresse au champ généré par une source acoustique ponctuelle à la profondeur z_s. On munit l'espace d'un repère cylindrique (r, θ, z) tel que z corresponde à la profondeur et que la source soit sur l'axe du repère, comme indiqué sur la figure 1.4.

La source étant situé en $r = 0$ et le milieu étant stratifié, le problème est doté d'une symétrie de révolution autour de l'axe du repère. La solution est donc nécessairement invariante par rapport à l'azimut θ :

$$p = p(r, z). \tag{1.28}$$

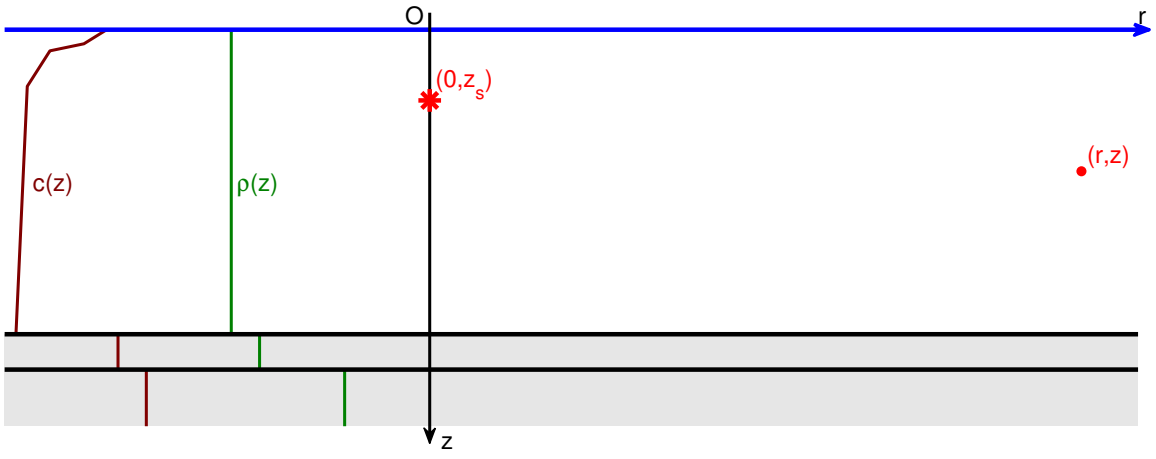


FIGURE 1.4 – Géométrie du problème. Les paramètres environnementaux dépendent uniquement de la profondeur z. La source est sur l'axe du repère cylindrique, à la profondeur z_s. Le problème est doté d'une symétrie de révolution d'axe Oz.

1.3.2 Expression du champ acoustique

En exploitant l'invariance en azimut du problème et le caractère stratifié du milieu, l'équation d'Helmholtz (1.18) s'écrit dans le système de coordonnées cylindriques :

$$\frac{1}{r}\frac{\partial}{\partial r}\left(r\frac{\partial p}{\partial r}\right)+\rho(z)\frac{\partial}{\partial z}\left(\frac{1}{\rho(z)}\frac{\partial p}{\partial z}\right)+k^2(z)p(r,z)=f(r,z). \tag{1.29}$$

On rappelle que l'équation d'Helmholtz régit la propagation acoustique dans le domaine fréquentiel. Ainsi, la pression $p(r,z)$ et le terme source $f(r,z)$ sont exprimés dans le domaine fréquentiel. Pour alléger les notations, on omet les $\tilde{}$ sur les transformées de Fourier des fonctions, ainsi que la dépendance en ω des quantités considérées, le raisonnement ci-après étant mené pour une pulsation ω donnée.

On suppose que la source est d'amplitude unitaire. Dans ce cas, le terme source s'écrit, pour une source ponctuelle en $(r=0, z=z_s)$,

$$f(r,z)=\frac{\delta(r)}{2\pi r}\delta(z-z_s). \tag{1.30}$$

On cherche donc à résoudre l'équation aux dérivées partielles suivante :

$$\frac{1}{r}\frac{\partial}{\partial r}\left(r\frac{\partial p}{\partial r}\right)+\rho(z)\frac{\partial}{\partial z}\left(\frac{1}{\rho(z)}\frac{\partial p}{\partial z}\right)+k^2(z)p(r,z)=\frac{\delta(r)}{2\pi r}\delta(z-z_s), \tag{1.31}$$

et on s'appuie pour ce faire sur la technique de séparation des variables.

On suppose que la pression acoustique peut s'écrire $p(r,z)=\phi(r)\psi(z)$. Alors, l'équation (1.31) s'écrit :

$$\frac{\psi(z)}{r}\frac{d}{dr}\left(r\frac{d\phi}{dr}\right)+\phi(r)\rho(z)\frac{d}{dz}\left(\frac{1}{\rho(z)}\frac{d\psi}{dz}\right)+k^2(z)\phi(r)\psi(z)=\frac{\delta(r)}{2\pi r}\delta(z-z_s). \tag{1.32}$$

On se place dans un premier temps en $r\neq 0$. Le terme source vaut alors 0, et en divisant l'équation précédente par $\phi(r)\psi(z)$, on obtient

$$\left[\frac{1}{r}\frac{1}{\phi(r)}\frac{d}{dr}\left(r\frac{d\phi}{dr}\right)\right]+\left[\frac{1}{\psi(z)}\rho(z)\frac{d}{dz}\left(\frac{1}{\rho(z)}\frac{d\psi}{dz}\right)+k^2(z)\right]=0. \tag{1.33}$$

Chacun des termes entre crochet est une fonction qui dépend uniquement de r ou de z. Pour que la somme s'annule en tout point de l'espace, ces deux fonctions sont nécessairement constantes :

$$\frac{1}{\psi(z)}\rho(z)\frac{d}{dz}\left(\frac{1}{\rho(z)}\frac{d\psi}{dz}\right)+k^2(z)=\lambda \tag{1.34}$$

$$\frac{1}{\phi(r)}\frac{1}{r}\frac{d}{dr}\left(r\frac{d\phi}{dr}\right)=-\lambda \tag{1.35}$$

On s'intéresse dans un premier temps à l'équation différentielle sur la profondeur :

$$\frac{d}{dz}\left(\frac{1}{\rho(z)}\frac{d\psi}{dz}\right)+\frac{k^2(z)}{\rho(z)}\psi(z)=\lambda\frac{\psi(z)}{\rho(z)}. \tag{1.36}$$

Cette équation différentielle est dotée de conditions aux limites facilement déductibles des conditions vérifiée par la pression.

On reconnaît là un problème de Sturm-Liouville, qui présente les propriétés suivantes [Zettl 2005] :

— des solutions non-triviales n'existent que pour certaines valeurs de λ, appelées valeurs propres du problème. Celles-ci forment une suite de réels $(\lambda_m)_{m\geq 1}$ et peuvent être ordonnées telles que :

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \ldots > \lambda_m > \ldots \to -\infty; \tag{1.37}$$

— à chaque valeur propre λ_m correspond une une solution $\psi_m(z)$ unique à un facteur près, appelée fonction propre. Cette dernière s'annule exactement n fois en comptant le zéro à la surface ;

— une fois normalisées, les fonctions propres forment une base orthonormale de l'espace des fonctions de la profondeur, muni du produit scalaire usuel pondéré par $\frac{1}{\rho(z)}$:

$$\int \frac{\psi_m(z)\psi_n(z)}{\rho(z)} dz = \delta_{mn} \tag{1.38}$$

où δ_{mn} est le symbole de Kronecker (1 si $m = n$, 0 sinon).

À chaque valeur propre λ_m correspond une équation différentielle en r, on note $\phi_m(r)$ la fonction associée. Les solutions non-triviales du champ acoustique sous forme séparée sont donc de la forme :

$$p_m(r, z) = \phi_m(r)\psi_m(z). \tag{1.39}$$

L'équation d'onde étant linéaire, le champ de pression totale peut s'exprimer comme la somme de ces solutions non-triviales :

$$p(r, z) = \sum_{m\geq 1} \phi_m(r)\psi_m(z). \tag{1.40}$$

En injectant ce résultat dans l'équation de départ (1.31), et en simplifiant le résultat grâce à l'équation (1.34), on obtient :

$$\sum_{m\geq 1} \left[\frac{1}{r}\frac{d}{dr}\left(r\frac{d\phi_m}{dr}\right)\psi_m(z) + \lambda_m\phi_m(r)\psi_m(z)\right] = \frac{\delta(r)}{2\pi r}\delta(z - z_s). \tag{1.41}$$

En projetant cette équation sur la n^e fonction propre $\psi_n(z)$ et en exploitant la propriété d'orthonormalité des fonctions propres, il vient :

$$\frac{1}{r}\frac{d}{dr}\left(r\frac{d\phi_n}{dr}\right) + \lambda_n\phi_n(r) = \frac{\delta(r)}{2\pi r}\frac{\psi_n(z_s)}{\rho(z_s)}. \tag{1.42}$$

En notant $\lambda_n = k_{rn}^2$, on reconnaît l'équation d'Helmholtz en dimension 2 dans un milieu de nombre d'onde k_{rn}, avec une source à l'origine. En supposant que les ondes se propagent uniquement dans le sens de r croissant, la solution s'écrit :

$$\phi_n(r) = \frac{j}{4\rho(z_s)}\psi_n(z_s)H_0^{(2)}(k_{rn}r), \tag{1.43}$$

où j est l'unité imaginaire ($j^2 = -1$) et $H_0^{(2)}$ est la fonction de Hankel d'ordre 0 de seconde espèce. Cette fonction est caractéristique des ondes circulaires en dimension 2 (ou cylindriques en dimension 3), se propageant dans le sens des r croissants.

Finalement, le champ acoustique s'écrit

$$p(r,z) = \frac{j}{4\rho(z_s)} \sum_{m\geq 1} \psi_m(z_s)\psi_m(z) H_0^{(2)}(rk_{rm}). \tag{1.44}$$

Le champ acoustique est exprimé comme une somme de modes. Les fonctions propres $\psi_m(z)$ sont appelées fonctions modales, et les k_{rm} nombres d'onde radiaux ou horizontaux. Chaque mode peut être vu comme une onde cylindrique se propageant avec son propre nombre d'onde radial, et dont l'amplitude est modulée en profondeur par sa fonction modale. L'amplitude du mode m est proportionnelle à $\psi_m(z_s)$: en fonction de la profondeur de la source, celle-ci excite plus ou moins les différents modes.

En champ lointain, on peut remplacer la fonction de Hankel par sa forme asymptotique :

$$p(r,z) = \frac{je^{j\pi/4}}{\rho(z_s)\sqrt{8\pi}} \sum_{m\geq 1} \psi_m(z_s)\psi_m(z) \frac{e^{-jrk_{rm}}}{\sqrt{rk_{rm}}}. \tag{1.45}$$

Rappelons que ce champ de pression est exprimé dans le domaine fréquentiel, et est valable pour une source d'amplitude unitaire à la fréquence considérée. Dans le cas d'une source non-unitaire, le champ est proportionnel à l'amplitude complexe de la source en raison de la linéarité du problème. Enfin, dans le cas d'une source large-bande, le champ acoustique dans le domaine fréquentiel est obtenu en pondérant l'équation précédente par le spectre du signal émis par la source. En réintroduisant la dépendance en fréquence dans les notations, le champ acoustique s'écrit alors :

$$p(r,z,\omega) = S(\omega)\frac{je^{i\pi/4}}{\rho(z_s)\sqrt{8\pi}} \sum_{m\geq 1} \psi_m(z_s,\omega)\psi_m(z,\omega) \frac{e^{-jrk_{rm}(\omega)}}{\sqrt{rk_{rm}(\omega)}} \tag{1.46}$$

avec $S(\omega)$ le spectre du signal émis par la source.

Modes propagatifs et évanescents

On a vu que les valeurs propres du problème de Sturm-Liouville $\lambda_m = k_{rm}^2$ vérifiaient :

$$k_{r1}^2 > k_{r2}^2 > \ldots > k_{rm}^2 > \ldots \to -\infty. \tag{1.47}$$

Ainsi, il existe un rang M au-dessus duquel ces valeurs propres sont négatives, et les nombres d'onde radiaux associés sont des imaginaires purs. D'après l'équation (1.45), de tels modes sont rapidement atténués et sont donc qualifiés d'évanescents. Les autres modes ($m \leq M$) sont qualifiés de propagatifs. La contribution des modes évanescents au champ acoustique lointain est négligeable, ce qui permet d'écrire celui-ci sous la forme d'une somme finie de modes propagatifs :

$$p(r,z) = \frac{je^{j\pi/4}}{\rho(z_s)\sqrt{8\pi}} \sum_{m=1}^{M} \psi_m(z_s)\psi_m(z) \frac{e^{-jrk_{rm}}}{\sqrt{rk_{rm}}}. \tag{1.48}$$

Rappelons que le problème de Sturm-Liouville (équation (1.36)) dépend de la fréquence considérée, à travers le terme $k(z) = \omega/c(z)$. Ainsi, les valeurs propres du problème (ainsi que les fonctions propres) dépendent de la fréquence considérée. Plus précisément chaque valeur propre augmente avec la fréquence, et pour chaque mode m, il existe une fréquence donnée pour laquelle

la valeur propre passe du négatif au positif, i.e. le mode évanescent devient propagatif. Une telle fréquence est appelée fréquence de coupure du mode m : en-dessous de cette fréquence le mode est évanescent et ne se propage pas.

Ainsi, le nombre de modes propagatifs augmente avec la fréquence. Pour cette raison, le modèle en modes normaux est particulièrement adapté à la propagation basse-fréquence, qui peut alors être décrite avec un nombre réduit de modes propagatifs.

Prise en compte de l'amortissement

On a vu que l'équation d'onde résultait entre autres de l'équation d'Euler. Celle-ci s'applique à un fluide parfait, c'est-à-dire non-visqueux. Ainsi, la dissipation d'énergie acoustique sous forme de chaleur n'est a priori pas décrite par l'équation d'onde. En pratique, l'atténuation des ondes due aux frottements visqueux est prise en compte en rajoutant une partie imaginaire au nombre d'onde du milieu considéré :

$$k(z) = \frac{\omega}{c(z)} + j\alpha. \tag{1.49}$$

Notons que cette partie imaginaire est non-nulle seulement pour les sédiments, l'amortissement dans la colonne d'eau étant négligé.

Dans le cas du modèle en modes normaux, l'introduction de cette partie imaginaire modifie l'équation différentielle (1.36) qui définit les fonctions modales. Les valeurs propres du problème de Sturm-Liouville sont alors à rechercher dans le plan complexe et non plus sur la droite réelle. S'il existe des méthodes numériques efficaces et robustes pour le cas réel, la recherche des valeurs propres complexes pose davantage de problèmes. Une technique efficace consiste à déterminer dans un premier temps les valeurs propres réelles associées au problème réel, avant d'obtenir une approximation de la partie imaginaire en s'appuyant sur la théorie de la perturbation [Stakgold & Holst 2011].

Finalement, en présence d'atténuation visqueuse, le modèle de propagation en mode normaux pour le champ lointain est

$$p(r,z) = \frac{je^{j\pi/4}}{\rho(z_s)\sqrt{8\pi}} \sum_{m=1}^{M} \psi_m(z_s)\psi_m(z) \frac{e^{-jr(k_{rm}-j\alpha_m)}}{\sqrt{rk_{rm}}}, \tag{1.50}$$

où α_m est le coefficient d'amortissement du mode m.

Vitesse de phase, vitesse de groupe

Rappelons que les raisonnements ayant permis d'aboutir à l'équation des modes ont été menés pour une fréquence donnée. Ainsi, les différentes quantités dérivées au cours de ce raisonnement (k_{rm}, ψ_m, α_m) sont paramétrées par la fréquence. En conséquence, même si le milieu de propagation n'est pas dispersif (la célérité du son ne dépend pas de la fréquence), la propagation des modes peut être qualifiée de dispersive. Dans ce cas, la propagation d'un mode peut être caractérisée par deux vitesses : la vitesse de phase et la vitesse de groupe.

La vitesse de phase est la vitesse à laquelle se propage la phase du mode m. En réintroduisant la dépendance temporelle $e^{j\omega t}$ dans l'équation des modes (1.50), la phase du mode m est de la forme

$$\varphi_m = \omega\left(t - \frac{r}{\omega/k_{rm}}\right), \tag{1.51}$$

et la vitesse de phase à la fréquence ω est donc définie par :

$$v_{pm} = \frac{\omega}{k_{rm}}. \tag{1.52}$$

La vitesse de groupe est la vitesse de propagation de l'énergie du mode m. Elle est définie par :

$$v_{gm} = \frac{d\omega}{dk_{rm}}. \tag{1.53}$$

On peut illustrer ces deux concepts avec l'exemple de la modulation d'amplitude. Dans le cas d'un signal source constitué d'une porteuse à la fréquence ω modulée en amplitude, la phase de la porteuse se propage à la vitesse de phase $v_{pm}(\omega)$, alors que les variations d'amplitude (l'enveloppe) se propagent à la vitesse de groupe $v_{gm}(\omega)$. Autrement dit, à une distance r de la source, la variation d'amplitude de l'enveloppe sera répercutée sur l'amplitude du mode m avec un retard $\tau_m = r/v_{gm}$.

1.3.3 Modes libres et modes piégés

En présence d'un gradient négatif de célérité à la surface, les sources de surface excitent faiblement les premiers modes, appelés modes piégés. Les modes non-piégés sont dits libres. Le concept de modes piégés et libres est illustré par la figure 1.5 : le premier mode croît très lentement en partant de la surface, et sera donc peu excité par une source proche de celle-ci, alors que le dixième mode croît rapidement et oscille tout le long de la colonne d'eau.

Ce comportement peut s'expliquer en s'appuyant sur l'équation (1.36) définissant les fonctions modales. En définissant le nombre d'onde vertical $k_{zm}(z)$ du mode m par

$$k_{zm}^2(z) = k(z)^2 - k_{rm}^2, \tag{1.54}$$

chaque fonction modale vérifie

$$\rho(z)\frac{d}{dz}\left[\frac{1}{\rho(z)}\frac{d\psi_m(z)}{dz}\right] + k_{zm}^2(z)\psi_m(z) = 0. \tag{1.55}$$

On reconnaît là une équation d'onde dans la dimension z, dont la solution peut s'exprimer localement sous forme de sinusoïdes dans le cas $k_{zm}^2 > 0$ et sous formes d'exponentielles dans le cas $k_{zm}^2 < 0$.

Le nombre d'onde vertical est relié à la vitesse de phase par la relation

$$k_{zm}^2(z) = \frac{\omega^2}{c^2(z)} - \frac{\omega^2}{v_{pm}^2} \tag{1.56}$$

Ainsi, à une profondeur donnée, si la vitesse de phase v_{pm} est supérieure à la vitesse du son $c(z)$, alors $k_{zm}^2(z)$ est positif, et la fonction modale $\psi_m(z)$ se comporte localement comme une sinusoïde. Dans le cas contraire, $k_{zm}^2(z)$ est négatif, et la fonction $\psi_m(z_0)$ se comporte localement comme une exponentielle.

Il est maintenant possible de relier le comportement local d'une fonction modale à la vitesse de phase du mode correspondant et à la vitesse du son. Comme le montre la figure 1.5, si la vitesse de phase du mode m est toujours supérieure à la vitesse du son, la fonction modale

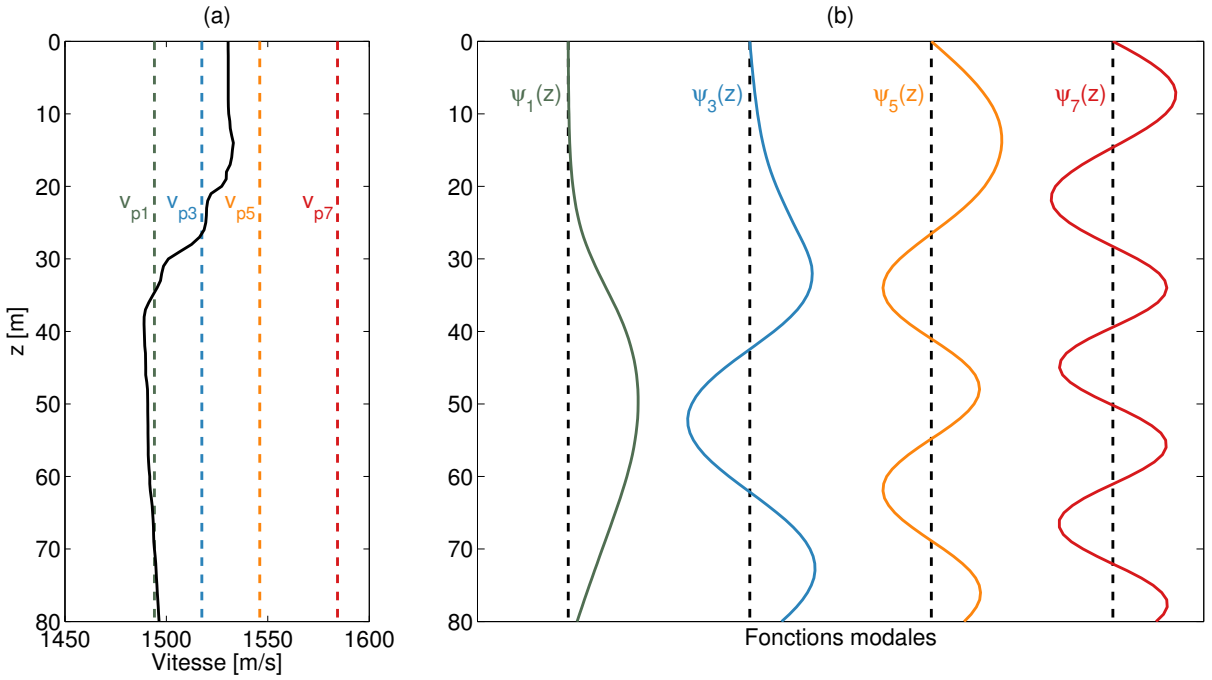


FIGURE 1.5 – Modes piégés et modes libres. (a) Profil de célérité (trait plein) et vitesses de phase des modes 1, 3, 5, 7 (pointillés). (b) Fonctions modales des modes 1, 3, 5, 7. Les fonctions modales ont un comportement oscillatoire tant que la vitesse de phase est supérieure à la célérité du son. Lorsque la célérité est supérieure à la vitesse de phase, les modes piégés (ici 1 et 3) affichent une décroissance exponentielle à l'approche de la surface, limitant le couplage avec les sources proches de celle-ci. Les modes libres (ici 5 et 7) oscillent sur toute la colonne d'eau. Les grandeurs modales ont été calculées pour une fréquence de 200 Hz. Le fond est constitué d'une couche uniforme semi-infinie, de célérité 1800 m/s et de masse volumique 1800 kg/m^3.

oscille tout le long de la colonne d'eau (modes 5 et 7). Au contraire, si la vitesse de phase est inférieure au maximum de célérité, les deux comportements sont visibles : des oscillations pour les profondeurs où $v_{pm}(z) > c(z)$, et un comportement d'exponentielle quand $v_{pm}(z) < c(z)$. C'est le cas des modes 1 et 3, dont l'allure est exponentielle respectivement pour $z < 35\ m$ et $z < 27\ m$, et oscillatoire sinon.

Dans le cas où elle existe, la profondeur d'inflexion[1] d'un mode m est définie comme la profondeur z à laquelle change le comportement de $\psi_m(z)$. Elle vérifie en conséquence $k_{zm}(z) = 0$ et $v_{pm} = c(z)$. Suivant la définition proposée par Premus [Premus & Helfrick 2013] que nous adoptons pour la suite, nous qualifions de piégés les modes pour lesquels une telle profondeur existe.

1. *turning depth* dans la littérature anglophone

1.3.4 Variations du milieu avec la distance

Le modèle de propagation en modes normaux a été démontré pour le cas d'un environnement stratifié, invariant avec la distance r. Cependant, ce modèle peut être étendu aux environnements variant avec la distance, sous l'hypothèse que l'axe des distances r peut être divisé en segments stratifiés : au sein d'un segment, les paramètres environnementaux ne dépendent que de la profondeur. L'environnement est alors défini par une suite de profils de célérité et de densité, comme indiqué sur la figure 1.6.

Chaque segment étant stratifié, il possède ses propres fonctions modales et nombres d'onde radiaux, obtenus en résolvant le problème de Sturm-Liouville (1.36), et notés $\psi_m^i(z)$ et k_{rm}^i pour le i^e segment. Globalement, les fonctions modales et nombres d'ondes radiaux du problème dépendent dans ce cas de la distance r, et sont notés ici $\psi_m(r,z)$ et $k_{rm}(r)$, qui sont des fonctions constantes par morceau dans la dimension r.

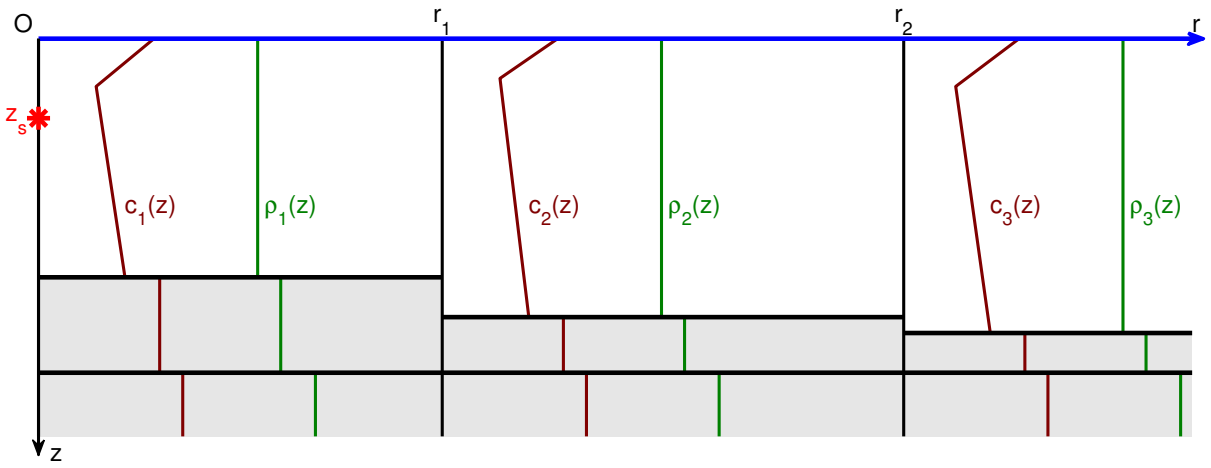


FIGURE 1.6 – Milieu stratifié par segments.

Modes couplés

Les modes couplés permettent d'obtenir une solution exacte de l'équation d'Helmholtz. Pour le i^e segment ($r \in [r_{i-1}, r_i]$), on cherche une solution de la forme [Evans 1983] :

$$p(r,z) = \sum_{m\geq 1} \left[a_m^i H_0^{(1)}(rk_{rm}^i) + b_m^j H_0^{(2)}(rk_{rm}^i) \right] \psi_m^i(z). \tag{1.57}$$

Les frontières entre les différents segments constituent des interfaces, qui vont entraîner la réflexion d'une partie de l'énergie acoustique. Cela explique l'introduction de la fonction de Hankel de première espèce $H_0^{(1)}(rk_{rm}^i)$, qui décrit un onde cylindrique se propageant vers les r décroissants. En écrivant les conditions de continuité de la pression et de la composante normale de la vitesse particulaire à chaque interface, on aboutit à un système d'équations sur les amplitudes

a_m^i et b_m^i. La résolution d'un tel système devient rapidement très coûteuse d'un point de vue numérique, ce qui motive l'approximation adiabatique présentée ci-après.

Modes adiabatiques

Introduite par Pierce [Pierce 1965], l'hypothèse des mode adiabatiques consiste à négliger le couplage entre les modes. Ainsi, l'énergie portée par le mode m sur le segment i est entièrement transmise au mode m sur le segment $i+1$, et aucune réflexion n'est prise en compte entre les segments. Cette hypothèse est acceptable dans la mesure où les variations des paramètres environnementaux d'un segment à l'autre ne sont pas trop importantes.

Dans ce cas, le champ acoustique lointain s'écrit :

$$p(r,z) = \frac{je^{j\pi/4}}{\rho(z_s)\sqrt{8\pi}} \sum_{m\geq 1} \psi_m(0,z_s)\psi_m(r,z) \frac{e^{-j\int_0^r (k_{rm}(r')-i\alpha_m(r'))dr'}}{\sqrt{rk_{rm}(r)}}. \tag{1.58}$$

Dans ce cas, on voit que l'excitation des modes par la source dépend des fonctions modales au niveau de la source, et que les modes se propagent avec un nombre d'onde instantané qui varie au cours de la propagation.

Conclusion

Ce chapitre a permis d'introduire le modèle en modes normaux pour décrire la propagation acoustique en milieu océanique. Les spécificités de la propagation océanique ont d'abord été décrites de manière générale, en s'appuyant sur une conception géométrique de la propagation : l'effet de l'inhomogénéité du milieu sur la trajectoire des rayons, et les interactions de ceux-ci avec la surface et le fond ont été présentés. Dans un second temps, les équations régissant la propagation acoustique ont été introduites : l'équation d'onde, qui découle des lois de la mécanique des fluides, ainsi que sa version fréquentielle, l'équation d'Helmholtz. La nature des conditions aux limites vérifiées par ces équations aux dérivées partielles ont été examinées.

Parmi les différentes méthodes utilisées en acoustique sous-marine pour résoudre ces équations et prévoir le champ acoustique, on s'est spécifiquement intéressés au modèle de propagation en modes normaux. Cette démarche permet de trouver une solution à l'équation d'Helmholtz sous la forme d'une somme de modes cylindriques, dans le cas d'une source ponctuelle dans un milieu horizontalement stratifié. Le concept des modes piégés et libres a été présenté : les modes piégés sont peu excités par les sources de surface alors que les modes libres peuvent être excités par tout type de source. Ce concept sera à la base des méthodes de discrimination en immersion discutées dans ce manuscrit. Enfin, l'application de la théorie des modes aux environnements variant avec la distance a été examinée : dans ce cas, le champ acoustique peut toujours s'exprimer localement comme une somme de modes, dont les propriétés (fonctions modales et nombres d'onde) dépendent de la position considérée, et dont l'amplitude est déterminée par la valeur des fonctions modales à la position de la source.

L'approche en modes normaux est particulièrement adaptée au cadre de notre étude, qui s'intéresse au champ lointain généré par une source ponctuelle dans un environnement petit fond. On verra dans le chapitre suivant que ce modèle est spécialement pertinent pour décrire le

champ acoustique échantillonné par une antenne linéaire, en ce qu'il fournit une base physique sur laquelle décomposer le signal mesuré.

Chapitre 2

Extraction de l'information modale

Sommaire

Introduction **31**

2.1 Mesure du champ acoustique **31**

2.1.1 Antenne verticale 32

2.1.2 Antenne horizontale 33

2.1.3 Signal temporel, signal fréquentiel 35

2.2 Filtrage modal **36**

2.2.1 État de l'art 36

2.2.2 Estimation linéaire 38

2.2.3 Antenne horizontale et analyse spectrale 42

2.3 Taux d'énergie piégée **44**

2.3.1 Définitions 44

2.3.2 Estimation 48

Conclusion **52**

Introduction

Le chapitre précédent présentait l'expression du champ acoustique sous la forme d'une somme de modes normaux. Ce chapitre a pour objet l'extraction d'informations sur ces modes, à partir d'une mesure locale et échantillonnée (spatialement) du champ acoustique, réalisée à l'aide d'une antenne linéaire, verticale ou horizontale. On verra au chapitre suivant comment ces informations peuvent servir à la discrimination en immersion.

Si le sujet de la thèse porte sur les antennes horizontales, on a choisi de traiter également le cas vertical. En effet, cette seconde géométrie se prête plus naturellement à l'extraction d'informations modales et fait l'objet d'une littérature plus fournie. On verra aussi que sous certaines hypothèses, le signal mesuré par une antenne horizontale peut, de la même manière que pour une antenne verticale, se formaliser comme un modèle linéaire. Cela permet d'appliquer aux antennes horizontales des traitements à l'origine pensés pour le cas vertical.

La section 2.1 présente les modèles de mesure associés à ces deux géométries d'antenne dans le cadre de la propagation en modes normaux. On introduit aussi certaines considérations pratiques concernant le passage du signal spatio-temporel au signal d'intérêt, à savoir un signal spatial décrivant la pression complexe à une certaine fréquence.

La section 2.2 traite du filtrage modal, c'est-à-dire la séparation des différents modes dans un signal mesuré. Après une présentation générale de l'état de l'art, les méthodes appropriées aux modèles préalablement introduits sont détaillées : le problème est d'abord posé comme un problème d'estimation linéaire, puis les liens entre le cas horizontal et l'analyse spectrale spatiale sont explicités.

Enfin, la section 2.3 traite du taux d'énergie piégée, qui mesure la contribution des modes piégés par rapport aux modes libres. Cette grandeur est utilisée dans le chapitre suivant pour la discrimination en immersion. On distingue le taux d'énergie piégée global du taux local d'énergie piégée sur une antenne linéaire. Différentes approches pour estimer ce taux d'énergie piégée à partir d'une mesure bruitée sont finalement présentées.

2.1 Mesure du champ acoustique

On a montré dans le chapitre précédent que le champ acoustique lointain généré par une source ponctuelle peut s'écrire, dans le domaine fréquentiel, comme une somme finie de modes propagatifs :

$$p(r,z) = A \sum_{m=1}^{M} \psi_m(z_s)\psi_m(z) \frac{e^{-jr(k_{rm}-j\alpha_m)}}{\sqrt{rk_{rm}}}, \tag{2.1}$$

avec A une constante proportionnelle à l'amplitude complexe de la source à la fréquence considérée.

La figure 2.1 présente la forme des principaux termes intervenant dans l'expression du champ de pression. Dans le cas d'une antenne verticale, le signal mesuré peut être décomposé sur la bases des fonctions modales $\psi_m(z)$. Dans le cas d'une antenne horizontale, le signal mesuré peut être décomposé sur la base des exponentielles amorties. Les sous-sections suivantes introduisent les modèles de mesure pour ces deux géométries d'antennes.

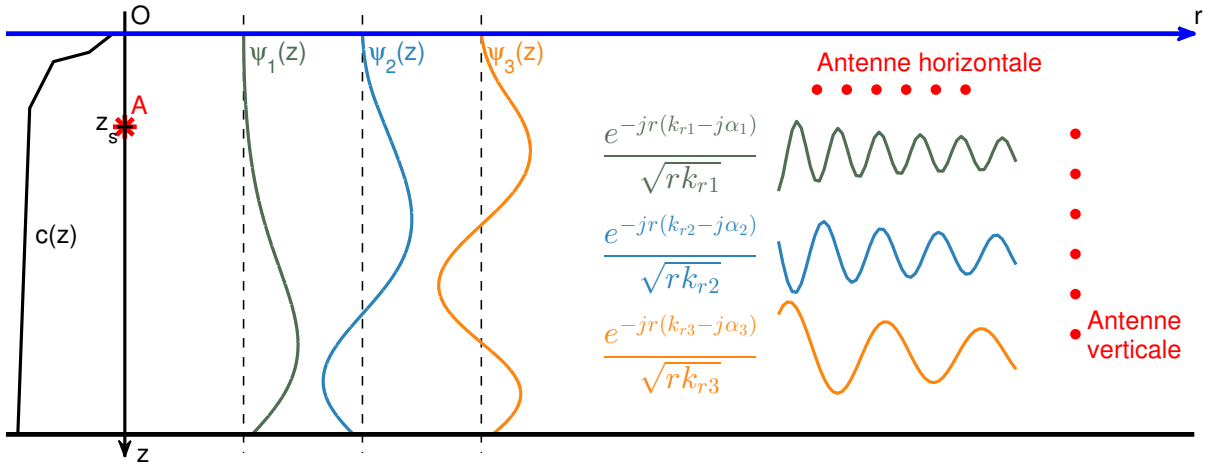


FIGURE 2.1 – Propagation modale et mesure du champ acoustique.

2.1.1 Antenne verticale

Dans le cas d'une antenne linéaire verticale composée de N hydrophones échantillonnant la colonne d'eau aux profondeurs $z_1, \ldots, z_N$, à une distance r_0 de la source, le signal reçu sur l'antenne $\mathbf{p_V}$ peut s'écrire :

$$\mathbf{p_V} = \mathbf{\Psi d}, \tag{2.2}$$

avec

$$\mathbf{p_V} = [p(r_0, z_1) \ldots p(r_0, z_N)]^T, \tag{2.3}$$

$$\mathbf{\Psi} = \begin{bmatrix} \psi_1(z_1) & \ldots & \psi_M(z_1) \\ \vdots & & \vdots \\ \psi_1(z_N) & \ldots & \psi_M(z_N) \end{bmatrix}, \tag{2.4}$$

$$\mathbf{d} = [d_1 \ldots d_M]^T, \tag{2.5}$$

et

$$d_m = A\psi_m(z_s)\frac{e^{-jr_0(k_{rm}-j\alpha_m)}}{\sqrt{r_0 k_{rm}}}. \tag{2.6}$$

Notons que la matrice d'observation $\mathbf{\Psi}$ ne dépend que de l'environnement et de la géométrie de l'antenne (que l'on peut supposer connus), alors que le vecteur d'amplitude modale $\mathbf{d}$ dépend des caractéristiques de la source.

Rappelons ensuite que les fonctions modales sont orthonormales (cf. équation (1.38)). Si l'énergie des modes dans le fond est négligeable, cette relation d'orthonormalité est vérifiée en limitant l'intégration à la colonne d'eau :

$$\frac{1}{\rho_{eau}}\int_0^D \psi_m(z)\psi_n(z) = \delta_{m,n} - \int_{z>D}\frac{\psi_m(z)\psi_n(z)}{\rho(z)}dz, \tag{2.7}$$

$$\approx \delta_{m,n}, \tag{2.8}$$

avec ρ_{eau} la masse volumique de l'eau supposée constante dans toute la colonne d'eau, et D la profondeur de la colonne d'eau. Dans ce cas, les colonnes de $\mathbf{\Psi}$ sont naturellement orthogonales et de même norme, à condition que l'antenne échantillonne suffisamment finement toute la colonne d'eau. Alors :

$$\Psi^T\Psi \approx \rho_{eau}\mathbf{I_M}, \tag{2.9}$$

où $\mathbf{I_M}$ est la matrice identité de taille M.

2.1.2 Antenne horizontale

Soit une antenne linéaire horizontale de N capteurs à la profondeur z_r. On note $r_1, \ldots, r_N$ la distance entre la source et les récepteurs. Le signal reçu $\mathbf{p_H}$ peut s'écrire :

$$\mathbf{p_H} = \mathbf{\Phi a}, \tag{2.10}$$

avec

$$\mathbf{p_H} = \left[p(r_1, z_r) \ldots p(r_N, z_r)\right]^T, \tag{2.11}$$

$$\mathbf{\Phi} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{r_1}} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{\sqrt{r_N}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^{-jr_1(k_{r1}-j\alpha_1)} & \cdots & e^{-jr_1(k_{rM}-j\alpha_M)} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{-jr_N(k_{r1}-j\alpha_1)} & \cdots & e^{-jr_N(k_{rM}-j\alpha_M)} \end{bmatrix}, \tag{2.12}$$

$$\mathbf{a} = \left[a_1 \ldots a_M\right]^T, \tag{2.13}$$

et

$$a_m = A\frac{\psi_m(z_s)\psi_m(z_r)}{\sqrt{k_{rm}}}. \tag{2.14}$$

Notons que contrairement au cas de l'antenne verticale, la matrice d'observation $\mathbf{\Phi}$ dépend de la position de l'antenne par rapport à la source. Elle ne peut donc pas être a priori considérée comme connue. Pour disposer d'un modèle linéaire inversible, on introduit un modèle linéaire approché pour $\mathbf{p_H}$, présenté dans la sous-section suivante.

Modèle approché

Dans le cas d'une antenne horizontale définie par son espacement inter-capteur δr et alignée avec la source,[1] la distance entre la source et chacun des capteurs est :

$$r_i = r_1 + (i-1)\delta r, \tag{2.15}$$

avec r_1 la distance entre la source et le capteur le plus proche.

En supposant l'ouverture de l'antenne petite devant la distance source-antenne, il est possible de négliger l'atténuation géométrique et l'atténuation visqueuse le long de l'antenne. Pour éviter d'alourdir les équations en introduisant de nouvelles notations, les deux types d'atténuation sont supposées égales à leurs valeurs au premier capteur :

$$r_i^{-1/2} \approx r_1^{-1/2}, \tag{2.16}$$

$$e^{-r_i\alpha_m} \approx e^{-r_1\alpha_m}. \tag{2.17}$$

1. configuration *endfire* dans la littérature anglophone

Le signal reçu peut finalement s'écrire :

$$\mathbf{p_H} \approx \mathbf{\Lambda}\tilde{\mathbf{a}}, \tag{2.18}$$

avec

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\delta r k_{r1}} & \dots & e^{-j\delta r k_{rM}} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{-j(N-1)\delta r k_{r1}} & \dots & e^{-j(N-1)\delta r k_{rM}} \end{bmatrix}, \tag{2.19}$$

$$\tilde{\mathbf{a}} = [\tilde{a_1} \dots \tilde{a_M}]^T, \tag{2.20}$$

et

$$\tilde{a}_m = \frac{A}{\sqrt{r_1}} \frac{\psi_m(z_s)\psi_m(z_r)}{\sqrt{k_{rm}}} e^{-r_1\alpha_m} e^{-jr_1 k_{rm}}. \tag{2.21}$$

Cette approximation permet d'obtenir un modèle linéaire similaire à celui de l'équation (2.2) pour les antennes verticales : la matrice d'observation $\mathbf{\Lambda}$ ne dépend que de la géométrie de l'antenne et de l'environnement, alors que le vecteur des amplitudes modales $\tilde{\mathbf{a}}$ dépend des caractéristiques de la source. De plus, la matrice $\mathbf{\Lambda}$ étant formée d'exponentielles complexes échantillonnées, ses colonnes sont de même norme (N), et sont naturellement orthogonales à condition que le théorème de Shannon soit respecté (d'un point de vue spatial) et que l'antenne soit suffisamment longue, comme illustré sur la figure 2.3b.

Le modèle précédent est valide dans le cas d'une source alignée avec l'antenne. Il est possible de l'étendre aux cas où l'angle entre l'axe de l'antenne et la direction de la source est petit.

La géométrie du problème et les différentes grandeurs utilisées ci-après sont définies sur la figure 2.2. La distance r_i associé au i^{e} capteur de l'antenne est :

$$r_i = \sqrt{[r_1 \cos\theta + (i-1)\delta r]^2 + (r_1 \sin\theta)^2}, \tag{2.22}$$

$$= r_1 \left[1 + \frac{(i-1)\delta r}{r_1}\left(2\cos\theta + \frac{(i-1)\delta r}{r_1}\right)\right]^{1/2}. \tag{2.23}$$

Rappelons que la distance r_i n'est pas à proprement parler la distance euclidienne entre la source et le i^{e} capteur, mais la première coordonnée de ce dernier dans le repère cylindrique défini dans la section 1.3 (repère d'axe vertical, centré sur la source). Cette quantité ne dépend pas de la différence de profondeur entre les deux sources.

Un développement limité au premier ordre donne :

$$r_i = r_1 + (i-1)\delta r \left(\cos\theta + \frac{(i-1)\delta r}{2r_1}\right) + o\left(\cos\theta + \frac{(i-1)\delta r}{2r_1}\right). \tag{2.24}$$

En champ lointain, on peut supposer que l'ouverture de l'antenne $(N-1)\delta r$ est petite devant r_1, et donc négliger le résidu du développement limité pour tous les capteurs $i \in [1, N]$. Ensuite, si l'angle θ est suffisamment petit pour pouvoir négliger $(N-1)\delta r/(2r_1)$ devant $\cos\theta$, on obtient l'approximation suivante :

$$r_i \approx r_1 + (i-1)\delta r \cos\theta. \tag{2.25}$$

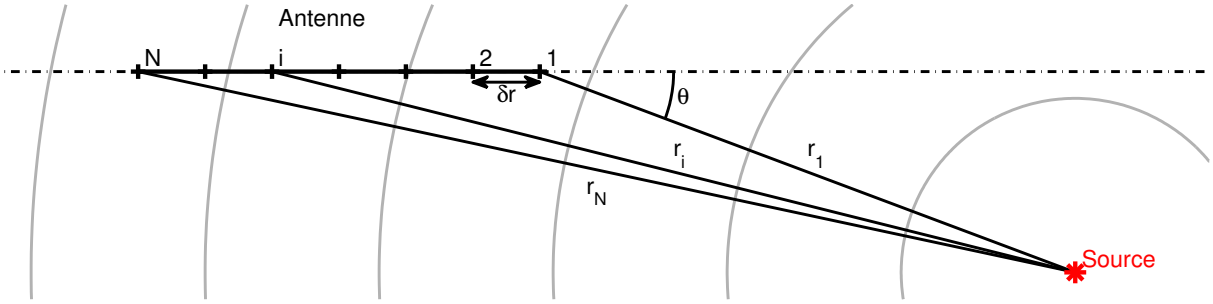


FIGURE 2.2 – Source et antenne horizontale non-alignées : vue de dessus. Pour une antenne suffisamment éloignée de la source et un angle θ suffisamment petit, on peut négliger la courbure des fronts d'onde cylindriques (en gris) au niveau de l'antenne.

D'un point de vue plus physique, cette approximation est une hypothèse de modes plans : la courbure des fronts d'onde cylindriques au niveau de l'antenne est négligée, les fronts d'onde sont assimilés à des plans.

En comparant l'approximation précédente à l'équation (2.15), on voit que pour les petits angles, le cas des sources non-alignées peut être traité comme le cas « source-antenne alignées » tel que défini par l'équation (2.18) : il suffit de remplacer la distance inter-capteur δr par le pas d'échantillonnage en r défini par $\delta r \cos\theta$. La matrice d'observation est donc paramétrée par l'angle θ entre l'antenne et la direction de la source. Cet angle peut par exemple être estimé via une formation de voie large-bande, comme dans [Stotts *et al.* 2010].

2.1.3 Signal temporel, signal fréquentiel

Rappelons que les différents signaux décrits précédemment modélisent l'amplitude complexe de la pression à une certaine fréquence sur les différents capteurs de l'antenne. Cette pression complexe n'est pas directement mesurée par les hydrophones de l'antenne, qui enregistrent la pression réelle en fonction du temps. Le signal complexe est construit par transformée de Fourier à partir d'une portion du signal temporel obtenue par fenêtrage. La pression complexe ainsi obtenue va donc dépendre de la longueur Δt de la fenêtre d'observation. On détaille ici les différentes contraintes liées au choix de cette durée Δt.

Dans le cas d'un fenêtrage rectangulaire, une fréquence pure se traduit dans le domaine fréquentiel par un sinus cardinal dont la largeur est inversement proportionnelle à la durée de la fenêtre d'observation. Ainsi, dans le cas de deux sources distinctes de fréquences proches, il faudra une fenêtre d'observation suffisamment longue afin de pouvoir séparer les deux sources dans le domaine fréquentiel, et disposer ainsi du signal complexe pour chacune des deux sources.

De plus, allonger la longueur de la fenêtre d'observation permet en théorie d'améliorer le rapport signal à bruit. En effet, le signal utile est alors sommé de manière cohérente et voit sa puissance augmenter avec la taille de la fenêtre, alors que le bruit est sommé de manière incohérente.

Cependant en pratique, la longueur de la fenêtre d'observation est limitée par les phénomènes

de décohérence temporelle [Dashen *et al.* 2010]. En effet, les fluctuations du milieu de propagation affectent le signal reçu, et celui-ci ne peut être considéré stationnaire que sur une durée inférieure à la longueur de cohérence temporelle.

Enfin, la source d'intérêt et/ou l'antenne sont généralement en mouvement l'un par rapport à l'autre. L'équation des modes décrivant le champ acoustique en régime stationnaire, la mesure doit alors se faire sur un intervalle de temps suffisamment court pour considérer que la source et le récepteur sont immobiles pendant cette durée. Pour cela, l'amplitude du déplacement au cours de la mesure doit être petite devant la longueur d'onde des phénomènes considérés.

Remarque : les différentes simulations présentées dans le manuscrit, notamment au chapitre 3, sont effectuées directement dans le domaine fréquentiel en utilisant les équations (2.2) et (2.10). Ainsi, les considérations précédentes sur la longueur de la fenêtre d'observation n'entrent pas en jeu dans ces simulations. En revanche, ces considérations sont prises en compte lors du traitement de données réelles au chapitre 4.

2.2 Filtrage modal

De manière générale, le filtrage modal consiste à séparer ou identifier les différents modes qui composent un signal mesuré, ou encore à estimer leurs amplitudes. Comme on l'a vu dans la section 1.3, les propriétés des différents modes sont liés aux paramètres de la source, ainsi qu'aux propriétés du guide d'onde. Ainsi, la sortie du filtrage modal peut être utilisée pour déduire de l'information sur la source (généralement sa position) et/ou sur l'environnement.

Les méthodes de filtrage modal sont très diverses, selon le type de source (monochromatique ou large-bande), le type de récepteur utilisé et la modélisation du signal reçu. On présente d'abord l'état de l'art du filtrage modal, avant de s'intéresser plus spécifiquement au cas des signaux dont les modèles ont été donnés dans la section 2.1. Il s'agit de signaux générés sur une antenne linéaire verticale ou horizontale, par une source monochromatique. Le problème est d'abord présenté comme un problème d'estimation linéaire, puis on montre que pour les antennes horizontales, il peut aussi être abordé comme un problème d'analyse spectrale.

2.2.1 État de l'art

Estimation linéaire

Historiquement, les premières mises en œuvre du filtrage modal utilisent une antenne linéaire verticale ainsi qu'un filtre linéaire pour séparer les modes : tout d'abord le filtre adapté dans [Ferris 1972], puis l'estimateur par moindres carrés (ou pseudo-inverse) dans [Tindle *et al.* 1978]. Dans un second temps, des considérations empiriques amènent à modifier ces filtres pour régulariser le problème : le rang de la pseudo-inverse est réduit, et seules les valeurs singulières les plus importantes sont prises en compte [Yang 1987] ; ou l'estimateur par moindres carrés est régularisé [Voronovich *et al.* 1992]. Bogart et Yang [Bogart & Yang 1994] proposent un modèle linéaire permettant de décrire le signal reçu sur des antennes non-verticales, et donc d'appliquer les estimateurs linéaires décrits ci-dessus à d'autres géométries d'antenne, et en particulier aux antennes horizontales. Ces différents estimateurs linéaires sont présentés plus en détails dans la section 2.2.2.

Alors que les approches décrites précédemment adoptent plutôt un point de vue déterministe (la quantité à estimer est vue comme une constante), Buck [Buck *et al.* 1998] adopte une approche bayésienne (la quantité à estimer est vue comme la réalisation d'une variable aléatoire). Il propose ainsi d'appliquer un estimateur du type "maximum a posteriori", qui nécessite de connaître les statistiques du bruit et des amplitudes modales qu'on cherche à estimer. Ses travaux font aussi le lien entre les régularisations introduites empiriquement dans les estimateurs linéaires et le traitement statistique du signal. Les statistiques des amplitudes modales étant difficilement accessibles, Papp [Papp *et al.* 2010] propose une méthode de traitement adaptative qui estime ces statistiques directement à partir des données traitées.

Analyse spectrale

Dans le cas d'une antenne horizontale, les modes sont différenciés par leurs nombres d'onde radiaux (ou fréquences spatiales) et le problème du filtrage modal se rapproche d'un problème d'analyse spectrale spatiale. Cet aspect est traité dans la section 2.2.3, en se basant sur l'analyse de Fourier classique. Toutefois, des méthodes haute-résolution ont aussi déjà été appliquées avec succès en acoustique sous-marine, par exemple les méthodes de Prony [Shang *et al.* 1988], les algorithmes MUSIC et ESPRIT [Rajan & Bhatta 1993], les modèles auto-régressifs [Becker & Frisk 2006, Le Courtois & Bonnel 2014] ou encore l'acquisition comprimée [2] [Drémeau *et al.* 2017]. Notons que ces différentes méthodes sont plutôt utilisées pour estimer les nombres d'onde radiaux des modes et non leurs amplitudes.

Ouverture horizontale synthétique

Notons qu'avec un unique capteur et une source en mouvement l'un par rapport à l'autre, il est possible d'obtenir un échantillonnage spatial du champ acoustique équivalent à celui fourni par une antenne horizontale physique : on parle d'ouverture synthétique. Ces méthodes ont pu être appliquées avec succès en acoustique sous-marine :

— Frisk *et al.* [Frisk *et al.* 2000] utilisent le signal acoustique mesuré sur une bouée dérivante pour filtrer les modes et estimer les paramètres environnementaux. Cependant, cette méthode requiert une connaissance précise de la trajectoire de la source et du récepteur ;

— Yang [Yang 2015] utilise le déplacement d'une source pour filtrer les modes sur un unique récepteur fixe. Une connaissance précise de la vitesse radiale de la source par rapport au récepteur est nécessaire dans ce cas.

Ces techniques utilisant une ouverture synthétique requièrent une connaissance précise du déplacement relatif entre la source et le récepteur, ou au moins sa vitesse. Il existe cependant des techniques adaptées aux antennes tractées permettant de s'affranchir de ces pré-requis : la méthode proposée par Stergiopoulos [Stergiopoulos & Sullivan 1989], puis améliorée par Kim [Kim *et al.* 2002], combine l'ouverture physique et l'ouverture synthétique pour estimer et compenser les déphasages liés au déplacement relatif de la source et du récepteur, ainsi que ceux liés aux fluctuations de l'environnement.

2. *compressed sensing* dans la littérature anglophone

Autres approches

Les différentes approches décrites ci-dessus sont applicables aux signaux bande-étroite reçus sur une antenne linéaire (ou une ouverture synthétique), verticale ou horizontale, dans un environnement connu. Le filtrage modal peut cependant être effectué dans d'autres contextes. Par exemple :

- Neilsen et Westwood [Neilsen & Westwood 2002] estiment les fonctions modales à partir du signal mesuré sur une antenne verticale dans un environnement inconnu. Sa méthode repose sur la décomposition en valeurs singulières de la matrice de covariance du signal mesuré ;
- Nicolas *et al* [Nicolas *et al.* 2006] travaillent dans le plan fréquence-nombre d'onde pour filtrer les modes reçus sur une antenne horizontale, dans le cas d'une source large-bande ;
- Walker *et al* [Walker *et al.* 2007] exploitent l'effet Doppler pour séparer, avec un seul capteur, les modes générés par une source mobile. En effet, l'effet Doppler sur un mode étant lié à sa vitesse de phase, le décalage Doppler est propre à chaque mode, ce qui permet, sous certaines conditions, de les séparer dans le spectre fréquentiel ;
- Bonnel [Bonnel 2010] travaille pour sa part dans le plan temps-fréquence, pour filtrer les modes reçus sur un unique capteur dans le cas d'une source impulsionnelle large-bande ;
- Yang [Yang 2014] propose une méthode permettant d'estimer les fonctions modales et nombres d'onde radiaux des modes, ainsi que leurs amplitudes. Pour ce faire, il utilise une antenne verticale, et l'ouverture horizontale synthétique apportée par le déplacement de la source.

2.2.2 Estimation linéaire

On a montré dans la section précédente que le signal mesuré par une antenne linéaire verticale ou horizontale pouvait s'écrire sous la forme d'un modèle linéaire (cf. équations (2.2) et (2.18)). Celui-ci peut s'écrire, en introduisant le bruit $\mathbf{w}$:

$$\mathbf{p} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{w}. \tag{2.26}$$

Ici, le signal $\mathbf{p}$ désigne $\mathbf{p_V}$ ou $\mathbf{p_H}$ selon la géométrie de l'antenne (respectivement verticale ou horizontale). La matrice d'observation $\mathbf{A}$ désigne $\mathbf{\Psi}$ ou $\mathbf{\Lambda}$ selon le type d'antenne, et peut être considérée connue. Le vecteur des amplitudes modales $\mathbf{x}$ désigne $\mathbf{d}$ ou $\tilde{\mathbf{a}}$ selon le type d'antenne, et contient les informations liées à la source. Notons que le même terme « amplitude modale » est utilisé pour désigner deux quantités différentes ($\mathbf{d}$ ou $\tilde{\mathbf{a}}$) en fonction du contexte (antenne verticale ou horizontale).

Le filtrage modal consiste alors à estimer le vecteur $\mathbf{x}$ à partir d'une mesure de la pression $\mathbf{p}$ telle que définie par l'équation (2.26). Il s'agit d'un problème d'estimation linéaire, un problème largement abordé dans [Kay 1993].

Dans un modèle linéaire, le conditionnement du problème linéaire (ou de la matrice d'observation), noté $cond(\mathbf{A})$, mesure à quel point l'observation $\mathbf{p}$ est sensible à des petites variations du vecteur d'amplitude $\mathbf{x}$. De manière générale, plus le conditionnement est faible, meilleure sera l'estimation linéaire. Le cas le plus favorable ($cond(\mathbf{A}) = 1$) correspond au cas où les colonnes de la matrice d'observation sont orthogonales et de même norme. La figure 2.3 présente des exemples de conditionnement en fonction de l'ouverture (verticale ou horizontale) de l'antenne.

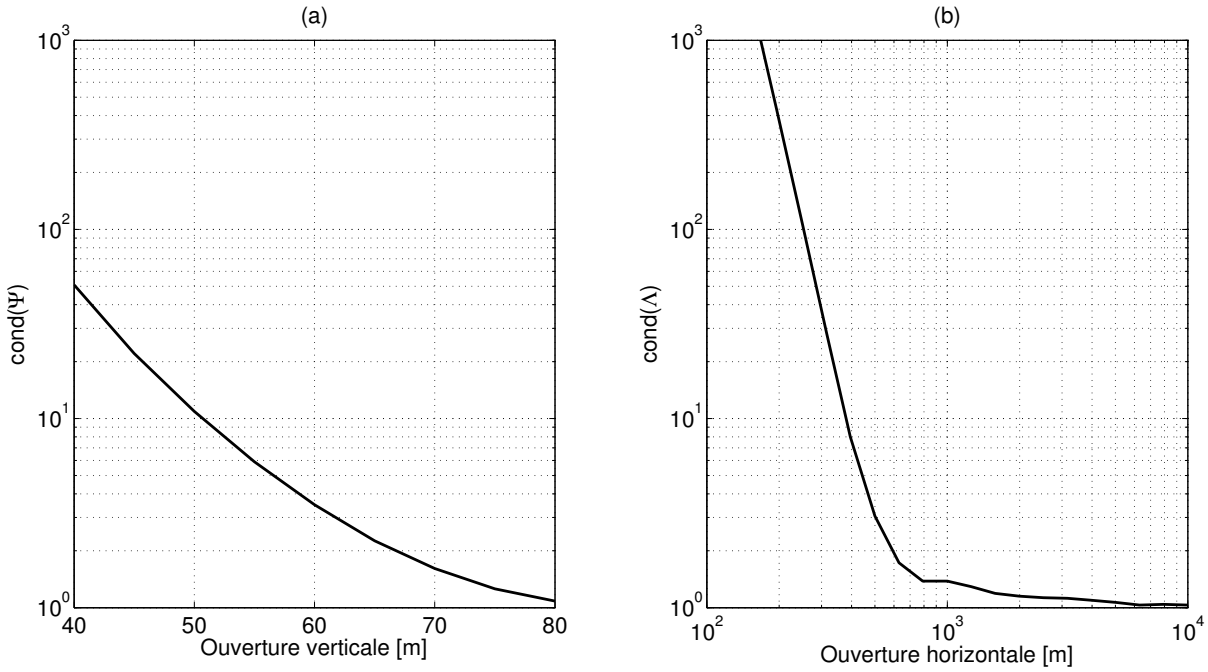


FIGURE 2.3 – Conditionnement et ouverture de l'antenne. (a) Antenne verticale située dans la partie centrale de la colonne d'eau (b) Antenne horizontale. Dans tous les cas, les capteurs sont espacés de 5 m. L'antenne verticale est toujours placée dans la partie centrale de la colonne d'eau. L'antenne horizontale est supposée alignée avec la source. L'environnement considéré, de 80 m de profondeur d'eau, a le profil de célérité présenté figure 1.5 et un fond uniforme semi-infini de célérité 1800 m/s et de masse volumique 1800 kg/m^3. La fréquence de la source est 100 Hz (6 modes).

On peut voir que celui-ci s'approche de 1 quand l'antenne verticale couvre toute la colonne d'eau (80 m) ou que l'ouverture de l'antenne horizontale tend vers l'infini. Notons que si les tailles d'antenne présentées dans le cas vertical sont réalistes, les ouvertures horizontales nécessaires pour atteindre des conditionnements du même ordre sont beaucoup plus importantes.

Les filtres modaux décrits plus bas sont des estimateurs linéaires $\mathbf{H}$, pour lesquels l'estimation de $\mathbf{x}$ s'écrit :

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{H}\mathbf{p}, \tag{2.27}$$
$$= \mathbf{H}\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{H}\mathbf{w}. \tag{2.28}$$

Pour un bruit $\mathbf{w}$ centré et de matrice de covariance $\mathbf{K}_{\mathbf{ww}}$, le biais de l'estimateur est

$$\mathbf{B}(\mathbf{x}) = E\{\hat{\mathbf{x}}\} - \mathbf{x}, \tag{2.29}$$
$$= (\mathbf{H}\mathbf{A} - \mathbf{I}_M)\,\mathbf{x}, \tag{2.30}$$

et la matrice de covariance de $\hat{\mathbf{x}}$

$$\mathbf{K}_{\hat{\mathbf{x}}\hat{\mathbf{x}}} = E\{(\hat{\mathbf{x}} - E\{\hat{\mathbf{x}}\})(\hat{\mathbf{x}} - E\{\hat{\mathbf{x}}\})^H\}, \tag{2.31}$$

$$= \mathbf{H}\mathbf{K}_{\mathbf{ww}}\mathbf{H}^H, \tag{2.32}$$

où l'indice H désigne la transposée conjuguée (ou hermitienne).

Dans le cas d'un bruit blanc gaussien circulaire de variance σ^2, on a

$$\mathbf{K}_{\mathbf{ww}} = \sigma^2\mathbf{I}_{\mathbf{M}}, \tag{2.33}$$

$$\mathbf{K}_{\hat{\mathbf{x}}\hat{\mathbf{x}}} = \sigma^2\mathbf{H}\mathbf{H}^H. \tag{2.34}$$

Les paragraphes suivants présentent les filtres linéaires usuels en acoustique sous-marine [Buck *et al.* 1998, Papp *et al.* 2010] qui ont été utilisés pendant la thèse.

Le filtre adapté

Le filtre adapté est défini par :

$$\mathbf{H}_{\mathbf{FA}} = diag(\|\mathbf{A}_{\mathbf{m}}\|^{-2})\mathbf{A}^H, \tag{2.35}$$

où $diag(\|\mathbf{A}_{\mathbf{m}}\|^{-2})$ désigne la matrice diagonale dont les éléments sont les inverses des normes au carré des colonnes de $\mathbf{A}$, et sert à normaliser les amplitudes estimées. L'usage d'un tel filtre est généralement motivé par le caractère orthogonal de la matrice d'observation dans des conditions favorables (cf. section 2.1). En pratique, les colonnes de $\mathbf{A}$ ne sont pas orthogonales , et le filtre adapté est un estimateur biaisé, de biais

$$\mathbf{B}(\mathbf{x}) = \left(diag(\|\mathbf{A}_{\mathbf{m}}\|^{-2})\mathbf{A}^H\mathbf{A} - \mathbf{I}_{\mathbf{M}}\right)\mathbf{x}. \tag{2.36}$$

La matrice diagonale $diag(\|\mathbf{A}_{\mathbf{m}}\|^{-2})$ est introduite pour normaliser les lignes de $\mathbf{H}_{\mathbf{FA}}$ de sorte que la diagonale de la matrice $(\mathbf{H}_{\mathbf{FA}}\mathbf{A} - \mathbf{I}_{\mathbf{M}})$ soit nulle. Ainsi, le biais dans l'estimation d'un mode est seulement dû aux interférences avec les autres modes, et non à la normalisation. Autrement dit, l'estimation serait non-biaisée dans le cas (hypothétique) où le champ acoustique ne serait constitué que d'un seul mode.

La pseudo-inverse

La pseudo-inverse (ou estimateur par moindres carrés) est définie par :

$$\mathbf{H}_{\mathbf{PI}} = (\mathbf{A}^{\mathbf{H}}\mathbf{A})^{-\mathbf{1}}\mathbf{A}^{\mathbf{H}}. \tag{2.37}$$

Dans le cas où le nombre de capteurs est supérieur au nombre de modes ($N > M$), l'estimation $\hat{\mathbf{x}}^{(PI)} = \mathbf{H}_{\mathbf{PI}}\mathbf{p}$ minimise la distance euclidienne entre la mesure et le modèle théorique :

$$\hat{\mathbf{x}}^{(PI)} = \arg\underset{\mathbf{x}}{\in} \|\mathbf{p} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|^2. \tag{2.38}$$

En pratique, la pseudo-inverse est généralement calculée en utilisant la décomposition en valeurs singulières de la matrice $\mathbf{A}$. En notant $rg(\mathbf{A})$ le rang de la matrice $\mathbf{A}$, cette décomposition s'écrit

$$\mathbf{A} = \sum_{m=1}^{rg(\mathbf{A})} s_m\mathbf{U}_{\mathbf{m}}\mathbf{V}_{\mathbf{m}}^{\mathbf{H}}. \tag{2.39}$$

avec s_m les valeurs singulières de $\mathbf{A}$ ordonnées par ordre décroissant, $(\mathbf{U_m})$ une famille orthonormale de vecteurs de dimension N et $(\mathbf{V_m})$ une famille orthonormale de vecteurs de dimension M. La pseudo-inverse s'écrit alors :

$$\mathbf{H_{PI}} = \sum_{m=1}^{rg(\mathbf{A})} \frac{1}{s_m} \mathbf{V_m} \mathbf{U_m^H}. \tag{2.40}$$

La pseudo-inverse est un estimateur non-biaisé :

$$\hat{\mathbf{x}}^{(PI)} = \mathbf{x} + \mathbf{H_{PI}} \mathbf{w}. \tag{2.41}$$

En revanche, sa variance est proportionnelle au conditionnement et à la puissance du bruit. Pour un conditionnement donné, il existe un rapport signal-à-bruit (RSB) en-dessous duquel le terme $\mathbf{H_{PI}w}$ devient prépondérant devant $\mathbf{x}$ dans l'estimation $\hat{\mathbf{x}}^{(PI)}$, qui dépend alors davantage de la réalisation du bruit $\mathbf{w}$ que de la valeur des amplitudes modales $\mathbf{x}$. Ce RSB limite augmente avec le conditionnement. Ce dernier peut donc être vu comme une mesure de la sensibilité au bruit de l'estimateur pseudo-inverse.

Les deux filtres présentés ci-après constituent deux approches pour régulariser le problème, i.e. limiter l'impact du bruit sur l'estimation. Cela permet de réduire la variance au prix de l'introduction d'un biais dans l'estimation.

Les moindres carrés régularisés

L'estimateur par moindres carrés régularisés est défini par :

$$\mathbf{H_{MCR}} = (\mathbf{A^H A} + \beta \mathbf{I_m})^{-1} \mathbf{A^H}, \tag{2.42}$$

où β est appelé facteur de régularisation.

L'estimation $\hat{\mathbf{x}}^{(\mathbf{MCR})} = \mathbf{H_{MCR}} \mathbf{p}$ minimise la quantité suivante :

$$\hat{\mathbf{x}}^{(MCR)} = \underset{\mathbf{x}}{\arg} \in \|\mathbf{p} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|^2 + \beta \|\mathbf{x}\|^2. \tag{2.43}$$

Le choix de β traduit donc un compromis entre l'adéquation du modèle aux données ($\|\mathbf{p} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|^2$) et la norme au carré de l'estimation.

D'un point de vue bayésien, l'estimateur par moindres carrés régularisés $\mathbf{H_{MCR}}$ correspond à l'estimateur linéaire d'erreur quadratique minimale (ou LMMSE pour *linear minimum mean square error*) sous les conditions suivantes :

- le bruit $\mathbf{w}$ et le vecteur d'amplitude modale $\mathbf{x}$ sont des vecteurs aléatoires non-corrélés, centrés et de matrices de covariance respectives $\sigma_w^2 \mathbf{I_N}$ et $\sigma_x^2 \mathbf{I_M}$;
- le facteur de régularisation β est choisi tel que $\beta = \sigma_w^2 / \sigma_x^2$.

Notons que dans le cas $\beta = 0$, ce filtre est identique à la pseudo-inverse, alors que dans le cas $\beta \to \infty$, il est identique au filtre adapté à un facteur β près.

La pseudo-inverse de rang réduit

Une seconde approche pour régulariser un problème linéaire mal conditionné consiste à ne pas tenir compte des plus petites valeurs singulières de $\mathbf{A}$ lors de la construction de la pseudo-inverse,

décrite par l'équation (2.40). En reprenant les mêmes notations, la pseudo-inverse de rang réduit est :

$$\mathbf{H_{PIRR}} = \sum_{m=1}^{m_{max}} \frac{1}{s_m} \mathbf{V_m} \mathbf{U_m^H}. \tag{2.44}$$

où m_{max} est le rang de la matrice ainsi obtenue, inférieur au rang original $rg(\mathbf{A})$. Il s'agit d'un paramètre du filtre, généralement choisi de manière empirique. Par exemple, Papp *et al.* [Papp *et al.* 2010] éliminent toutes les valeurs singulières plus de cent fois inférieures à la plus grande valeur singulière.

Dans cette section, le filtrage modal avec une antenne linéaire verticale ou horizontale a été abordé sous l'angle de l'estimation linéaire. Dans la section suivante, on présentera le filtrage modal avec une antenne horizontale sous son aspect « analyse spectrale », et on explicitera les liens entre la transformée de Fourier discrète et le filtre adapté présenté ci-avant.

2.2.3 Antenne horizontale et analyse spectrale

Dans le cas d'une antenne horizontale, on a vu qu'en négligeant l'atténuation géométrique et l'amortissement visqueux le long de l'antenne, le signal spatial mesuré pouvait se décomposer sur une somme d'exponentielles complexes, de nombres d'onde (i.e. fréquences spatiales) k_{rm}. En conséquence, le problème du filtrage modal peut être abordé dans ce cas comme un problème d'analyse spectrale.

La transformée de Fourier spatial du signal discret $\mathbf{p_H} = [p_1 \dots p_N]^T$, calculée au nombre d'onde k_r est définie par :

$$P_H(k_r) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p_{n+1} e^{jn\delta r k_r}. \tag{2.45}$$

avec δ_r le pas d'échantillonnage spatial.

La figure 2.4 présente des exemples simulés du spectre spatial du signal mesuré avec une antenne horizontale, ainsi que les amplitudes modales $\tilde{a}_m$. Dans le cas où l'antenne est suffisamment longue pour résoudre les modes (courbe bleue), à chaque mode m correspond un pic en $k_r = k_{rm}$ d'amplitude l'amplitude modale $\tilde{a}_m$. Dans un tel cas, il n'est pas nécessaire de connaître l'environnement pour filtrer les modes, il suffit simplement de relever la position et l'amplitude des différents pics.

En pratique, les longueurs d'antenne requises pour résoudre les modes sont rarement réalistes, et les modes interfèrent entre eux dans le spectre mesuré (courbe verte).

Il est possible de relier le spectre spatial à l'estimation linéaire des amplitudes modales présentée dans la section précédente, pour le cas du filtre adapté. En effet, dans le cas horizontal, le filtre adapté est

$$H_{FA} = \frac{1}{N} \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\delta r k_{r1}} & \dots & e^{-j\delta r k_{rM}} \\ \vdots & & \vdots \\ e^{-j(N-1)\delta r k_{r1}} & \dots & e^{-j(N-1)\delta r k_{rM}} \end{bmatrix}^H. \tag{2.46}$$

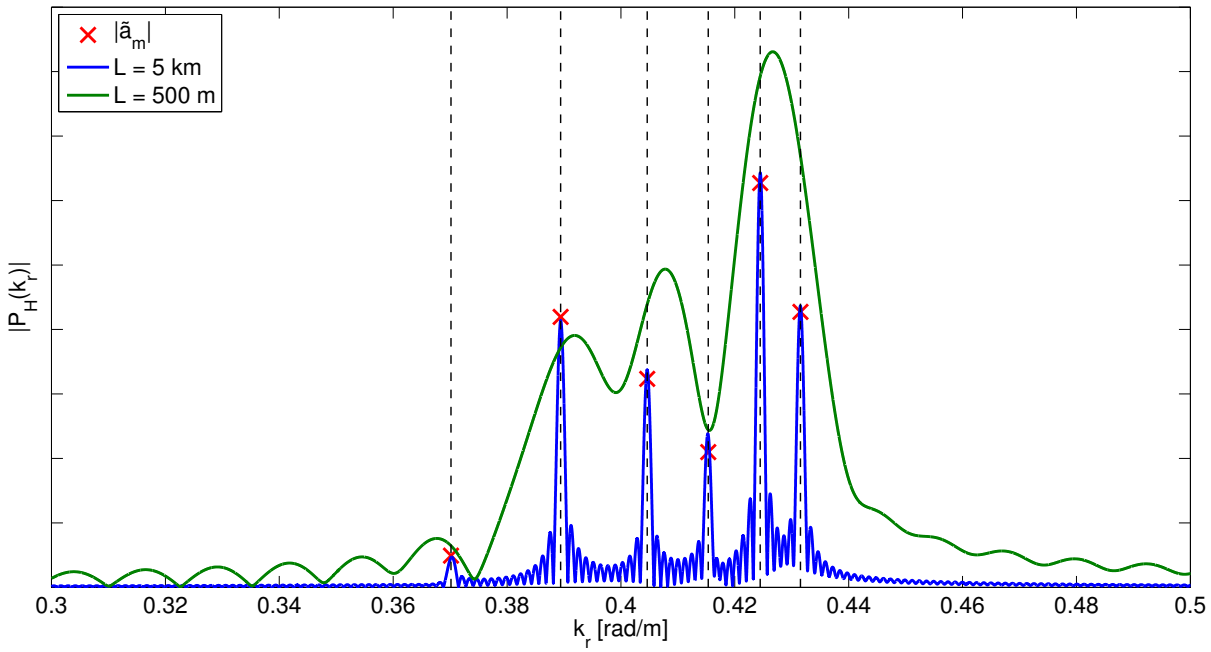


FIGURE 2.4 – Spectre spatial du signal enregistré par une antenne horizontale. Les pointillés verticaux indiquent les nombres d'onde radiaux k_{rm} des différents modes, et les croix rouges l'amplitude modale associée $|\tilde{a}_m|$. En bleu : spectre spatial pour une ouverture effective de 5 km. En vert : spectre spatial pour une ouverture effective de 500 m. L'environnement considéré a le profil de célérité présenté figure 1.5 et un fond uniforme semi-infini de célérité 1800 m/s et de masse volumique 1800 kg/m^3. La fréquence de la source est 100 Hz. Les profondeurs d'immersion de la source z_s et de l'antenne z_r sont fixées respectivement à 30 et 40 m.

L'amplitude du mode m estimé avec ce filtre est donc

$$\hat{a}_m^{(FA)} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} p_{n+1} e^{jn\delta r k_{rm}}. \tag{2.47}$$

On reconnaît là la définition de la transformée de Fourier spatiale discrète de $\mathbf{p}$ calculée en $k_r = k_{rm}$. Autrement dit, les amplitudes modales estimées avec le filtre adapté correspondent aux valeurs du spectre spatial aux nombres d'onde $k_r = k_{rm}$. Sur la figure 2.4, cela correspond (en terme de module) à l'intersection entre les pointillés verticaux et les courbes bleu ou verte.

Enfin, on a considéré jusqu'ici une antenne dont les capteurs sont régulièrement répartis. Dans le cas d'un échantillonnage spatial non-uniforme, il est tout de même possible d'extraire un spectre spatial. Le lecteur pourra consulter [Babu & Stoica 2010] pour une présentation des principales méthodes d'analyse spectrale dans le cas d'un échantillonnage non-uniforme.

2.3 Taux d'énergie piégée

Plusieurs méthodes de discrimination en immersion s'appuient sur le concept de modes piégés, présenté section 1.3.3 : ces modes sont faiblement excités par les sources proches de la surface. Dans plusieurs cas [Premus 1999, Kim *et al.* 2002], la discrimination repose sur un ratio d'énergie entre modes libres et modes piégés. Pour ces raisons, on a introduit le taux d'énergie piégée, rapport entre l'énergie portée par les modes piégés et l'énergie totale. On distinguera le taux d'énergie piégée global, caractéristique globale du champ acoustique, et le taux d'énergie piégée sur une antenne linéaire, verticale ou horizontale. Enfin, on verra comment estimer le taux d'énergie piégée sur une antenne linéaire à partir d'une mesure.

2.3.1 Définitions : R_Φ, R_V, R_H

À partir de l'expression du champ de pression de l'équation (2.1), on peut montrer (cf. annexe A) que le flux d'énergie acoustique à travers un cylindre d'axe Oz et de rayon r est :

$$\Phi = |A|^2 \frac{\pi}{\omega} \sum_{m=1}^{M} \psi_m^2(z_s) e^{-2\alpha_m r}. \tag{2.48}$$

On peut remarquer qu'en l'absence d'amortissement visqueux ($\alpha_m = 0$), ce flux est indépendant du rayon r : on a alors bien conservation de l'énergie acoustique portée par les modes.

Notons ensuite que chaque mode contribue au flux d'énergie de façon indépendante, on peut donc définir le flux d'énergie porté par le mode m à une distance r de la source par

$$\Phi_m = |A|^2 \frac{\pi}{\omega} \psi_m^2(z_s) e^{-2\alpha_m r}. \tag{2.49}$$

En s'appuyant sur le concept des modes piégés et des modes libres présenté en section 1.3.3, on construit le taux d'énergie piégée R_Φ qui désigne la proportion du flux Φ que l'on peut attribuer aux modes piégés :

$$R_\Phi = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \Phi_m}{\Phi}, \tag{2.50}$$

$$= \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \left(\psi_m(z_s) e^{-\alpha_m r}\right)^2}{\sum_{m=1}^{M} \left(\psi_m(z_s) e^{-\alpha_m r}\right)^2}, \tag{2.51}$$

où M_0 est le nombre de modes piégés. Le mode m est piégé si $m \leq M_0$, libre sinon.

Ce taux d'énergie piégée dépend principalement de la profondeur de la source responsable du champ acoustique z_s. Il est aussi fonction de la distance à la source r en présence d'amortissement ($\alpha_m \neq 0$). La figure 2.5 présente des exemples de l'évolution du taux d'énergie piégée avec la profondeur de la source, pour différentes distances et différentes fréquences.

Les différentes courbes $R_\Phi(z_s)$ présentées figure 2.5 ont une allure similaire : le taux d'énergie piégée oscille autour d'une valeur stable dans la plus grande partie de la colonne d'eau, et décroît à l'approche des frontières, prenant des valeurs plus faibles à la surface qu'au fond. Un tel comportement fait du taux d'énergie piégée une quantité intéressante pour la discrimination en immersion : les sources de surface sont caractérisées par un faible taux d'énergie piégée et les sources immergées par un taux plus élevé. Il pourrait néanmoins subsister une ambiguïté entre

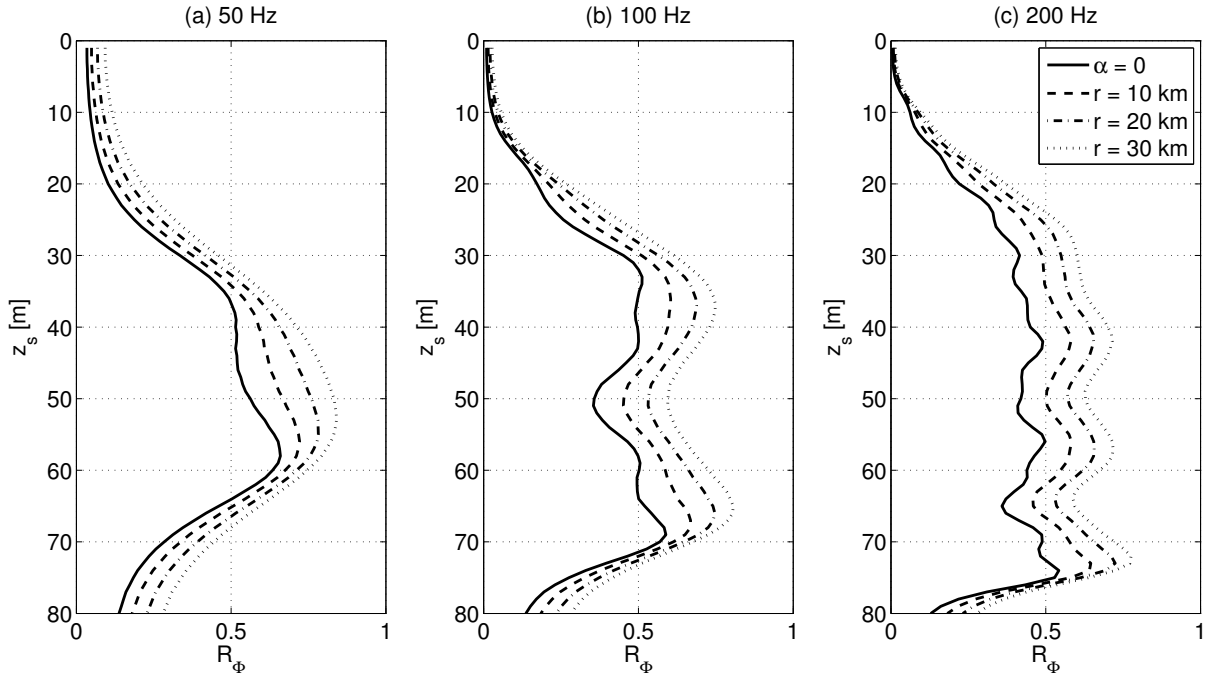


FIGURE 2.5 – Évolution du taux d'énergie piégée R_Φ avec la profondeur de la source, pour différentes fréquences : (a) 50 Hz (3 modes dont 1 piégé) ; (b) 100 Hz (6 modes dont 2 piégés) ; (c) 200 Hz (12 modes dont 4 piégés). En l'absence d'amortissement (trait plein) R_Φ ne dépend pas de la distance ; en présence d'amortissement (traits interrompus), la courbe $R_\Phi(z_s)$ varie avec la distance. L'environnement considéré a le profil de célérité présenté figure 1.5 et un fond uniforme semi-infini de célérité 1800 m/s, de masse volumique 1800 kg/m^3 et de coefficient d'atténuation 0.1 dB/λ le cas échéant.

une source proche de la surface et une source proche du fond, deux zones de faible taux d'énergie piégée. Toutefois en pratique, il est très peu probable qu'une source (i.e. un sous-marin) soit aussi proche du fond.

Les courbes présentées figure 2.5 sont propres à l'environnement et aux fréquences considérées. Cependant, les mêmes observations ont pu être faites sur les différents environnements « petit fond » testés où le concept de modes piégés est valide. Cela implique une célérité $c(z)$ qui décroît avec la profondeur aux environs de la surface, ainsi que la présence d'au moins un mode piégé et un mode libre pour que le taux d'énergie piégée ait un sens.

En l'absence d'amortissement, le taux d'énergie piégée est une caractéristique du champ acoustique considéré dans sa globalité et on a vu qu'en présence d'amortissement, les variations avec la distance étaient faibles. Dans le cas d'une antenne linéaire, on construit un taux d'énergie piégée local en s'appuyant sur les modèles linéaires introduits section 2.1, dont la définition dépend du type d'antenne considéré.

Cas de l'antenne verticale : R_V

On a vu que pour une antenne verticale située à une distance r de la source, les amplitudes modales intervenant dans le modèle linéaire sont définies par :

$$d_m = A\psi_m(z_s)\frac{e^{-jr(k_{rm}-j\alpha_m)}}{\sqrt{rk_{rm}}}. \tag{2.52}$$

Le taux d'énergie piégée R_Φ défini précédemment est une mesure de la contribution des modes piégés au flux d'énergie acoustique. On définit de manière similaire le taux d'énergie piégée sur une antenne verticale R_V, qui mesure la contribution énergétique des modes piégés dans le vecteur d'amplitude modale $\mathbf{d}$:

$$R_V = \frac{\sum_{m=1}^{M_0}|d_m|^2}{\sum_{m=1}^{M}|d_m|^2}, \tag{2.53}$$

$$= \frac{\sum_{m=1}^{M_0}\left(k_{rm}^{-1/2}\psi_m(z_s)e^{-\alpha_m r}\right)^2}{\sum_{m=1}^{M}\left(k_{rm}^{-1/2}\psi_m(z_s)e^{-\alpha_m r}\right)^2}. \tag{2.54}$$

En comparant les équations (2.51) et (2.54), on voit que les deux définitions sont très similaires, la seule différence étant une pondération des termes de la somme par $k_{rm}^{-1/2}$. En général, les nombres d'ondes radiaux associés aux différents modes propagatifs sont du même ordre de grandeur, et cette pondération influe peu sur le taux calculé. La figure 2.6 présente des exemples de taux d'énergie piégée sur une antenne verticale R_V, dans les mêmes configurations que la figure 2.5 : on peut constater que les courbes des deux figures sont quasiment identiques. En conséquence, le taux d'énergie piégée sur une antenne verticale R_V constituera une quantité pertinente pour la discrimination en immersion, pour les raisons déjà citées.

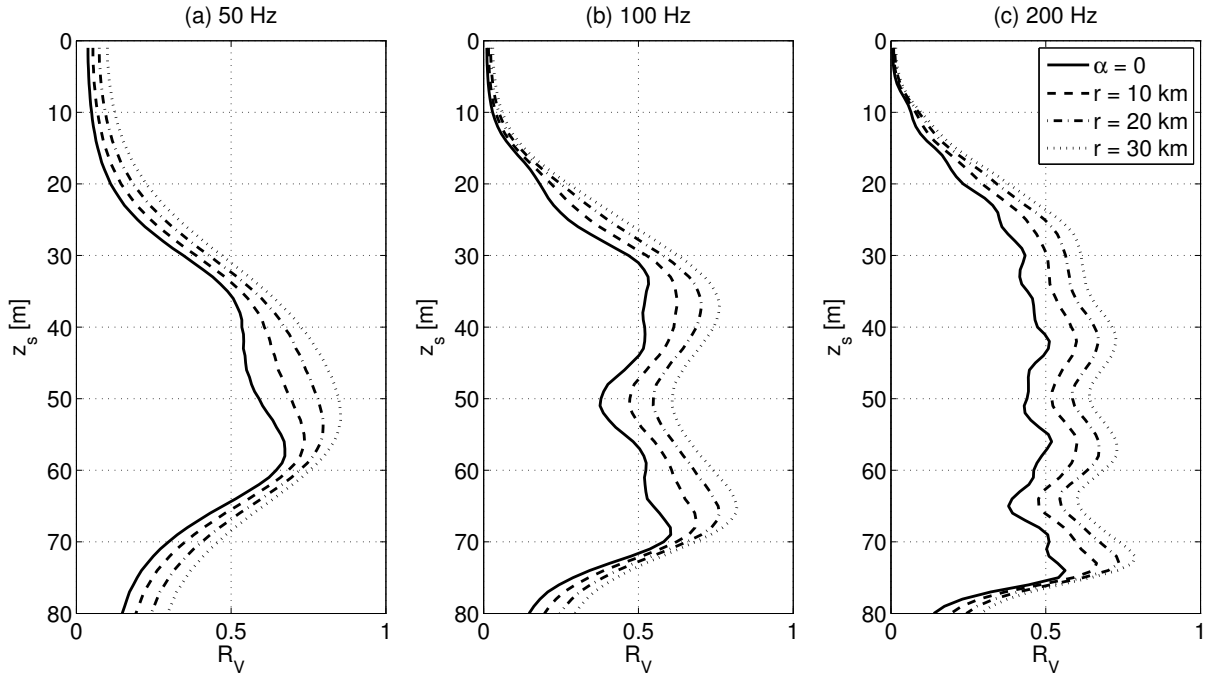


FIGURE 2.6 – Évolution du taux d'énergie piégée sur une antenne verticale R_V avec la profondeur de la source, pour différentes fréquences : (a) 50 Hz (3 modes dont 1 piégé) ; (b) 100 Hz (6 modes dont 2 piégés) ; (c) 200 Hz (12 modes dont 4 piégés).

Cas de l'antenne horizontale : R_H

Les amplitudes modales intervenant dans le modèle linéaire approché pour les antennes linéaires horizontales ont été définies par :

$$\tilde{a}_m = \frac{A}{\sqrt{r_1}} \frac{\psi_m(z_s)\psi_m(z_r)}{\sqrt{k_{rm}}} e^{-r_1\alpha_m} e^{-jr_1k_{rm}}. \tag{2.55}$$

Comme pour le cas vertical, on construit le taux d'énergie piégée sur une antenne horizontale qui mesure la contribution énergétique des modes piégés au vecteur d'amplitude modale $\tilde{\mathbf{a}}$:

$$R_H = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} |\tilde{a}_m|^2}{\sum_{m=1}^{M} |\tilde{a}_m|^2}, \tag{2.56}$$

$$= \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \left(k_{rm}^{-1/2} \psi_m(z_r)\psi_m(z_s) e^{-\alpha_m r} \right)^2}{\sum_{m=1}^{M} \left(k_{rm}^{-1/2} \psi_m(z_r)\psi_m(z_s) e^{-\alpha_m r} \right)^2}. \tag{2.57}$$

Comparés aux définitions précédentes, ici, les différents termes de la somme sont pondérés par $\psi_m(z_r)$, la valeur des fonctions modales à la profondeur de l'antenne. En conséquence, ce taux d'énergie piégée va aussi dépendre de la profondeur de l'antenne.

La figure 2.7 présente des exemples de taux d'énergie piégée sur une antenne horizontale à $z_r = 40\ m$, dans les mêmes configurations que précédemment. Dans ce cas, la différence avec les figures 2.5 et 2.6 est visible, mais l'allure générale des courbes est sensiblement la même, les observations précédentes restent donc vraies et ce taux d'énergie piégée est lui aussi une grandeur intéressante pour la discrimination.

La figure 2.8 présente pour sa part des exemples de taux d'énergie piégée sur une antenne horizontale, à une profondeur différente ($z_r = 20\ m$). Dans ce cas, on peut voir que le taux d'énergie piégée prend des valeurs faibles même au milieu de la colonne d'eau : à 50 m pour la source à 100 Hz, à 35, 50 et 65 m pour la source à 200 Hz. Le taux d'énergie piégée n'est alors pas aussi pertinent que dans les cas précédents pour la discrimination en immersion.

Finalement, dans le cas d'une antenne horizontale, la profondeur d'immersion de l'antenne affecte le taux d'énergie piégée. En conséquence, il sera nécessaire de choisir une profondeur d'immersion adéquate, par exemple en analysant l'allure des courbes $R_H(z_s)$. Soulignons déjà que l'antenne ne doit pas être placée trop près de la surface : dans ce cas, la contribution des modes piégés sur l'antenne serait faible quelle que soit la profondeur de la source.

2.3.2 Estimation

Les différents taux d'énergie piégée définis dans la section précédente sont des quantités physiques, qui dépendent des caractéristiques des modes composant le champ acoustique, de la profondeur et de la distance de la source, ainsi que de la profondeur de l'antenne dans le cas horizontal. Ces taux ne sont pas directement accessibles à la mesure, et en pratique, ils peuvent seulement être estimés à partir d'une mesure du champ acoustique. On présente ici deux approches possibles pour une telle estimation s'appuyant sur les modèles de mesure introduits en section 2.1 pour les antennes verticales et horizontales.

Estimation basée sur le filtrage modal

Les taux d'énergie piégée sur une antenne verticale et sur une antenne horizontale font respectivement intervenir les amplitudes modales d_m ou $\tilde{a}_m$ définies dans la section 2.1. La section 2.2.2 a présenté différents estimateurs linéaires permettant d'obtenir une estimation $\hat{\mathbf{d}} = [\hat{d}_1, \ldots, \hat{d}_M]^T$ ou $\hat{\mathbf{a}} = [\hat{a}_1, \ldots, \hat{a}_M]^T$ de ces amplitudes modales à partir d'un signal mesuré. Ces amplitudes estimées peuvent être utilisées pour estimer le taux d'énergie piégée sur une antenne verticale

$$\hat{R}_V = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \hat{d}_m}{\sum_{m=1}^{M} \hat{d}_m}, \tag{2.58}$$

ou sur une antenne horizontale :

$$\hat{R}_H = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \hat{a}_m}{\sum_{m=1}^{M} \hat{a}_m}. \tag{2.59}$$

Soulignons que le taux d'énergie piégée ainsi estimé dépend du choix du filtre modal utilisé. Dans la suite du manuscrit, ce choix de filtre sera indiqué en exposant des quantités estimées. Par exemple, $R_H^{(FA)}$ désigne le taux d'énergie piégée sur une antenne horizontale, estimé avec un filtre modal adapté.

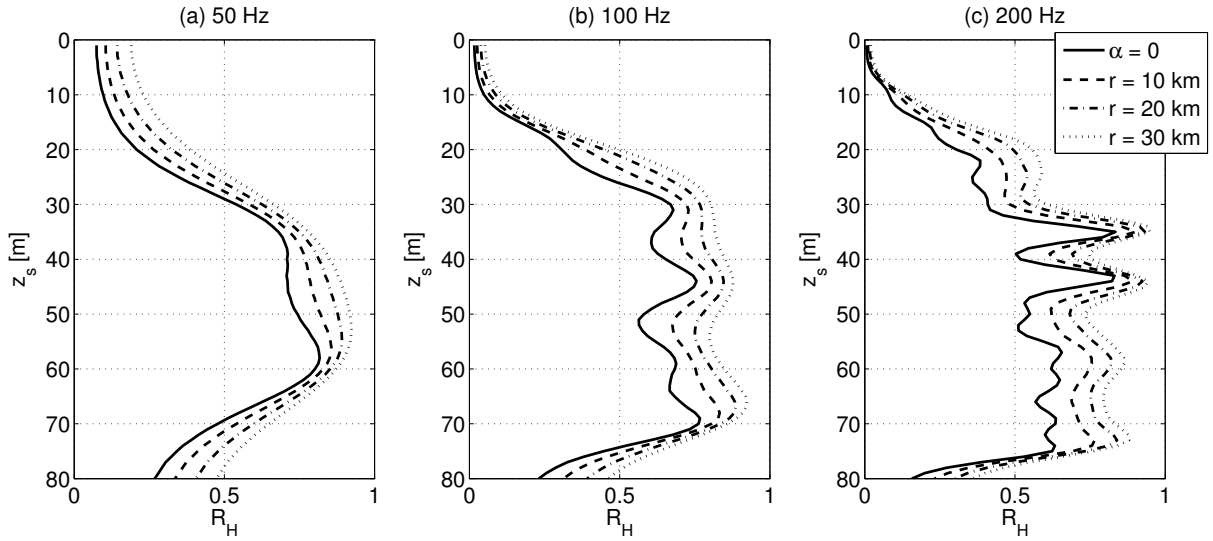


FIGURE 2.7 – Évolution du taux d'énergie piégée sur une antenne horizontale R_H avec la profondeur de la source, pour différentes fréquences : (a) 50 Hz (3 modes dont 1 piégé) ; (b) 100 Hz (6 modes dont 2 piégés) ; (c) 200 Hz (12 modes dont 4 piégés). L'antenne est immergée à la profondeur $z_r = 40\ m$, soit au milieu de la colonne d'eau.

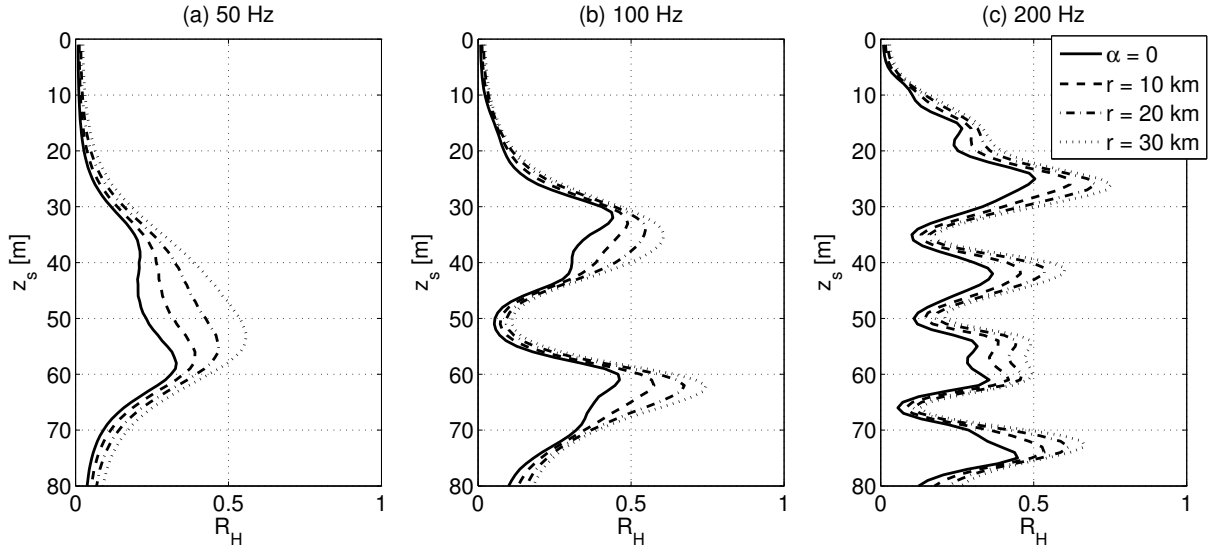


FIGURE 2.8 – Évolution du taux d'énergie piégée R_H avec la profondeur de la source, pour différentes fréquences : (a) 50 Hz (3 modes dont 1 piégé) ; (b) 100 Hz (6 modes dont 2 piégés) ; (c) 200 Hz (12 modes dont 4 piégés). L'antenne est immergée à la profondeur $z_r = 20\ m$.

Estimation basée sur l'analyse spectrale

Une autre approche est envisageable pour estimer le taux d'énergie piégée sur une antenne horizontale, qui s'appuie sur le spectre spatial du signal mesuré, déjà évoqué en section 2.2.3. Elle consiste à identifier deux intervalles distincts sur l'axe des nombres d'onde k_r : une bande correspondant aux modes piégés et l'autre aux modes libres. Le taux d'énergie piégée peut ensuite être estimé simplement en comparant l'énergie du signal dans ces deux bandes spectrales.

On définit les limites extrêmes de la bande spectrale associée à l'ensemble des modes propagatifs, de telle sorte que celle-ci comprenne dans leurs totalités les lobes principaux des sinus cardinaux associés au premier et au dernier modes propagatifs :

$$k_{r0} = k_{r1} + \frac{2\pi}{L}, \tag{2.60}$$

$$k_{r\infty} = k_{rM} - \frac{2\pi}{L}, \tag{2.61}$$

où L désigne l'ouverture horizontale effective, i.e. la longueur de l'antenne projetée sur la direction de la source.

La frontière entre la bande spectrale associée aux modes libres et celle associée aux modes piégés est fixée à mi-chemin entre les nombres d'onde radiaux du dernier mode piégé et du premier mode libre :

$$k_{rlim} = \frac{k_{rM_0} + k_{r(M_0+1)}}{2}. \tag{2.62}$$

Le taux d'énergie piégée sur l'antenne horizontale peut alors être estimé par :

$$\hat{R}_H^{(S)} = \frac{\int_{k_{rlim}}^{k_{r0}} |P_H(k_r)|^2 dk_r}{\int_{k_{r\infty}}^{k_{r0}} |P_H(k_r)|^2 dk_r}. \tag{2.63}$$

Ici, l'exposant (S) indique que la quantité est estimée à partir du spectre du signal.

Les différentes frontières des bandes spectrales évoquées ici sont représentées sur la figure 2.9. On rappelle (cf. section 2.2.3) que les amplitudes modales estimées avec un filtre adapté correspondent à des points du spectre spatial du signal mesuré :

$$\hat{a}_m^{(FA)} = P_H(k_r = k_{rm}). \tag{2.64}$$

Estimer le taux d'énergie piégée en utilisant la sortie d'un filtre adapté ou en intégrant l'énergie le long du spectre donne donc des résultats assez proches de manière générale, et quasiment identiques dans le cas où les modes sont résolus. Dans le cas où les modes ne sont pas résolus, considérer la totalité du spectre plutôt que seulement des points discrets permet de compenser en partie les interférences entre les modes (dues au biais du filtre adapté) et surtout de limiter l'impact d'une éventuelle incertitude sur les nombres d'onde radiaux k_{rm} des modes propagatifs.

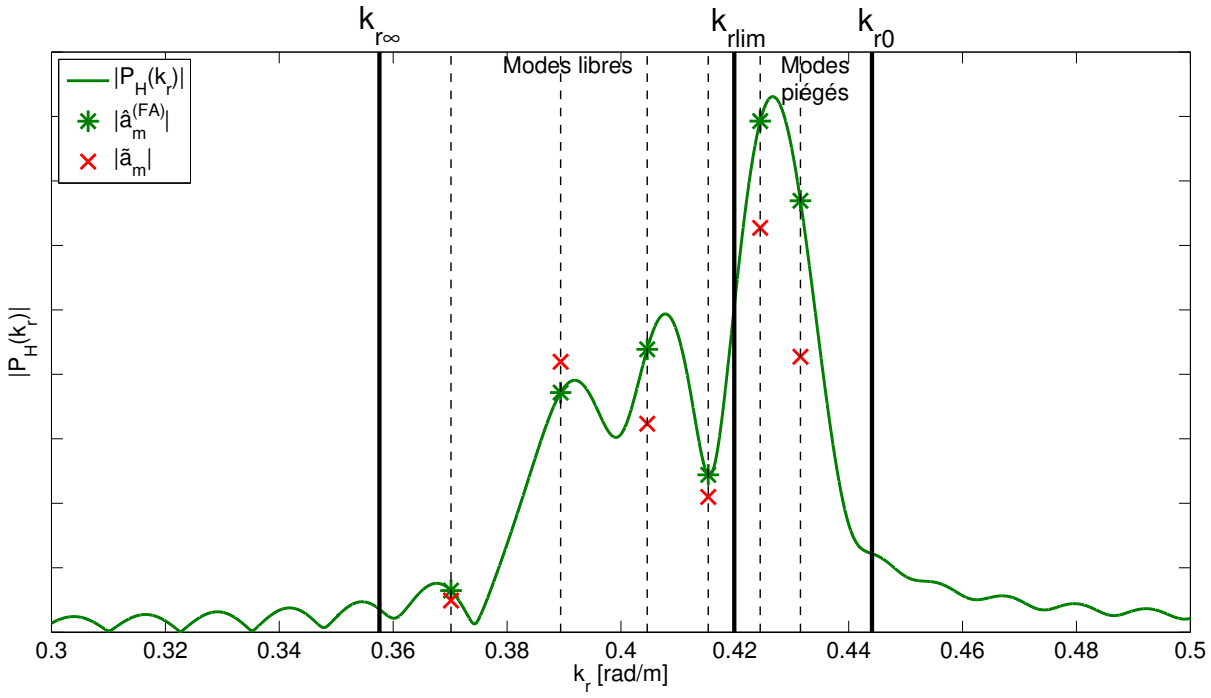


FIGURE 2.9 – Spectre spatial et taux d'énergie piégée. Les pointillés verticaux indiquent les nombres d'onde radiaux k_{rm} des différents modes, et les traits épais verticaux les limites des bandes spectrales associées aux modes piégés et aux modes libres. Les croix rouges correspondent aux amplitudes modales $\tilde{a}_m$. Les étoiles vertes correspondent aux amplitudes modales estimées avec un filtre adapté. L'ouverture de l'antenne L est de 500 m et sa profondeur z_r de 40 m.

Conclusion

Ce chapitre a permis d'introduire les problématiques d'estimation des quantités modales à partir d'une mesure réalisée avec une antenne linéaire. Après avoir présenté le modèle linéaire associé aux antennes verticales, certaines hypothèses ont permis la construction d'un modèle similaire pour les antennes horizontales.

En s'appuyant sur ces modèles linéaires, le filtrage modal a été discuté : il consiste en l'estimation des amplitudes modales à l'aide d'une antenne linéaire. Ce problème peut être abordé sous l'angle de l'estimation linéaire : plusieurs estimateurs linéaires courants en acoustique sous-marine ont été présentés, ainsi que leurs principales caractéristiques. Pour le cas de l'antenne horizontale, les liens entre filtrage modal et analyse spectrale spatiale ont été explicités. On a montré en particulier que l'utilisation du filtre adapté ou de la transformée de Fourier discrète calculée aux nombres d'onde des modes propagatifs donnait le même résultat.

Enfin, on a défini le taux d'énergie piégée et distingué le taux d'énergie piégée comme mesure globale et le taux d'énergie piégée localement sur une antenne linéaire. Dans tous les cas, il s'agit d'une quantité physique non directement accessible à la mesure, qui doit être estimée d'une manière ou d'une autre. Deux approches distinctes ont été présentées : la première repose sur l'utilisation d'un filtre modal classique, alors que la seconde, valable pour une antenne horizontale, réalise les mesures d'énergie dans le domaine des nombres d'onde. On verra au chapitre suivant qu'une telle estimation du taux d'énergie piégée peut servir à la discrimination en immersion. On étudiera notamment les liens entre les performances en discrimination et la méthode utilisée pour estimer le taux d'énergie piégée. On comparera donc l'utilisation des différents filtres pour estimer le taux d'énergie piégée et l'utilisation de l'analyse spectrale, le tout dans différentes configurations.

Chapitre 3

Discrimination en immersion

Sommaire

Introduction **55**

3.1 Classification binaire **55**

3.1.1 État de l'art 55

3.1.2 Performances d'un classifieur binaire 57

3.2 État de l'art de la discrimination en immersion **61**

3.2.1 Méthode en sous-espaces 61

3.2.2 Scintillation 63

3.2.3 Suppression d'interférences 64

3.2.4 Invariant océanique 64

3.3 Construction d'un classifieur pour la discrimination en immersion . . . **65**

3.3.1 Formulation générale des hypothèses 65

3.3.2 Spécification des hypothèses 66

3.3.3 Métriques de décision 68

3.3.4 Évaluation des performances 69

3.3.5 Comparaison avec l'existant 73

3.4 Études sur des données simulées **75**

3.4.1 Fréquence 75

3.4.2 Profondeur d'immersion de l'antenne 78

3.4.3 Ouverture horizontale de l'antenne 78

3.4.4 Rapport signal à bruit 79

3.5 Extensions **82**

3.5.1 Antenne verticale 82

3.5.2 Cas large-bande 82

3.5.3 Variations du milieu avec la distance 83

Conclusion **84**

Introduction

Le chapitre précédent présentait l'extraction d'informations sur les modes à l'aide d'une antenne linéaire. Ce chapitre traite de l'utilisation de ces informations dans un but de discrimination en immersion.

La section 3.1 s'intéresse au cadre général de la classification binaire. Après une présentation rapide de l'état de l'art en matière de classification, les notions et les outils permettant d'évaluer les performances d'un classifieur binaire sont introduits. Dans un second temps, la section 3.2 propose un résumé de la littérature consacrée au problème spécifique de la discrimination en immersion.

Le reste du chapitre traite de contributions de l'auteur au sujet. La section 3.3 propose une méthode pour construire un classifieur pour la discrimination en immersion [Conan *et al.* 2016b] : en rapportant les hypothèses à tester directement au modèle physique de propagation, il est possible d'estimer les performances d'un classifieur avec des méthodes de Monte-Carlo. Cela permet de construire un classifieur adapté au problème traité et aux performances désirées. Les classifieurs proposés pendant la thèse sont basés sur les estimateurs du taux d'énergie piégée au niveau de l'antenne, présentés section 2.3.2.

Dans la section 3.4, les performances obtenues avec les différents estimateurs du taux d'énergie piégée, ainsi qu'avec un classifieur issu de l'état de l'art, sont comparées dans différentes situations en s'appuyant sur des simulations. On s'intéresse notamment aux effets de la fréquence de la source, de la profondeur d'immersion de l'antenne, ainsi que de sa taille, et enfin du rapport signal à bruit.

Enfin, la section 3.5 traite de l'adaptation à d'autres cas des méthodes de discrimination proposées pour la discrimination en immersion d'une source monochromatique dans un milieu stratifié, à l'aide d'une antenne horizontale. On évoquera les cas de l'antenne verticale, de la source large-bande et du milieu non-stratifié.

3.1 Classification binaire

Le problème de la discrimination en immersion ayant été abordé comme un problème de classification binaire au cours de la thèse, cette section rappelle quelques généralités sur ce type de problème. La classification automatique consiste à attribuer à une observation une classe parmi plusieurs. On parle parfois aussi de reconnaissance de forme ou de théorie de la décision. On appellera classifieur un algorithme prenant en entrée une observation et qui renvoie une classe. On se limite ici au cas où le choix est limité à deux classes distinctes : on parle alors de classification binaire ou de détection.

3.1.1 État de l'art

3.1.1.1 Extraction de paramètres et classification

Classiquement, les classifieurs procèdent en deux temps [Webb 2003], comme illustré sur la figure 3.1. Tout d'abord, différents paramètres sont extraits de l'observation et stockés dans un vecteur de paramètres. Dans un second temps, une règle de décision portant sur ce vecteur de paramètres permet d'attribuer une classe à l'observation de départ.

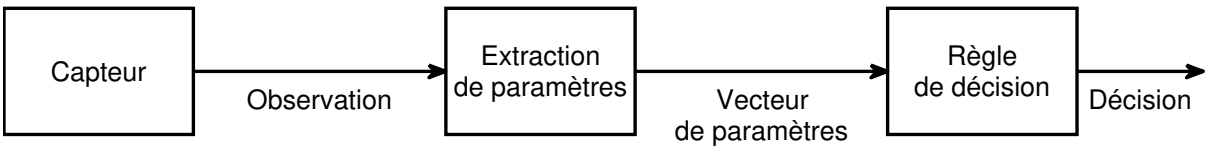


FIGURE 3.1 – Extraction de paramètres et classification.

Les paramètres extraits doivent être choisis de telle façon qu'une fois représentées dans l'espace des paramètres, les distributions des différentes classes soient autant séparées que possible. L'extraction de paramètres permet de représenter les données sur un espace de dimension inférieure à l'espace des observations, en supprimant les informations redondantes ou non-pertinentes pour la classification. Le choix des paramètres à extraire est une étape cruciale lors de la conception d'un tel classifieur pour une application pratique. Si les distributions des différentes classes ne sont pas séparées dans l'espace des paramètres choisis, les performances du classifieur seront mauvaises quelle que soit la règle de décision appliquée ensuite.

Dans un second temps, une règle de décision est appliquée, qui renvoie une classe en fonction de la position de l'observation représentée dans l'espace des paramètres. Ce dernier est partitionné en différentes régions, chacune associée à une classe. Dans le cas où les distributions des différentes classes dans l'espace des paramètres sont connues, la règle de décision peut être déterminée de manière analytique. Par exemple, la règle de décision de Bayes s'appuie sur les probabilités a priori des différentes classes pour minimiser le risque d'erreur de classification. Un autre exemple de règle de décision est le perceptron [Webb 2003] : dans ce cas, l'espace des paramètres est divisé en deux par un hyperplan, et la classe attribuée dépend de la position du vecteur de paramètres par rapport à cet hyperplan.

Dans le cas où les distributions de classes ne sont pas connues, une étape d'apprentissage est nécessaire pour définir la règle de décision. Cet apprentissage repose sur une base de données dite « d'apprentissage », constituée d'un grand nombre d'observations appartenant aux différentes classes, et dont les classes respectives sont connues. Cette étape d'apprentissage permet

— soit d'estimer les distributions des différentes classes, afin de construire analytiquement la règle de décision associée (c'est le cas des algorithmes de type espérance-maximisation [Moon 1996] ou des méthodes de Monte-Carlo [Graham & Talay 2011]) ;

— soit de construire une règle de décision faisant directement intervenir les éléments de la base d'apprentissage (c'est le cas des machines à vecteurs de support [Burges 1998] ou de l'algorithme des k plus proches voisins, dont une revue est proposée dans [Cunningham & Delany 2007]).

3.1.1.2 Apprentissage profond

Une approche quelque peu différente rencontre un succès grandissant depuis les années 2000 : l'apprentissage profond, qui a notamment permis d'améliorer significativement les performances dans des applications telles que la reconnaissance de parole, ou la détection et la reconnaissance d'objet dans une image. Il s'agit d'une méthode d'apprentissage automatique, mais son utilisation

dans un contexte de classification diffère de celle décrite ci-dessus. En effet, les techniques d'apprentissage profond travaillent directement sur les observations, ce qui évite d'avoir à chercher des paramètres pertinents à extraire. La plupart des méthodes d'apprentissage profond reposent sur les réseaux de neurones. Les travaux de Le Cun et al. [LeCun *et al.* 2015] constituent une bonne introduction à l'apprentissage profond.

3.1.2 Performances d'un classifieur binaire

On s'intéresse ici aux performances d'un classifieur binaire. Celles-ci sont évaluées via les probabilités de détection et de fausse alarme, qui peuvent être représentées dans l'espace COR (courbe opérationnelle du récepteur). Enfin, on détaille plus particulièrement le cas où la classification repose sur la comparaison d'une métrique de décision à un seuil de décision.

3.1.2.1 Formalisation et vocabulaire

On note Ω_0 et Ω_1 les deux classes possibles à laquelle peut appartenir l'observation, notée $\mathbf{y}$. Le problème de la classification binaire est posé comme un test d'hypothèses binaire. En s'appuyant sur une observation $\mathbf{y}$, le classifieur doit choisir entre les deux hypothèses suivantes :

$$\begin{aligned} H_0 &: \mathbf{y} \in \Omega_0, \\ H_1 &: \mathbf{y} \in \Omega_1. \end{aligned} \tag{3.1}$$

Les deux hypothèses ne jouent pas un rôle symétrique, et on distingue la classe (ou l'hypothèse) négative associée à l'indice 0, et la classe (ou l'hypothèse) positive associée à l'indice 1. Dans le cadre de la détection, l'hypothèse positive correspond à la présence de l'élément à détecter et l'hypothèse négative à son absence. Dans la suite, on pourra utiliser indifféremment les termes « classes » ou « hypothèses », selon celui qui se prête le mieux au contexte.

Selon la classe réelle de l'observation et la sortie du classifieur, quatre situations sont possibles, comme le présente le tableau 3.1 :

- si une observation issue de la classe négative est correctement classifiée, il s'agit d'un vrai négatif (non-détection vraie dans le cadre de la détection) ;
- si une observation issue de la classe négative est classifiée comme positive, il s'agit d'un faux positif (ou fausse alarme dans le cadre de la détection) ;
- si une observation issue de la classe positive est correctement classifiée ; il s'agit d'un vrai positif (ou détection vraie dans le cadre de la détection) ;
- si une observation issue de la classe positive est classifiée comme négative, il s'agit d'un faux négatif (ou détection manquée dans le cadre de la détection).

Table 3.1 – Classification binaire.

		Sortie du classifieur	
		$\hat{H}_0$	$\hat{H}_1$
Vérité	H_0	Vrai négatif	Faux positif
	H_1	Faux négatif	Vrai positif

Les faux positifs et faux négatifs sont aussi appelés respectivement erreurs de type I et erreurs de type II. On a choisi d'introduire ces différentes notions en s'appuyant sur le vocabulaire « positif »/« négatif » qui correspond au cas le plus général, mais on privilégiera le vocabulaire propre au domaine de la détection dans le reste du manuscrit.

3.1.2.2 Mesures de performances

Les performances d'un classifieur binaire peuvent être caractérisées par sa probabilité de fausse alarme P_{FA} et sa probabilité de détection P_D. Il s'agit de probabilités conditionnelles :

— la probabilité de fausse alarme désigne la probabilité, pour une observation issue de la classe négative, d'être classifiée comme positive ;

— la probabilité de détection désigne la probabilité, pour une observation issue de la classe positive, d'être classifiée comme positive.

S'agissant de probabilités conditionnelles, ces quantités sont indépendantes des probabilités d'occurrence a priori des deux classes $p(H_0)$ et $p(H_1)$. De plus, les probabilités liées aux deux autres situations possibles peuvent être déduites de ces deux quantités :

— la probabilité pour une observation issue de la classe négative d'être classifiée comme négative est $1 - P_{FA}$;

— la probabilité pour une observation issue de la classe positive d'être classifiée comme négative est $1 - P_D$.

Un classifieur peut être représenté dans l'espace COR (courbe opérationnelle du récepteur) pour visualiser ses performances. Il s'agit d'un plan dont les axes correspondent aux probabilités de fausse alarme (P_{FA}) et de détection (P_D). La figure 3.2 présente trois cas particuliers de classifieurs représentés dans l'espace COR :

— le point ($P_{FA} = 0$,$P_D = 1$) correspond à un classifieur parfait : toutes les observations issues de la classe positive sont classifiées comme positives ($P_D = 1$) et toutes les observations issues de la classe négative sont classifiées comme négatives ($P_{FA} = 0$) ;

— le point ($P_{FA} = 0$,$P_D = 0$) correspond à un classifieur renvoyant toujours la classe négative : toutes les observations issues la classe positives sont classifiées comme négatives ($P_D = 0$) et toutes les observations issues de la classe négative sont classifiées comme négatives ($P_{FA} = 0$) ;

— le point ($P_{FA} = 1$,$P_D = 1$) correspond à un classifieur renvoyant toujours la classe positive : toutes les observations issues de la classe positives sont classifiées comme positives ($P_D = 1$) et toutes les observations issues de la classe négative sont classifiées comme positives ($P_{FA} = 1$) ;

3.1.2.3 Métrique et seuil de décision

Cette section est consacrée au cas où le classifieur est défini par une métrique de décision et un seuil de décision. On appelle métrique de décision une quantité réelle construite à partir d'une observation. En termes plus mathématiques, il s'agit d'une fonction L de l'espace des observations vers la droite réelle. La décision est prise en comparant cette métrique à un seuil de décision η :

$$\begin{cases} L(\mathbf{y}) \leq \eta \rightarrow H_0, \\ L(\mathbf{y}) > \eta \rightarrow H_1. \end{cases} \tag{3.2}$$

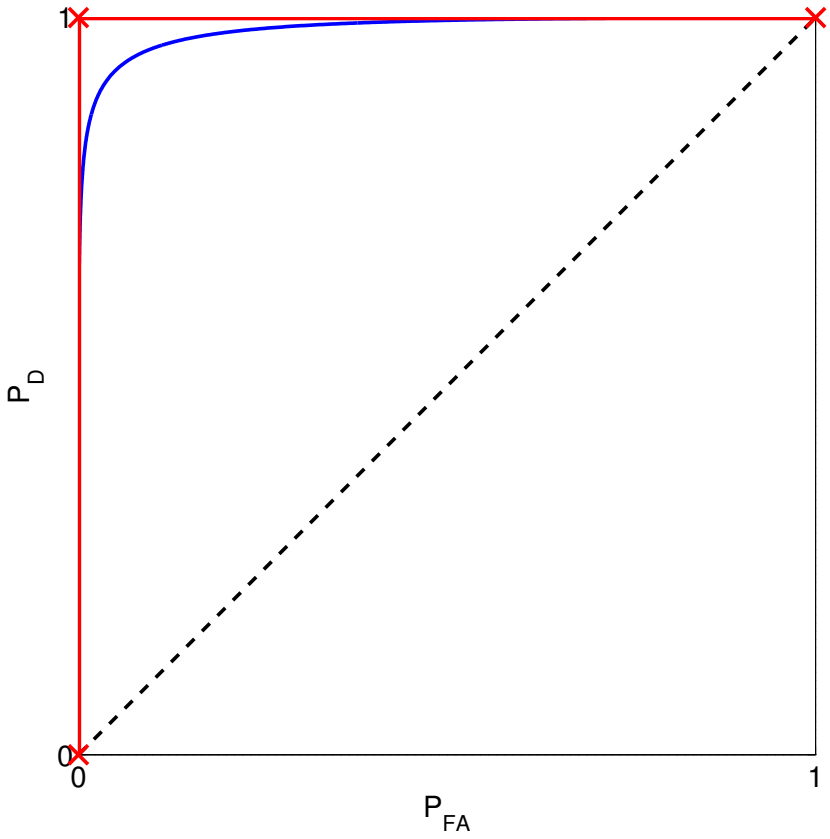


FIGURE 3.2 – Espace COR. Un classifieur est représenté par un point : (0,1) pour un classifieur parfait ; (0,0) pour un classifieur renvoyant la classe négative quelle que soit l'observation ; (1,1) pour un classifieur renvoyant la classe positive quelle que soit l'observation. Une métrique de décision est représentée par une courbe COR : en rouge, une métrique parfaite (ses distributions sous les deux hypothèses sont complètement séparées) ; en bleu, courbe COR associée aux distributions de la figure 3.3 ; en pointillés, courbe de non-discrimination (les distributions de la métrique sous les deux hypothèses sont identiques).

En reprenant les concepts introduits dans la section 3.1.1.1, ce type d'approche correspond à un perceptron pour le cas où un seul paramètre $L(\mathbf{y})$ est extrait de l'observation. En dimension 1, l'hyperplan sur lequel repose la décision est simplement défini par le scalaire η.

Les performances d'un tel classifieur s'écrivent :

$$P_{FA} = p(L(\mathbf{y}) > \eta | H_0), \tag{3.3}$$

$$P_D = p(L(\mathbf{y}) > \eta | H_1). \tag{3.4}$$

La figure 3.3 illustre les liens entre les performances d'un tel classifieur, les distributions de la métrique $L(\mathbf{y})$ sous les deux hypothèses et le seuil de décision η.

Pour une métrique de décision donnée L, les performances d'un classifieur de ce type sont des fonctions du seuil choisi. Dans ce cas, on peut avoir un aperçu de la pertinence de la métrique de décision en traçant dans l'espace COR la courbe paramétrée par le seuil η :

$$\begin{cases} x = P_{FA}(\eta), \\ y = P_D(\eta), \\ \eta \in \mathbb{R}. \end{cases} \tag{3.5}$$

Une telle courbe est appelée courbe COR associée à la métrique L. Elle passe nécessairement par les points :

— (1,1) pour $\eta = -\infty$, toutes les observations sont classifiées comme positives ;

— (0,0) pour $\eta = +\infty$, toutes les observations sont classifiées comme négative.

Deux cas extrêmes peuvent se présenter, illustrés sur la figure 3.2 :

— la courbe COR passe par le point (0,1) : les distributions de $L(\mathbf{y})$ sont disjointes sous les deux hypothèses, et la métrique permet de construire un classifieur parfait pour un bon choix du seuil η ;

— la courbe COR est un segment défini par $P_D(\eta) = P_{FA}(\eta)$: les distributions de $L(\mathbf{y})$ sont identiques sous les deux hypothèses, i.e. le critère ne permet pas du tout de discriminer les deux classes. Ce segment est appelé ligne de non-discrimination.

La courbe COR permet de visualiser quelles performances sont possibles avec une métrique donnée, et de choisir un seuil η correspondant à un certain compromis entre probabilité de fausse alarme P_{FA} et probabilité de détection P_D.

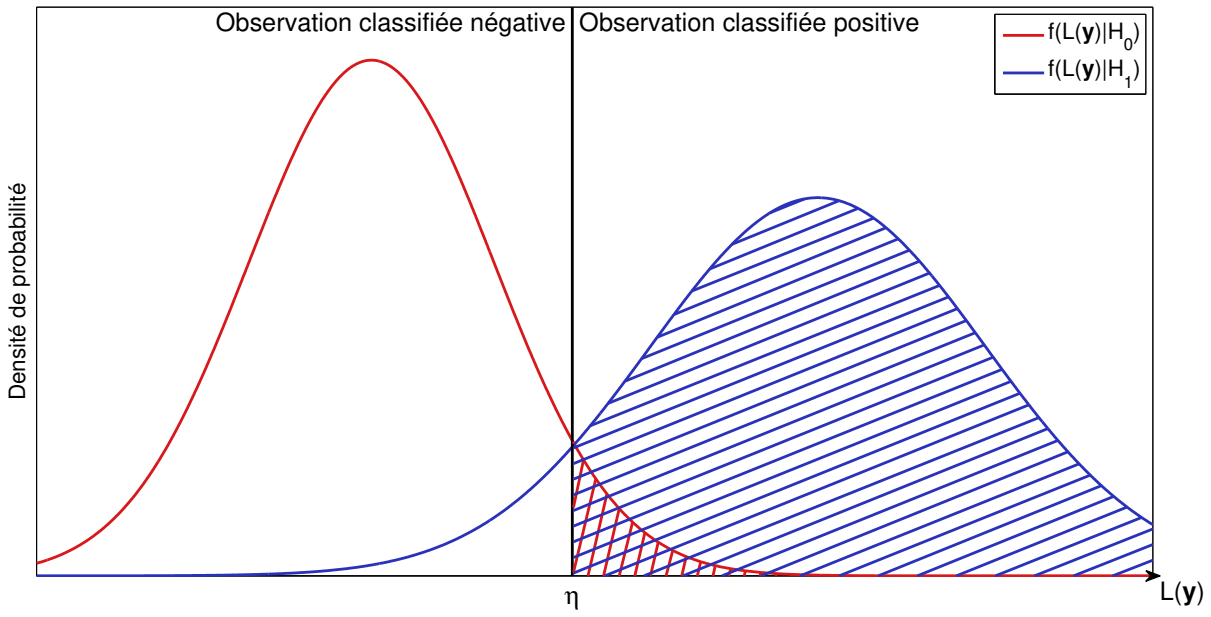


FIGURE 3.3 – Distributions de la métrique de décision associées aux deux hypothèses. L'aire hachurée en rouge est la probabilité de fausse alarme P_{FA}. L'aire hachurée en bleu est la probabilité de détection P_D.

3.2 État de l'art de la discrimination en immersion

3.2.1 Méthode en sous-espaces

Premus et Helfrick [Premus & Helfrick 2013] traitent la discrimination en immersion comme un test d'hypothèses binaire, en s'inspirant des travaux de Scharff et Friedlander [Scharf & Friedlander 1994] sur la détection d'un signal en présence d'interférences et en s'appuyant sur le concept des modes libres et piégés.

Ils distinguent dans l'espace du signal un sous-espace associé aux modes piégés et un sous-espace associé aux modes libres. En reprenant le modèle général pour les antennes linéaires présenté en section 2.2.2 ($\mathbf{p} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{w}$), ils formulent les hypothèses à comparer de la manière suivante :

$$H_0 : \mathbf{p} = \mathbf{A_f}\mathbf{x_f} + \mathbf{w}, \tag{3.6}$$

$$H_1 : \mathbf{p} = \mathbf{A_t}\mathbf{x_t} + \mathbf{w}, \tag{3.7}$$

où $\mathbf{A_f}$ et $\mathbf{A_t}$ sont les sous-matrices de $\mathbf{A}$ correspondant respectivement aux modes libres et aux modes piégés[1] ($\mathbf{A} = [\mathbf{A_t}\mathbf{A_f}]$), $\mathbf{x_f}$ et $\mathbf{x_t}$ sont les sous-vecteurs de $\mathbf{x}$ correspondant respective-

1. Les indices f et t (pour *free* et *trapped*) sont utilisés dans le manuscrit pour distinguer les modes libres et piégés. On a préféré utiliser les initiales anglophones plutôt que l et p, pour éviter les confusions avec le chiffre 1 ou la pression acoustique.

ment aux modes libres et aux modes piégés ($\mathbf{x} = [\mathbf{x_t^T x_f^T}]^\mathbf{T}$). Le bruit $\mathbf{w}$ est supposé blanc, de distribution gaussienne circulaire.

En d'autres termes, ils supposent que la composante déterministe du signal est due soit uniquement aux modes libres dans le cas d'une source de surface (H_0), soit uniquement aux modes piégés dans le cas d'une source immergée (H_1).

Comme le montre la figure 3.4, ces deux hypothèses sont comparées en calculant un ratio d'énergies, à savoir :

$$L(\mathbf{p}) = \frac{\|\mathbf{P}^\perp_{\mathbf{A_f}} \mathbf{P_A p}\|^2}{\|\mathbf{P}^\perp_{\mathbf{A_t}} \mathbf{P_A p}\|^\mathbf{2}}, \tag{3.8}$$

où, pour une matrice $\mathbf{X}$, $\mathbf{P_X}$ (respectivement $\mathbf{P}^\perp_\mathbf{X}$) désigne le projecteur orthogonal sur le sous-espace engendré par les colonnes de $\mathbf{X}$ (respectivement sur son supplémentaire orthogonal) :

$$\mathbf{P_X} = \mathbf{X}(\mathbf{X}^H\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^H, \tag{3.9}$$

$$\mathbf{P}^\perp_\mathbf{X} = \mathbf{I} - \mathbf{P_X}. \tag{3.10}$$

Le numérateur du ratio $L(\mathbf{p})$ mesure l'énergie de l'observation explicable par la propagation modale, mais que l'on ne peut pas attribuer aux modes libres. Le dénominateur mesure l'énergie de l'observation explicable par la propagation modale, mais que l'on ne peut pas attribuer aux modes piégés.

Si plusieurs réalisations du signal de pression sont disponibles, il est proposé de moyenner les énergies mesurées avant de calculer le ratio.

Si, pour des données expérimentales avec deux sources particulières connues, Premus et Helfrick constatent bien que cette métrique prend des valeurs différentes dans le cas de la source de surface et dans le cas de la source profonde, aucune méthode n'est proposée pour fixer *a priori* le seuil auquel comparer la métrique pour prendre une décision.

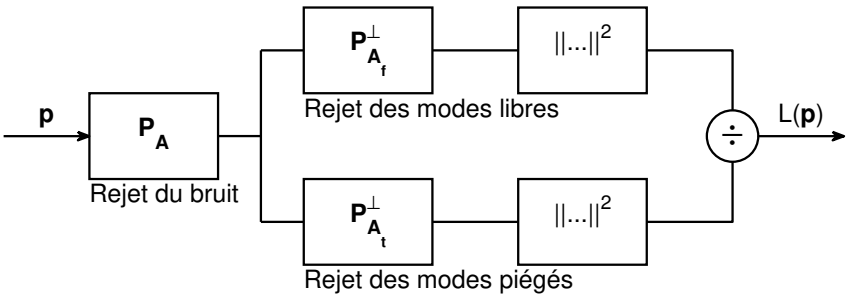


FIGURE 3.4 – Méthode en sous-espaces proposée par Premus et Helfrick [Premus & Helfrick 2013].

Réduction de dimension

Notons que les sous-espaces considérés par Premus et Helfrick ne sont pas rigoureusement les sous-espaces des modes libres et des modes piégés, mais des versions de dimension réduite de ces sous-espaces, afin d'améliorer le conditionnement du problème. Ces sous-espaces sont construits à l'aide d'une décomposition en valeurs singulières des matrices engendrant les sous-espaces ($\mathbf{A_f}$

et $\mathbf{A_t}$), d'où sont éliminées les plus petites valeurs singulières. En notant $\bar{\mathbf{A}}_\mathbf{f}$ et $\bar{\mathbf{A}}_\mathbf{t}$ les matrices obtenues, le premier projecteur $\mathbf{P_A}$ rejetant le bruit est alors construit à partir de la matrice $\bar{\mathbf{A}} = [\bar{\mathbf{A}}_\mathbf{t}\bar{\mathbf{A}}_\mathbf{f}]$. Notons que dans le cas testé, les valeurs singulières plus de cent fois inférieures à la plus grande valeur singulière sont éliminées ; cependant, il s'agit d'un choix empirique et Premus et Helfrick ne donnent pas de stratégie générale pour choisir le nombre de valeurs singulières à conserver.

3.2.2 Scintillation

La scintillation désigne les variations temporelles de grandeurs acoustiques mesurées, qui peuvent s'expliquer par les variations temporelles du guide d'onde et/ou des oscillations de la source autour d'une position d'équilibre. La pratique semble indiquer que l'amplitude de ces variations dépend de la profondeur de la source acoustique, d'où l'idée d'exploiter ce phénomène dans un objectif de discrimination en immersion. Deux approches différentes existent dans la littérature, détaillées dans les sous-sections suivantes.

Indice modal de scintillation

Premus [Premus 1999] introduit un indice modal de scintillation, mesurant les variations temporelles des amplitudes modales, issues d'une première étape de filtrage modal. Premus relie ces fluctuations aux variations d'amplitude de la source et/ou des récepteurs et se sert du fait que le couplage de la propagation et des variations de profondeurs diffère pour une source en surface et une source en profondeur.

Fattaccioli et Danet proposent dans [Fattaccioli & Danet 2011] un modèle prédictif de la scintillation modale due aux variations de profondeur, modèle dont la pertinence est confirmée par une expérience en cuve [Guillou *et al.* 2013].

En pratique, ce type de méthode nécessite un filtrage modal très efficace pour que les fluctuations mesurées soient bien dues aux variations de profondeur et non aux différentes réalisations du bruit.

Filtre AWSUM

Wagstaff [Wagstaff 1997] propose une autre approche pour exploiter les phénomènes de scintillation pour la détection de sources profondes, en appliquant un traitement non pas en sortie de filtrage modal, mais en sortie d'une formation de voies, réalisée avec une antenne horizontale. Notons que Wagstaff ne se place pas dans le cadre de la classification binaire, mais traite un problème de suppression d'interférences.

Wagstaff attribue les phénomènes de scintillation non seulement aux variations de profondeur des sources/récepteurs, mais aussi aux nombreuses caractéristiques aléatoires du guide d'onde (ondes internes, ondulations de la surface). Ces phénomènes étant plutôt localisés près de la surface, il fait l'hypothèse que les signaux issus de sources profondes varient peu comparés au bruit et aux sources de surface.

Il construit un filtre (qu'il nomme AWSUM) qui vise à éliminer les composantes du signal fluctuant fortement, et ne garder donc que les contributions de sources profondes.

3.2.3 Suppression d'interférences

Kim [Kim *et al.* 2010] évoque la discrimination en immersion dans le cadre de la suppression d'interférences. En supposant que le signal capté est dû à plusieurs sources acoustiques, il cherche à éliminer les contributions des sources de surface. Pour cela, il se base sur plusieurs réalisations du signal de pression [2] pour estimer la matrice de covariance des amplitudes modales. La matrice de covariance est ensuite décomposée en éléments propres, ce qui permet, en supposant les sources décorrélées, de séparer ces dernières : les différents vecteurs propres sont les vecteurs d'amplitudes modales correspondant aux différentes sources. En s'appuyant sur le concept de modes libres et piégés, Kim calcule pour chaque vecteur propre, la proportion d'énergie attribuable aux modes piégés. Si celle-ci est sous un certain seuil, Kim considère que ce vecteur propre est dominé par les contributions de source de surface, et sa contribution est éliminée de la matrice de covariance. Cette dernière est enfin utilisée pour localiser la source profonde par *matched-mode processing*.

3.2.4 Invariant océanique

Lorsque le champ acoustique généré par une source large-bande est mesuré à l'aide d'une antenne horizontale, on observe des striations lorsque l'intensité est représentée dans le plan distance-fréquence. L'invariant océanique caractérise la pente de ces striations.

La valeur de l'invariant océanique peut être reliée à la description modale du champ acoustique [Chuprov 1982]. En effet, les valeurs des nombres d'onde radiaux k_{rm} dépendant de la fréquence, les interférences entre modes n'ont pas la même structure à toutes les fréquences, ce qui explique les striations observées.

Dans un environnement « grand fond », d'une manière similaire aux modes libres et piégés dans un environnement « petit fond », on peut distinguer deux types de modes :

— les modes réfractés, qui interagissent peu avec le fond et la surface, et dont l'énergie est concentrée autour du chenal de propagation ;
— les modes réfléchis, qui interagissent avec le fond et la surface, et dont l'énergie est répartie dans toute la colonne d'eau.

La valeur de l'invariant océanique peut être reliée au type de modes excités (négatifs pour les modes réfractés, positifs pour les modes réfléchis). L'invariant océanique peut donc être exploité pour la discrimination en immersion [Bonnel 2010, Emmetière *et al.* 2017] : une source proche de la surface excitera principalement les modes réfléchis, alors qu'une source immergée excitera les deux types de modes.

Le lecteur pourra se reporter à [Turgut & Fialkowski 2012] pour une observation expérimentale de l'invariant océanique pour différentes profondeurs de sources.

Le principal avantage de l'invariant océanique est qu'il est peu sensible aux incertitudes sur l'environnement étudié, et ne nécessite pas forcément un modèle précis de l'environnement pour être exploité.

2. *snapshots* dans la littérature anglophone

3.3 Construction d'un classifieur pour la discrimination en immersion

Cette section présente, sur la base d'un exemple, les principales contributions de la thèse pour la discrimination en immersion, à savoir :

— une formulation des hypothèses testées découlant directement du modèle physique ;
— l'utilisation du taux d'énergie piégée comme métrique de décision ;
— l'évaluation des performances via des méthodes de Monte-Carlo, qui permet de choisir un seuil de décision.

Enfin, on comparera les performances ainsi estimées à celles qui seraient attendues de méthodes existantes dans le même cas.

Soulignons que le principal intérêt de cette section ne réside pas dans les résultats obtenus pour l'exemple étudié, mais plutôt dans la démarche suivie qui permet de construire un classifieur (choisir une métrique et un seuil de décision) approprié à une situation donnée. Des classifieurs construits de cette façon seront utilisés pour traiter des données réelles au chapitre 4, et ainsi valider la démarche. Notons d'ailleurs que le modèle d'environnement considéré dans ce chapitre (cf. section 3.3.2) correspond au milieu dans lequel les données traitées au chapitre 4 ont été enregistrées.

3.3.1 Formulation générale des hypothèses

Le problème est de déterminer, à partir d'une mesure sur une antenne horizontale, si le signal reçu est émis par une source proche de la surface ou immergée. On propose une formulation générale du couple d'hypothèses testées dans le cadre du test d'hypothèses binaire (cf. équation (3.1)), qui portent directement sur la profondeur de la source :

$$\begin{aligned} H_0 &: z_s \leq z_{lim}, \\ H_1 &: z_s > z_{lim}, \end{aligned} \tag{3.11}$$

où z_s est la profondeur de la source et z_{lim} est la profondeur de discrimination, qui sépare les sources de surface (H_0) des sources immergées (H_1). L'hypothèse de détection (ou hypothèse positive) H_1 correspond ici aux sources immergées : une source de surface classifiée comme source immergée est une fausse alarme, une source immergée classifiée comme une source de surface est une détection manquée.

Notons que le but est ici de distinguer sources de surface et sources immergées, la frontière entre les deux classes z_{lim} est donc toujours relativement proche de la surface. Cette profondeur de discrimination est fixée à 8 m dans l'exemple présenté ci-après, pour une profondeur d'eau de 80 m.

Du point de vue du traitement statistique du signal, les hypothèses à tester devraient porter sur la distribution du signal mesuré, en l'occurrence $\mathbf{p}$. Cette distribution découle ici du modèle physique et du modèle de signal définis dans le chapitre 2. Elle dépend en premier lieu de la géométrie d'antenne, de l'environnement et de la fréquence de la source, paramètres considérés comme des données constantes et connues, i.e. le problème posé ici est celui de la discrimination en profondeur avec telle antenne, dans tel environnement, pour telle fréquence de source. Une fois ce cadre délimité, il faut encore définir la distribution du bruit et la distribution des sources

dans le plan horizontal. Enfin, il est nécessaire de définir, pour chaque hypothèse, la distribution des profondeurs de source.

La sous-section suivante a pour objet de spécifier ces différentes hypothèses physiques, ce qui permettra d'illustrer par un exemple la construction d'un classifieur dans une situation donnée. Une fois ces hypothèses spécifiées, la distribution du signal sous chaque hypothèse est complètement déterminée et il est possible d'utiliser les notions et les outils de classification présentés dans la section 3.1.

3.3.2 Spécification des hypothèses

Environnement et fréquence de la source

On suppose que la colonne d'eau a 80 m de fond et le profil de célérité présenté figure 3.5. Le fond est constitué de deux couches homogènes sur un socle homogène semi-infini, dont les propriétés géoacoustiques sont présentées dans le tableau 3.2.

On considère que la fréquence de la source est 250 Hz. Dans cet environnement, cette fréquence implique l'existence de 16 modes propagatifs, dont les fonctions modales sont représentées figure 3.5. Les quatre premiers modes sont piégés.

Géométrie de l'antenne

On suppose que les signaux sont mesurés sur une antenne linéaire horizontale posée sur le fond ($z_r = 80\,m$), constituée de 25 hydrophones, séparés par une distance inter-capteurs de 15 m. La longueur de l'antenne est de 360 m.

Distribution du bruit

Le bruit de mesure est supposé spatialement blanc, de distribution gaussienne circulaire. Le rapport signal-à-bruit (RSB) est fixé à 10 dB. Dans le cas du signal bruité mesuré par une antenne horizontale $\mathbf{p_H} = \mathbf{\Phi x} + \mathbf{w}$, le RSB est défini par :

$$RSB = 10log_{10}\frac{\|\mathbf{\Phi x}\|^2}{E\{\|\mathbf{w}\|^2\}}. \tag{3.12}$$

On rappelle que dans le cas d'un bruit blanc gaussien circulaire de variance σ^2 ,

$$E\{\|\mathbf{w}\|^2\} = N\sigma^2, \tag{3.13}$$

avec N le nombre d'hydrophones constituant l'antenne, i.e. la dimension du vecteur $\mathbf{w}$.

Distribution spatiale des sources

On suppose que la profondeur de la source et la distance source-antenne sont deux variables aléatoires indépendantes. On suppose que la source est alignée avec l'antenne (position *endfire*) et on choisit une distribution uniforme entre 5 et 15 km pour la distance source-antenne. Enfin, les profondeurs de sources sont issues d'une loi uniforme entre 0 et $z_{lim} = 8$ m sous l'hypothèse de source de surface H_0, et d'une loi uniforme entre $z_{lim} = 8$ m et le fond (80 m) sous l'hypothèse de source immergée H_1.

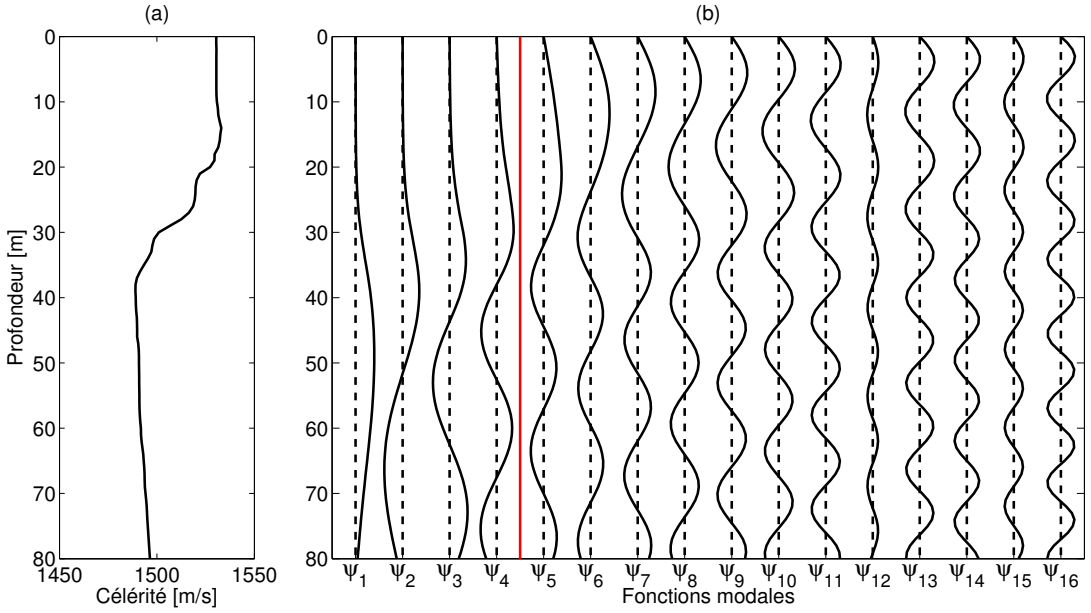


FIGURE 3.5 – (a) Profil de célérité. (b) Fonctions modales à 250 Hz. La ligne rouge indique la séparation entre modes piégés (à gauche) et modes libres (à droite).

TABLE 3.2 – Propriétés des sédiments, par profondeur croissante.

épaisseur [m]	célérité [m/s]	masse volumique [kg/m^3]
6	1670	1800
14	1585	1800
∞	1725	1480

Remarques

Dans le cas présenté, la seule différence entre les deux hypothèses testées réside dans les distributions des profondeurs de sources. C'est pour cette raison que la formulation générale des hypothèses ne reposaient que sur la profondeur z_s.

On a choisi de traiter le cas d'un bruit blanc et de distributions spatiales uniformes dans un souci de généralité. Toutefois, si des informations plus spécifiques sont disponibles a priori (par exemple, des distributions plus réalistes pour le bruit et/ou les profondeurs de source), celles-ci pourront sans problèmes être prises en compte.

3.3.3 Métriques de décision

On propose d'utiliser comme métriques de décision les estimations du taux d'énergie piégée au niveau de l'antenne, présentées dans la section 2.3.2. La figure 3.6 présente le taux d'énergie piégée sur l'antenne dans la configuration présentée ci-avant. L'évaluation des performances présentée plus bas permettra de comparer les différents estimateurs dans l'optique de la discrimination en immersion.

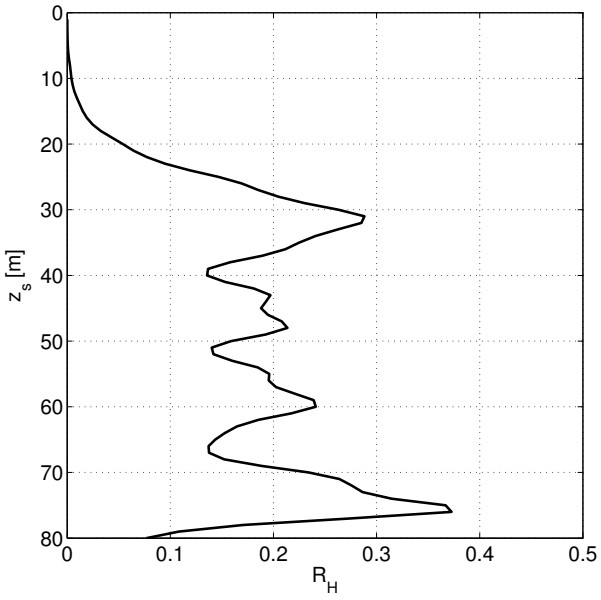


FIGURE 3.6 – Taux d'énergie piégée sur l'antenne horizontale immergée à $z_r = 80\ m$, à 250 Hz. Ce taux est indépendant de la distance source-antenne, en raison de l'absence d'atténuation dans le modèle.

Les différentes méthodes pour estimer ce taux d'énergie piégée constituent chacune une métrique de décision. On rappelle ici les définitions des cinq métriques considérées :

1. le taux d'énergie piégée estimé avec un filtre adapté (FA)

$$\hat{R}_H^{(FA)} = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \hat{a}_m^{(FA)}}{\sum_{m=1}^{M} \hat{a}_m^{(FA)}} \tag{3.14}$$

où

$$\hat{\mathbf{a}}^{(\mathbf{FA})} = \mathbf{H_{FA}} \mathbf{p_H} \tag{3.15}$$

est la sortie du filtre adapté ;

2. le taux d'énergie piégée estimé avec un filtre « pseudo-inverse » (PI)

$$\hat{R}_H^{(PI)} = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \hat{a}_m^{(PI)}}{\sum_{m=1}^{M} \hat{a}_m^{(PI)}} \tag{3.16}$$

où

$$\hat{\mathbf{a}}^{(\mathbf{PI})} = \mathbf{H_{PI}}\mathbf{p_H} \tag{3.17}$$

est la sortie du filtre « pseudo-inverse » ;

3. le taux d'énergie piégée estimé avec un filtre « moindres carrés régularisés » (MCR)

$$\hat{R}_H^{(MCR)} = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \hat{a}_m^{(MCR)}}{\sum_{m=1}^{M} \hat{a}_m^{(MCR)}} \tag{3.18}$$

où

$$\hat{\mathbf{a}}^{(\mathbf{MCR})} = \mathbf{H_{MCR}}\mathbf{p_H} \tag{3.19}$$

est la sortie du filtre « moindres carrés régularisés » ;

4. le taux d'énergie piégée estimé avec un filtre « pseudo-inverse de rang réduit » (PIRR)

$$\hat{R}_H^{(PIRR)} = \frac{\sum_{m=1}^{M_0} \hat{a}_m^{(PIRR)}}{\sum_{m=1}^{M} \hat{a}_m^{(PIRR)}} \tag{3.20}$$

où

$$\hat{\mathbf{a}}^{(\mathbf{PIRR})} = \mathbf{H_{PIRR}}\mathbf{p_H} \tag{3.21}$$

est la sortie du filtre « pseudo-inverse de rang réduit » ;

5. le taux d'énergie piégée estimé spectralement

$$\hat{R}_H^{(S)} = \frac{\int_{k_{rlim}}^{k_{r0}} |P_H(k_r)|^2 dk_r}{\int_{k_{r\infty}}^{k_{r0}} |P_H(k_r)|^2 dk_r} \tag{3.22}$$

avec $P_H(k_r)$ la transformée de Fourier spatial du signal $\mathbf{p_H}$.

On rappelle que les différents filtres modaux ont été définis dans la section 2.2.2, que M_0 désigne le nombre de modes piégés et que k_{r0}, $k_{r\infty}$ et k_{rlim} sont les frontières des bandes spectrales libre ($k_r \in [k_{r\infty}, k_{rlim}]$) et piégée ($k_r \in [k_{rlim}, k_{r0}]$).

De plus, les filtres « moindres carrés régularisés » et « pseudo-inverse de rang réduit » sont paramétrés, respectivement par le facteur de régularisation β et le rang réduit m_{max}. En conséquence, les métriques associées $R_H^{(PIRR)}$ et $R_H^{(MCR)}$ dépendent également du choix de ces paramètres. Ce choix est détaillé et justifié dans la sous-section suivante.

3.3.4 Évaluation des performances

On présente ici la méthodologie utilisée pour estimer la courbe COR d'une métrique donnée. Dans un second temps, on expose les résultats obtenus dans la configuration présentée section 3.3.2 avec les différentes métriques évoquées section 3.3.3. Enfin, on verra que les courbes COR permettent de choisir la métrique de décision la plus appropriée et un seuil de décision, qui à eux deux constituent un classifieur.

Méthodologie

Grâce au modèle de mesure (équation (2.10)) et aux différentes hypothèses formulées en section 3.3.2, il est possible de simuler des réalisations du signal de pression sous chacune des hypothèses H_0 et H_1. Les valeurs des métriques sont calculées pour ces signaux. Les échantillons ainsi obtenus (un par classe) sont utilisés pour obtenir l'estimation empirique de la courbe COR [Gonçalves *et al.* 2014]. Cette estimation est dite empirique car la fonction de répartition empirique (aussi appelée courbe cumulative) de l'échantillon est utilisée comme estimateur de la fonction de répartition.

Cette approche fait partie des méthodes de Monte-Carlo [Kalos & Whitlock 2008], dans la mesure où elle comprend les étapes suivantes :

1. les entrées aléatoires (profondeur z_s, distance r_1, bruit $\mathbf{w}$) sont obtenus au moyen de générateurs de nombres pseudo-aléatoires ;
2. des transformations déterministes sont appliquées à ces entrées : l'application du modèle pour obtenir la pression $\mathbf{p_H}$, puis le calcul de la métrique de décision ;
3. les statistiques empiriques des échantillons alors obtenus sont utilisées pour estimer les paramètres de la loi sous-jacente.

Résultats

Les courbes COR obtenues avec les différentes métriques de décision sont présentées sur la figure 3.7. Les paramètres β du filtre « moindres carrés régularisés » et m_{max} du filtre « pseudo-inverse de rang réduit » ont été fixés empiriquement de manière à maximiser le taux de détection P_D pour une probabilité de fausse alarme P_{FA} de 10^{-2}, qui est considéré ici comme le taux de fausse alarme visé. On a ainsi fixé $\beta = 46$ pour le filtre « moindres carrés régularisés »,et $m_{max} = 10$ pour la pseudo-inverse de rang réduit (parmi les 16 valeurs singulières de la matrice d'observation, les 6 plus petites ne sont pas prises en compte dans la construction du filtre).

Parmi ces différents estimateurs du taux d'énergie piégée, les meilleurs taux de détection à $P_{FA} = 10^{-2}$ sont de l'ordre de 70% et sont atteints avec le filtre MCR $\hat{R}_H^{(MCR)}$, le filtre adapté $\hat{R}_H^{(FA)}$ et l'estimation spectrale $\hat{R}_H^{(S)}$. Dans ce cas, l'utilisation des deux filtres donne des résultats globalement similaires, en raison de la haute valeur choisie pour β. Les performances similaires de l'estimateur basé sur le filtre adapté et de l'estimateur spectral confirment les observations faites section 2.3.2.

En revanche, alors que l'utilisation du filtre MCR donne les meilleures performances, l'autre méthode de régularisation (le filtre PIRR) engendre un taux de détection sensiblement inférieur.

Enfin, l'estimateur utilisant la pseudo-inverse $\hat{R}_H^{(PI)}$ ne permet pas du tout la discrimination en immersion : sa courbe COR suit la ligne de non-discrimination. Le caractère mal posé du problème ($cond(\mathbf{\Lambda}) = 4.6e4$) et la présence de bruit expliquent les mauvais résultats de cette approche.

Analyse d'un classifieur

On choisit de s'intéresser à la métrique utilisant le filtre MCR car elle fournit le meilleur taux de détection (72%) pour le taux de fausse alarme visé $P_{FA} = 10^{-2}$. Le seuil de décision correspondant à ce point de la courbe COR est $\eta = 0.085$. On dispose à présent d'une métrique

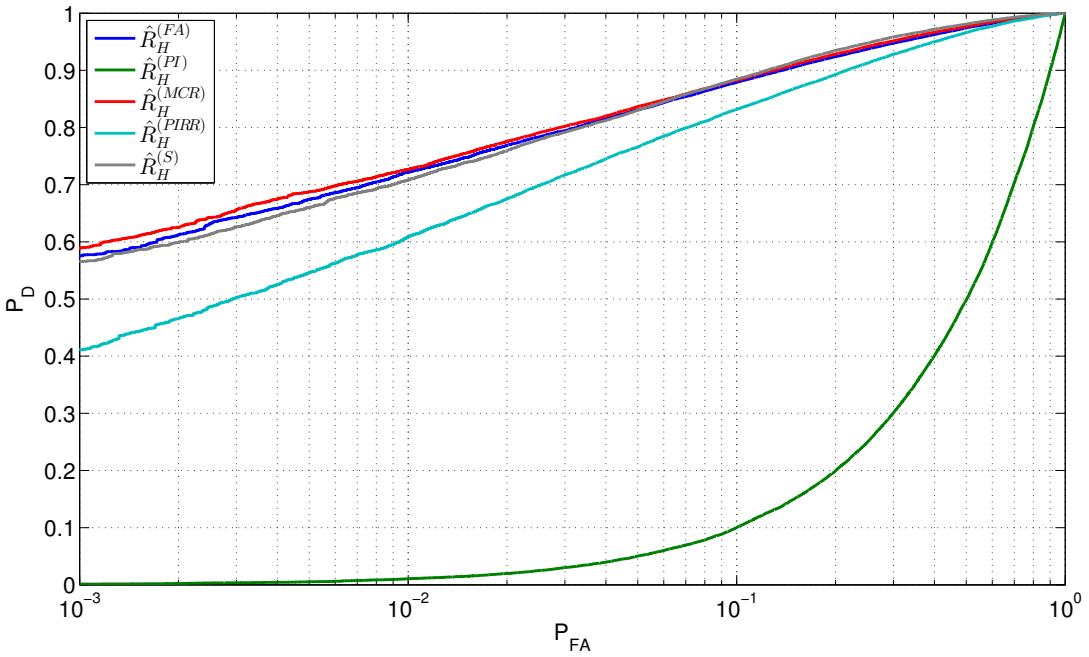


FIGURE 3.7 – Courbes COR pour les différents estimateurs du taux d'énergie piégée.

de décision et d'un seuil de décision, qui constituent à eux deux un classifieur complètement défini (cf. équation (3.2)). Pour toute nouvelle observation, il sera possible de calculer la métrique et de la comparer au seuil pré-défini pour décider entre les deux classes.

La figure 3.8 représente les distributions de la métrique de décision en question sous les deux hypothèses, ainsi que le seuil de décision choisi. Si les valeurs prises par la métrique pour les sources de surface sont très concentrées autour de 0.01, la distribution de la métrique pour les sources immergées est beaucoup plus étalée : comme indiqué par le taux de détection ($P_D = 0.72$), la métrique prend des valeurs inférieures au seuil de décision pour 28% des sources immergées.

Il est aussi intéressant d'observer les distributions des erreurs (fausses alarmes et détections manquées) en termes de profondeurs de sources, représentées sur la figure 3.9. La distribution des fausses alarmes indique que dans le cas d'une source de surface, le risque d'erreur est lié à la proximité entre la source et la profondeur de discrimination z_{lim}. Pour les sources immergées, on constate que plus de la moitié (53%) des détections manquées correspondent à des profondeurs de sources comprises entre $z_{lim} = 8$ m et 20 m. Cela implique que si la classe « source immergée » se limitait aux sources plus profondes que 20 m (au lieu de 8 m), le taux de détection du classifieur serait de 87% (au lieu de 72%). En d'autres termes, le classifieur est capable de détecter les sources à plus de 20 m de profondeur avec un taux de détection de 87%.

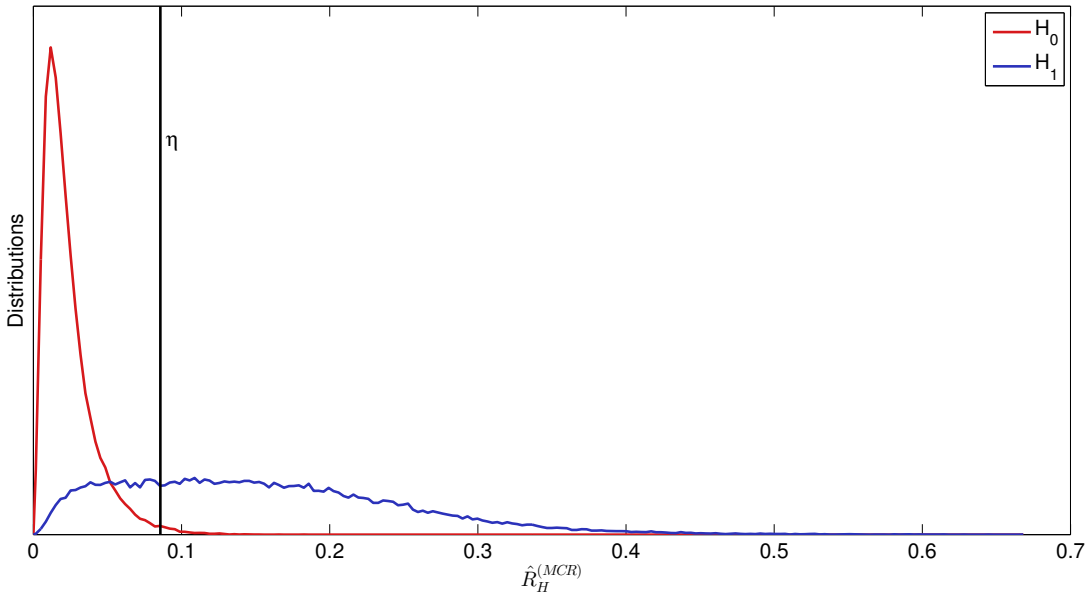


FIGURE 3.8 – Distributions de la métrique de décision (taux d'énergie piégée estimé avec un filtre « moindres carrés régularisés ») sous les deux hypothèses et seuil de décision.

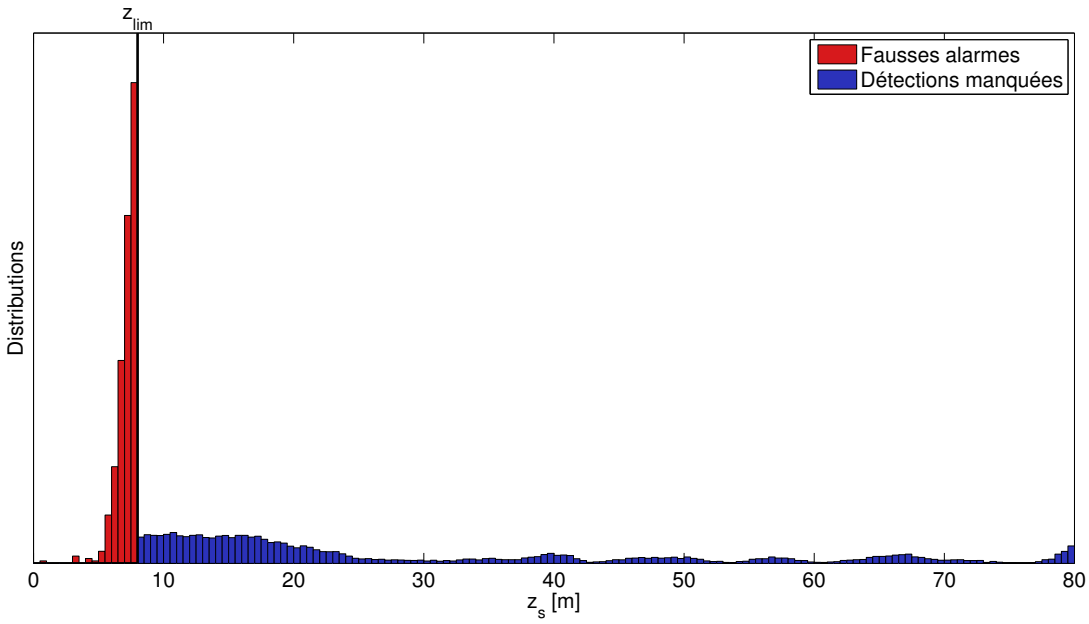


FIGURE 3.9 – Distributions des profondeurs de sources génératrices d'erreur.

3.3.5 Comparaison avec l'existant

Méthode en sous-espace

Le détecteur adapté aux sous-espaces proposé par Premus et Helfrick [Premus & Helfrick 2013] (cf. section 3.2.1) est une métrique de décision,[3] dont les performances peuvent être évaluées en suivant la méthode proposée section 3.3.4. Sa courbe COR, pour le problème considéré, est représentée figure 3.10. Comme précédemment, les paramètres de la métrique de décision ont été fixés pour maximiser le taux de détection pour un taux de fausse alarme $P_{FA} = 10^{-2}$: la dimension du sous-espace des modes libres est réduite de 12 à 9, et les 4 dimensions du sous-espace des modes piégés sont conservées. Dans la configuration testée, le taux de détection atteint par le détecteur adapté aux sous-espaces à $P_{FA} = 10^{-2}$ est légèrement inférieur à celui de la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$.

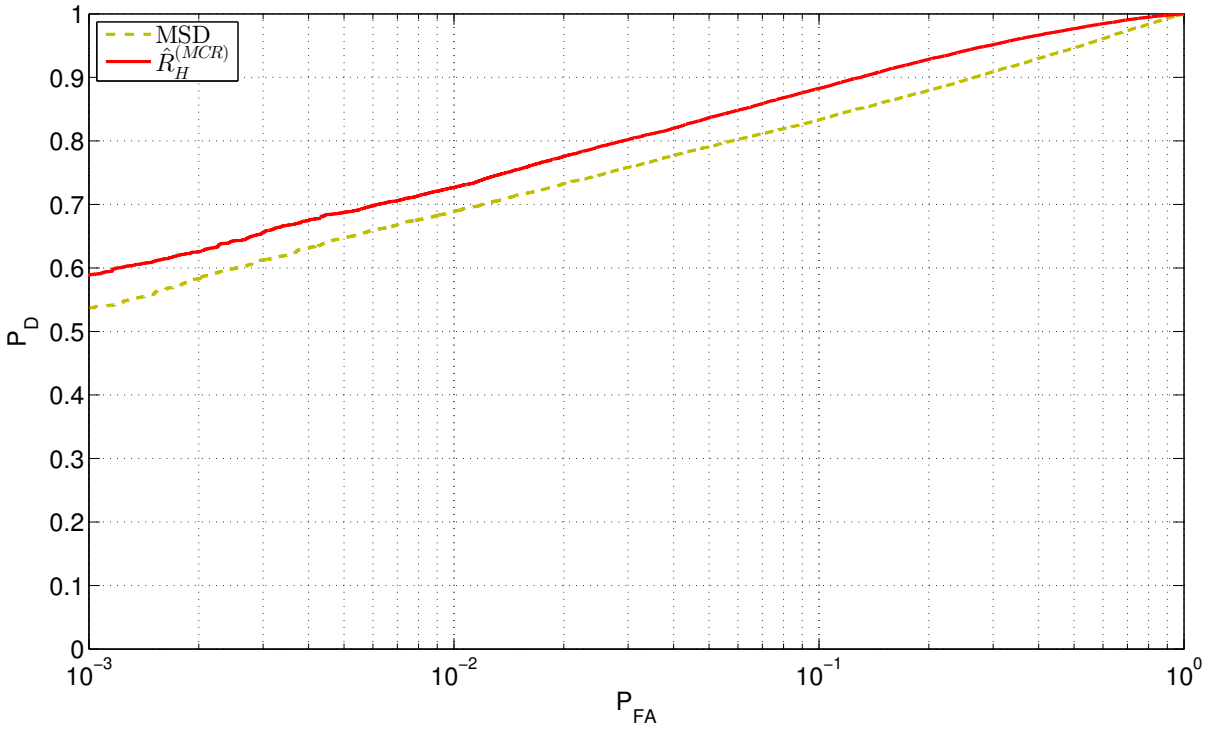


FIGURE 3.10 – Courbe COR du détecteur adapté aux sous-espaces (MSD pour *matched subspace detector*) proposé par Premus[Premus & Helfrick 2013]. La courbe COR du taux d'énergie piégée estimé avec un filtre MCR est aussi représentée pour la comparaison.

Notons aussi que dans [Premus & Helfrick 2013], les hypothèses testées n'étaient pas directement reliées à la profondeur de source, alors qu'ici les deux classes sont définies par la profondeur de discrimination. Comme on l'a vu, cette définition du problème permet de choisir a priori un

3. on utilise régulièrement l'acronyme *MSD* (pour *matched subspace detector*) pour se référer à cette métrique dans le reste du manuscrit

seuil auquel comparer la métrique de décision. Notons que la même démarche a été entreprise pour différentes profondeurs de discrimination z_{lim}, et que les résultats obtenus étaient sensiblement identiques.

Scintillation

On a vu que plusieurs auteurs proposaient d'exploiter la scintillation pour la discrimination en immersion. Ce phénomène est dû aux oscillations de profondeur de la source et du récepteur ou aux variations du guide d'onde. Ici, de telles oscillations n'ont pas été inclues dans le modèle, il n'est donc pas possible d'évaluer ces méthodes comme on l'a fait en section 3.3.4, ni de les comparer à l'approche proposée pendant la thèse. De plus, les méthodes exploitant la scintillation nécessitent plusieurs *snapshots* pour être en mesure d'observer des variations temporelles, alors qu'avec les méthodes présentées pendant la thèse, la décision repose sur un unique *snapshot*. Les deux méthodes exploitant des données différentes pour prendre une décision, une comparaison directe de leurs résultats respectifs paraît plus qu'hasardeuse.

Matched-mode processing

Au lieu d'être utilisée pour estimer le taux d'énergie piégée comme on l'a fait ici, la sortie d'un filtre modal peut servir à estimer la profondeur de la source par *matched-mode processing* (MMP) [Yang 1987]. Cette méthode compare les amplitudes modales estimées aux amplitudes modales théoriques pour différentes profondeurs de source, par exemple en maximisant un produit scalaire normalisé.

Il est a priori impossible de comparer directement un estimateur de profondeur et un classifieur, qui traitent de deux problèmes différents. Toutefois, la profondeur estimée $\hat{z}_s$ peut être comparée à la profondeur de discrimination z_{lim} pour décider entre les deux hypothèses :

$$\begin{cases} \hat{z}_s \leq z_{lim} \rightarrow H_0, \\ \hat{z}_s > z_{lim} \rightarrow H_1. \end{cases} \tag{3.23}$$

Les performances d'un tel classifieur, qui dépendent du filtre modal utilisé, peuvent être évaluées comme en section 3.3.4. Les résultats obtenus avec les différents filtres modaux linéaires sont présentés dans le tableau 3.3. Les filtres utilisés sont exactement les mêmes que ceux utilisés pour estimer le taux d'énergie piégée dans la section 3.3.4.

Si les taux de détection sont très proches de 1, les taux de fausse alarme sont tous supérieur à 10%. De plus, aucun compromis entre taux de détection et de fausse alarme n'est possible avec cette approche. Ces résultats soulignent l'intérêt de l'approche proposée pour la discrimination en immersion.

TABLE 3.3 – Performance d'un classifieur basé sur le MMP, en fonction du filtre modal.

	P_{FA}	P_D
Filtre adapté	0.274	0.993
Pseudo-inverse	0.999	0.999
Moindres carrés régularisés	0.155	0.987
Pseudo-inverse de rang réduit	0.124	0.964

3.4 Études sur des données simulées

Cette section a pour objet l'étude des performances en fonction de certains paramètres : la fréquence de la source, la profondeur d'immersion de l'antenne, l'ouverture horizontale de l'antenne et le rapport signal à bruit. L'environnement considéré est le même que dans la section précédente. Les métriques étudiées sont les différents estimateurs du taux d'énergie piégée proposés pendant la thèse, ainsi que le détecteur adapté aux sous-espaces proposé par Premus. Dans chaque configuration testée, les métriques paramétrées ($\hat{R}_H^{(PI)}$, $\hat{R}_H^{(PI)}$ et le détecteur adapté en sous-espace) sont optimisés empiriquement pour maximiser le taux de détection à $P_{FA} = 10^{-2}$.

Tous les classifieurs sont construits pour un taux de fausse alarme visé de 10^{-2}, i.e. le seuil de décision auquel comparer la métrique est choisi pour ce taux de fausse alarme. On étudiera l'évolution du taux de détection correspondant.

3.4.1 Fréquence

La fréquence de la source est un paramètre crucial dans la construction des différents classifieurs, qui reposent tous sur une représentation du champ en modes normaux. La fréquence affecte les caractéristiques des modes (nombres d'ondes radiaux k_{rm} et fonctions modales $\psi_m(z)$) et le nombre de modes propagatifs, piégés et libres. Ceux-ci sont indiqués dans le tableau 3.4 pour les différentes fréquences testées ici.

Ces variations des caractéristiques modales influent sur le conditionnement du problème, comme le montre la figure 3.11. Quand la fréquence augmente, le nombre de modes augmente et l'écart entre les nombres d'onde des différents modes diminue, ce qui explique la croissance du conditionnement avec la fréquence.

La figure 3.12 illustre l'évolution des performances des différents classifieurs en fonction de la fréquence. On rappelle que l'antenne est immergée à $z_r = 80$ m et est constituée de 25 capteurs espacés de 15 m, soit une ouverture de 360 m, et que le rapport signal à bruit est de 10 dB.

TABLE 3.4 – Nombre de modes M et nombre de modes piégés M_0 en fonction de la fréquence.

Fréquence [Hz]	50	100	150	200	250	300	350	400
M	3	6	9	13	16	19	22	25
M_0	1	2	3	4	4	5	6	7

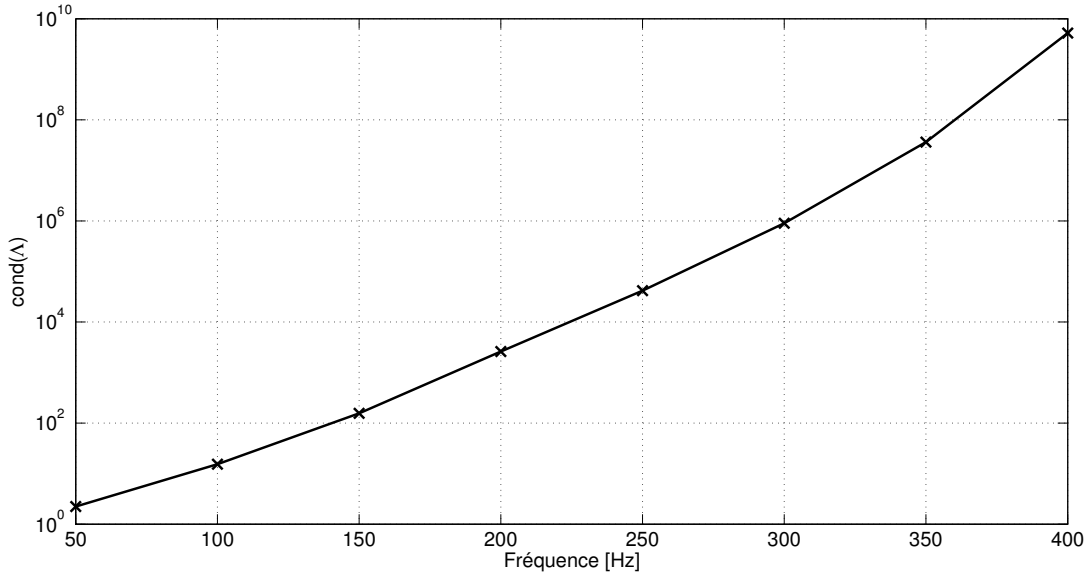


FIGURE 3.11 – Conditionnement du problème linéaire en fonction de la fréquence. L'antenne est immergée à $z_r = 80$ m et est constituée de 25 capteurs espacés de 15 m, soit une ouverture de 360 m.

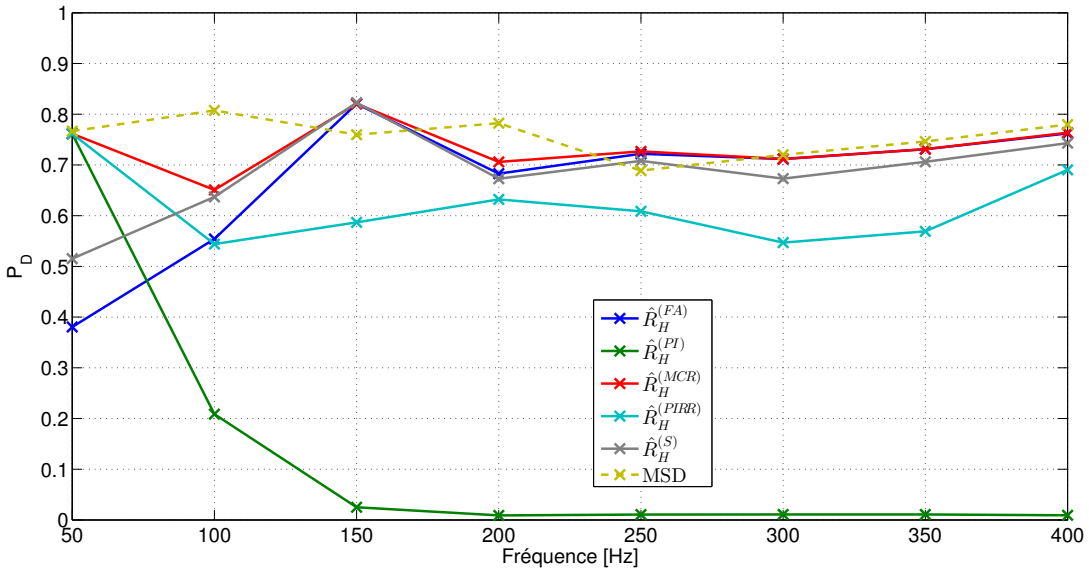


FIGURE 3.12 – Évolution du taux de détection avec la fréquence pour un taux de fausse alarme $P_{FA} = 10^{-2}$. L'antenne est immergée à $z_r = 80$ m et est constituée de 25 capteurs espacés de 15 m, soit une ouverture de 360 m.

Parmi les estimateurs du taux d'énergie piégée, celui basé sur le filtre modal « moindres carrés régularisés » $\hat{R}_H^{(MCR)}$ fournit le meilleur taux de détection pour toutes les fréquences. La comparaison de cette métrique de décision avec le détecteur en sous-espace (*MSD*) dépend quant à elle de la fréquence : leurs taux de détection sont similaires au-dessus de 250 Hz, alors que pour les fréquences plus basses, le meilleur taux de détection peut être fourni soit par le détecteur en sous-espaces (100 Hz, 200 Hz), soit par $\hat{R}_H^{(MCR)}$ (150 Hz), soit par les deux (50 Hz).

Les estimateurs du taux d'énergie piégée basés sur le filtre adapté $\hat{R}_H^{(FA)}$ ou l'analyse spectrale $\hat{R}_H^{(S)}$ permettent des taux de détection satisfaisants (comparés aux autres métriques) au-dessus de 150 Hz. On voit d'ailleurs que les résultats obtenus avec les deux métriques sont très similaires au-dessus de cette fréquence. En effet, on a vu que ces deux métriques étaient liées au spectre spatial du signal mesuré (cf. section 2.3.2) : dans un cas, l'énergie attribuée aux modes piégés ou aux modes libres est estimée en ne considérant que des points discrets du spectre ($\hat{R}_H^{(FA)}$), alors que dans l'autre, elle est estimée en intégrant le long du spectre ($\hat{R}_H^{(S)}$). Quand le nombre de modes augmente, le résultat obtenu avec les points discrets se rapproche de la valeur de l'intégrale, ce qui explique les taux de détection similaires observés pour les deux classifieurs.

L'estimateur du taux d'énergie piégée basé sur la pseudo-inverse $\hat{R}_H^{(PI)}$ permet un taux de détection satisfaisant seulement pour une fréquence de 50 Hz, ce qu'on peut directement relier au conditionnement du problème. La régularisation introduite par la réduction du rang ($\hat{R}_H^{(PIRR)}$) permet de compenser en partie l'effet du mauvais conditionnement, mais pas de manière aussi efficace que l'autre méthode de régularisation ($\hat{R}_H^{(MCR)}$).

Par ailleurs, on a vu que pour les valeurs extrêmes du facteur de régularisation β, la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$ était identique à $\hat{R}_H^{(FA)}$ ou $\hat{R}_H^{(PI)}$ (cf. section 2.2.2). En conséquence, pour une valeur de β bien choisie, la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$ permet d'atteindre des résultats au moins aussi bons que pour les métriques $\hat{R}_H^{(FA)}$ et $\hat{R}_H^{(PI)}$, ce qui est bien vérifié sur la figure 3.12. De plus, on peut voir d'une part qu'à 50 Hz, les résultats de $\hat{R}_H^{(MCR)}$ sont très proches de ceux de $\hat{R}_H^{(PI)}$: à cette fréquence, le conditionnement du problème est faible et la régularisation n'est pas cruciale. D'autre part, au-dessus de 150 Hz, le terme de régularisation est prépondérant dans le filtre modal « moindres-carrés régularisés », et les résultats de la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$ sont très proches de ceux de $\hat{R}_H^{(FA)}$. Entre ces deux extrêmes (à 100 Hz), la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$ permet un taux de détection sensiblement meilleur que $\hat{R}_H^{(FA)}$ et $\hat{R}_H^{(PI)}$.

3.4.2 Profondeur d'immersion de l'antenne

On a déjà évoqué, dans la section 2.3.1, l'influence de la profondeur d'immersion d'une antenne horizontale sur le taux d'énergie piégée au niveau de l'antenne, et donc sur sa capacité à discriminer sources de surface et sources immergées. On confirme ici ces observations, en analysant l'évolution du taux de détection avec la profondeur d'antenne.

La figure 3.13 illustre l'évolution des performances des différents classifieurs en fonction de la profondeur de l'antenne, pour une source à 250 Hz. On rappelle que l'antenne est constituée de 25 capteurs espacés de 15 m, soit une ouverture de 360 m, et que le rapport signal à bruit est de 10 dB.

Comme prévu, lorsque l'antenne est trop proche de la surface, les modes piégés contribuent peu au signal reçu quelle que soit la profondeur de la source, et les performances de tous les classifieurs sont médiocres.

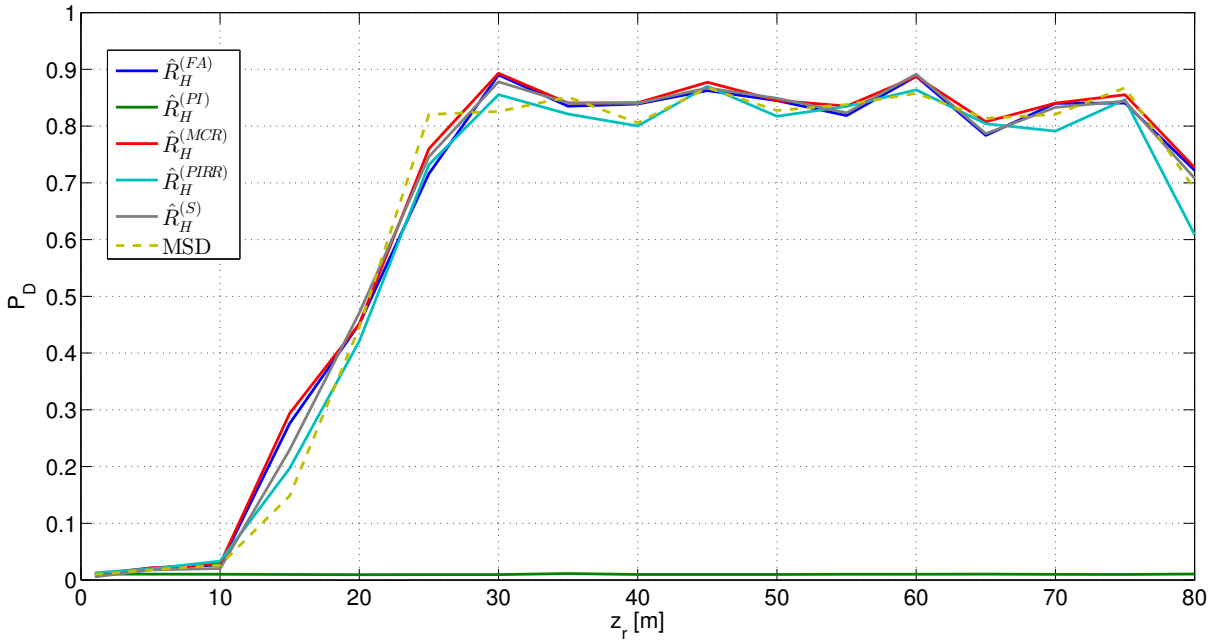


FIGURE 3.13 – Évolution du taux de détection avec la profondeur d'immersion de l'antenne, pour un taux de fausse alarme $P_{FA} = 10^{-2}$ et une fréquence de 250 Hz. L'antenne est constituée de 25 capteurs espacés de 15 m, soit une ouverture de 360 m.

3.4.3 Ouverture horizontale de l'antenne

On a vu dans la section 2.2.3 que la capacité d'une antenne horizontale à résoudre les modes était liée à la longueur de l'antenne. On modifie ici le nombre de capteurs constituant l'antenne, en conservant un espacement inter-capteurs de 15 m, pour étudier son influence sur le taux de détection. On fait varier le nombre de capteurs entre 32 (465 m d'ouverture) et 16 (225 m), de

sorte que le nombre de capteur est toujours supérieur ou égal au nombre de modes.

On s'intéresse à deux fréquences différentes : à 250 Hz, le problème est mal conditionné pour toutes les ouvertures testées alors que le conditionnement reste inférieur à 10 pour une source à 50 Hz, comme illustré sur la figure 3.14. Les résultats en termes de taux de détection sont présentées sur la figure 3.15.

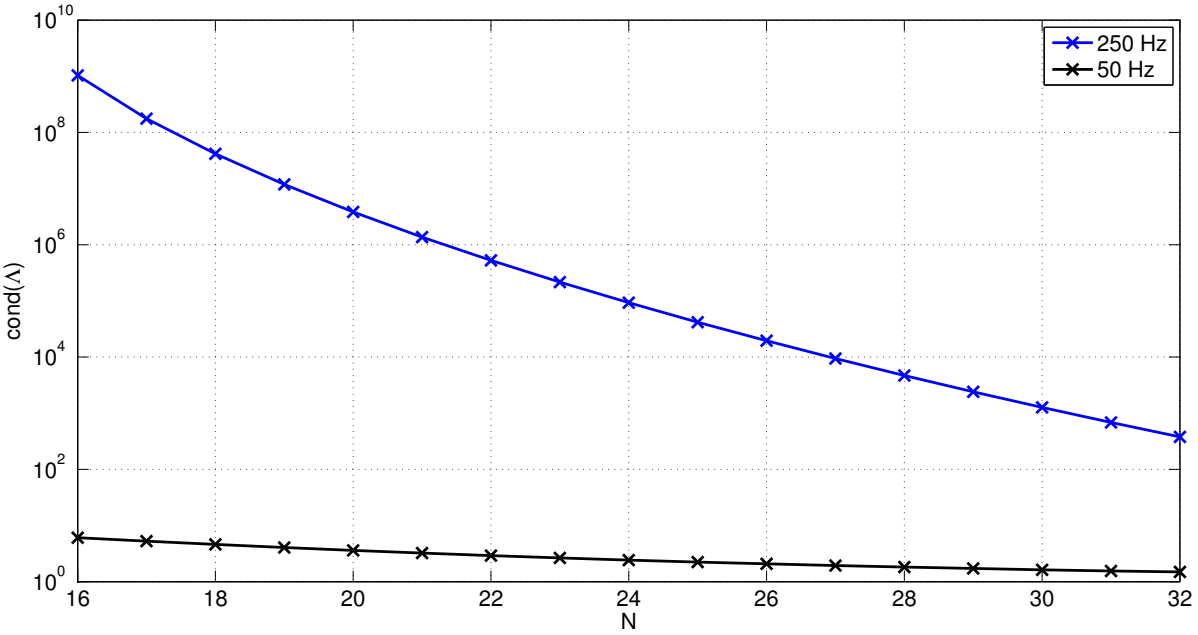


FIGURE 3.14 – Conditionnement du problème linéaire en fonction de l'ouverture (représentée par le nombre de capteurs N). L'espacement inter-capteurs est de 15 m, les ouvertures testées sont comprises entre 225 m ($N = 16$) et 465 m ($N = 32$).

Comme prévu, les résultats se dégradent quand l'ouverture diminue de manière générale. Cependant, il paraît difficile d'extraire des tendances générales de ces deux figures. Par exemple, alors qu'à 250 Hz, les performances du détecteur en sous-espace semblent se dégrader plus vite que celles obtenues avec la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$, on observe l'inverse à 50 Hz.

3.4.4 Rapport signal à bruit

On étudie ici l'évolution des performances avec le rapport signal à bruit (RSB). Comme dans la sous-section précédente, on s'intéresse aux fréquences 250 Hz et 50 Hz, qui correspondent à deux valeurs de conditionnement très différentes. Les résultats sont présentés figure 3.16.

Comme dans le cas de l'ouverture, il est difficile de déduire des tendances générales de ces figures. Si globalement, les performances se dégradent quand le RSB diminue, elles semblent, à 250 Hz, se dégrader plus vite pour le détecteur en sous-espace que pour la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$, alors qu'on observe l'inverse à 50 Hz.

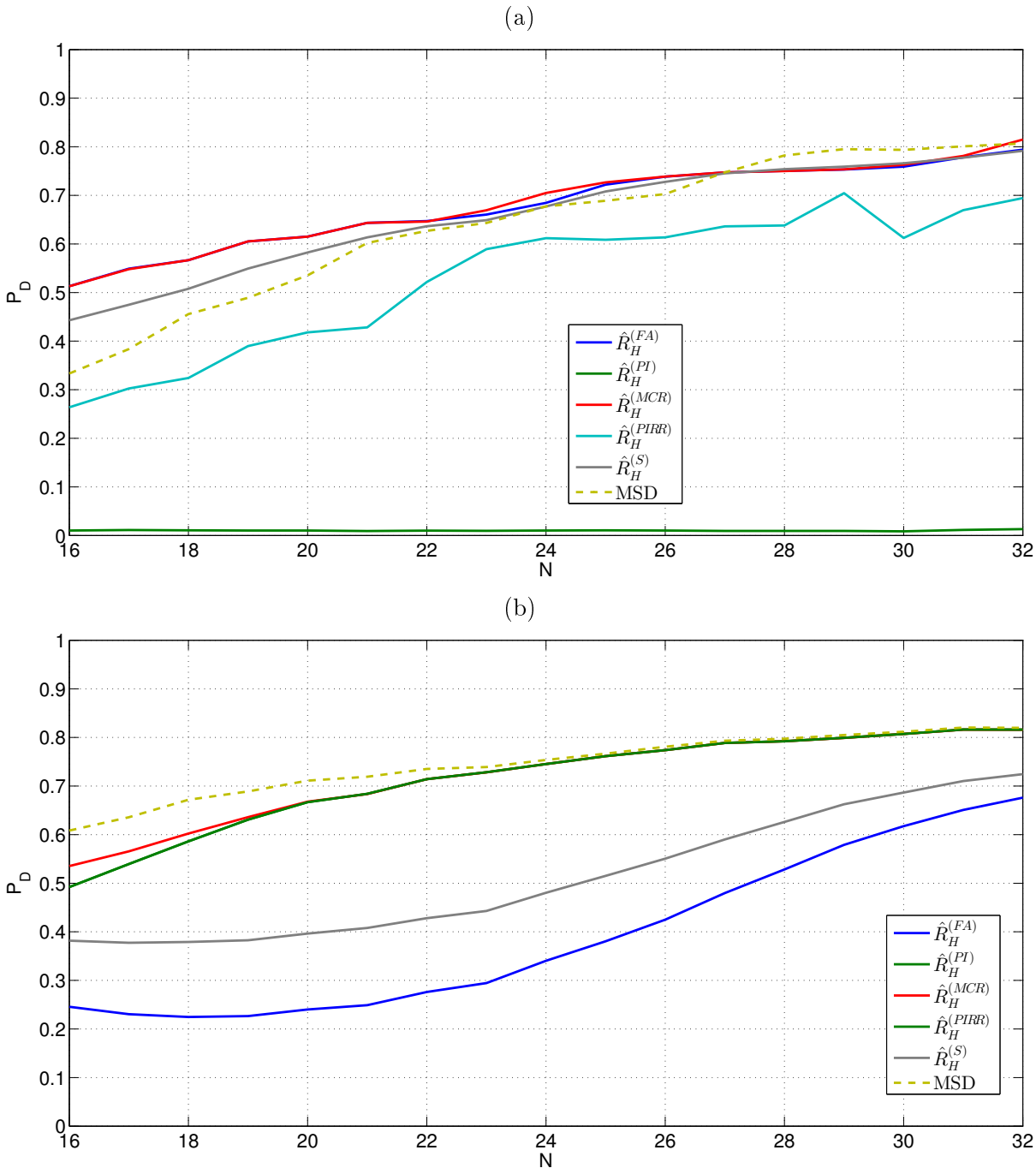


FIGURE 3.15 – Évolution du taux de détection avec l'ouverture, pour un taux de fausse alarme $P_{FA} = 10^{-2}$ et une fréquence de (a) 250 Hz et (b) 50 Hz. L'antenne est immergée à $z_r = 80$ m et son espacement inter-capteurs est 15 m. Les ouvertures testées sont comprises entre 225 m ($N = 16$) et 465 m ($N = 32$).

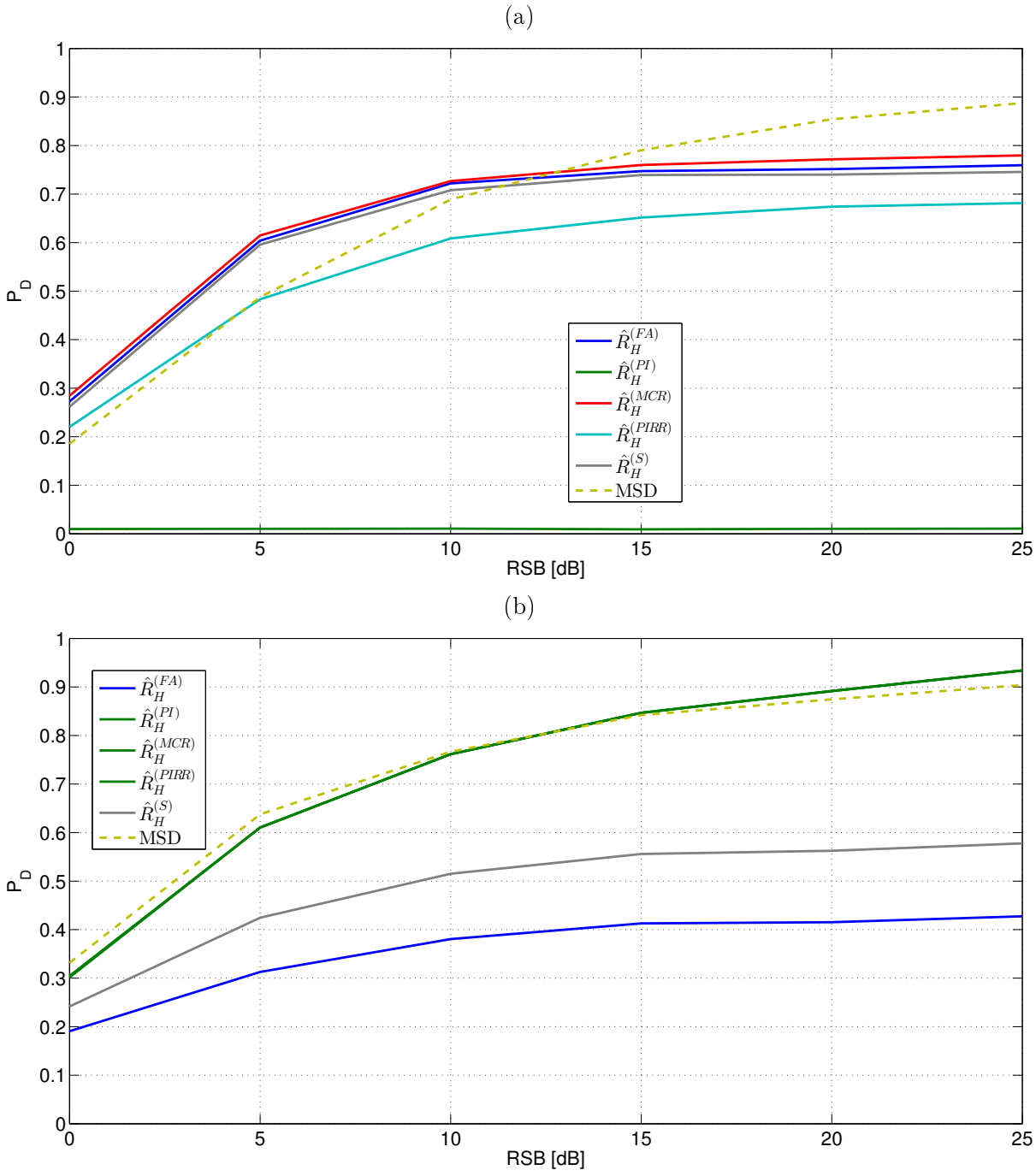


FIGURE 3.16 – Évolution du taux de détection avec le RSB pour un taux de fausse alarme $P_{FA} = 10^{-2}$ et une fréquence de (a) 250 Hz et (b) 50 Hz. L'antenne est immergée à $z_r = 80$ m et est constituée de 25 capteurs espacés de 15 m, soit une ouverture de 360 m.

3.5 Extensions

Les sections 3.3 et 3.4 abordaient le problème de la discrimination en immersion d'une source monochromatique dans un milieu stratifié, à l'aide d'une antenne horizontale. On s'intéresse ici à l'adaptation de l'approche proposée à d'autres configurations : le cas de l'antenne verticale, le cas d'une source large-bande et le cas d'un milieu non-stratifié.

3.5.1 Antenne verticale

Le modèle général pour les antennes linéaires verticales et horizontales, introduit section 2.2.2, permet de traiter les deux cas de la même façon, en changeant simplement la définition de la matrice d'observation. Comme on l'a vu dans la section 2.3.2, il est possible d'utiliser le même genre de filtres modaux pour estimer le taux d'énergie piégée au niveau d'une antenne horizontale ou d'une antenne verticale. Cette estimation du taux d'énergie piégée au niveau de l'antenne verticale peut aussi être utilisée comme une métrique de décision pour la discrimination. Cette approche a d'ailleurs fait l'objet d'une publication au cours de la thèse [Conan *et al.* 2016b].

La figure 3.17 présente les courbes COR de ces métriques, pour la même configuration que celle étudiée section 3.3, mais pour une autre géométrie d'antenne. On considère ici une antenne verticale linéaire, composée de 25 capteurs répartis uniformément entre 30 et 70 m de profondeur, soit un espacement inter-capteurs de 0.83 m. En considérant seulement le meilleur estimateur du taux d'énergie piégée sur l'antenne ($R_V^{(MCR)}$) et le détecteur adapté en sous-espaces, on constate que les performances en discrimination permises par l'ouverture verticale de 40 m sont légèrement supérieure à celles obtenues avec l'ouverture horizontale de 360 m. Cela confirme la meilleure capacité des antennes verticales à filtrer les modes.

3.5.2 Cas large-bande

La bande de fréquence excitée par une source large-bande peut être échantillonnée, et les traitements pour une source monochromatiques appliqués à chacun des canaux fréquentiels excités par la source. Dans le cas de la discrimination en immersion, on obtiendrait alors une décision (i.e. une classe attribuée) par canal fréquentiel. Ces décisions ne sont pas forcément toutes identiques, et une nouvelle règle de décision devrait alors être mise en place (par exemple, à la majorité).

Une autre approche consisterait à construire une métrique de décision utilisant conjointement plusieurs fréquences. On pourrait par exemple moyenner les métriques de décision monofréquentielles obtenues pour les différentes fréquences en jeu. Dans le cas où la métrique de décision est un rapport d'énergies, il est aussi possible de moyenner les énergies estimées aux différentes fréquences avant d'en faire le rapport, comme proposé dans [Premus & Helfrick 2013].

Il serait possible d'évaluer les performances de telles métriques en suivant la même démarche que précédemment, et ainsi les comparer et choisir un seuil de décision. Cependant, cela n'a pas été fait au cours de la thèse, car il est probable que le choix entre différentes métriques multifréquentielles doive se faire au cas par cas. On a préféré consacré plutôt du temps au traitement de données réelles, qui fait l'objet du chapitre suivant.

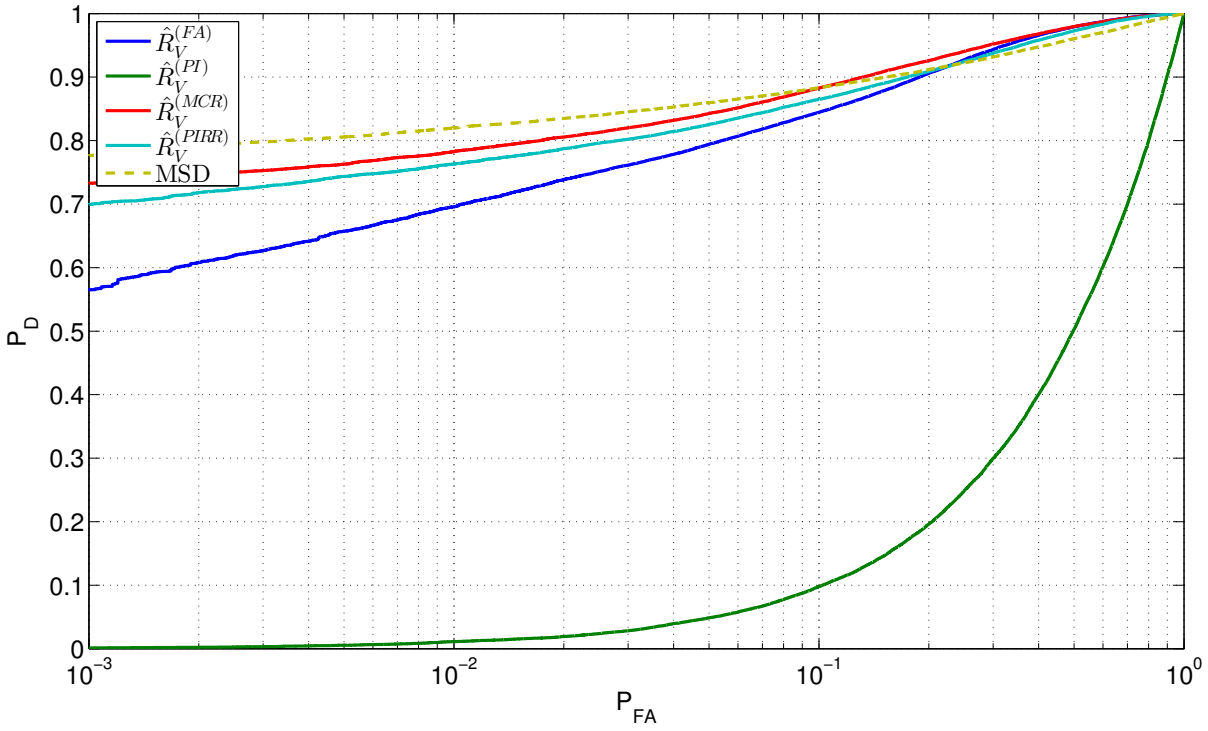


FIGURE 3.17 – Courbes COR pour les différents estimateurs du taux d'énergie piégée sur une antenne verticale, et le détecteur adapté en sous-espaces[Premus & Helfrick 2013].

3.5.3 Variations du milieu avec la distance

On a vu section 1.3.4 que l'hypothèse adiabatique fournit une solution pour le champ acoustique sous formes de modes, dans le cas d'un milieu non-stratifié. Dans ce cas, les caractéristiques des modes ψ_m et k_{rm} varient en fonction de la position considérée. En termes de modèles linéaires pour le signal mesuré par une antenne linéaire, les conséquences sont les suivantes :

— la matrice d'observation fait intervenir les grandeurs modales définies par l'environnement au niveau de l'antenne, qu'on peut supposer connues ;
— le flux d'énergie porté par les différents modes dépend de la valeur des fonctions modales au niveau de la source $\psi_m(z_s, 0)$;
— les phases des modes mesurés par l'antenne dépendent des propriétés modales sur tout le chemin de propagation entre la source et l'antenne.

Dans ce cas, il est toujours pertinent de construire les filtres modaux en se basant sur l'environnement à la position de l'antenne. Cependant, les amplitudes et phase que l'on cherche à estimer sont différentes du cas du milieu stratifié.

Pour le cas testé, la différence en termes de phase a peu d'impact sur les résultats obtenus : lors de la construction du classifieur, que les phases des modes soient définies par $r_1 k_{rm}$ ou complètement aléatoires, la différence sur la distribution estimée de la métrique de décision est

négligeable. En conséquence, le seuil choisi et les performances estimées sont valables pour les deux cas.

En revanche, le taux d'énergie piégée sur l'antenne dépend aussi de l'environnement au niveau de la source. En conséquence, l'application du classifieur prévu pour le cas stratifié à un cas non-stratifié conduit à des performances différentes de celles prévues, qui dépendent de l'environnement à la position de la source. Cette différence en termes de performances sera quantifiée plus en détail au chapitre suivant, qui étudiera entre autres les effets des erreurs de modélisation sur les performances.

Conclusion

Après une présentation des états de l'art de la classification en général et de la discrimination en immersion, ce chapitre a présenté les contributions méthodologiques de la thèse sur le sujet. La formulation des hypothèses directement à partir du modèle de propagation a permis d'étudier les performances que l'on peut espérer obtenir avec différentes métriques de décision, et de choisir une métrique ainsi qu'un seuil de décision, pour une configuration donnée. Une telle configuration est définie par la géométrie de l'antenne, l'environnement et la fréquence de la source, ainsi que la distribution du bruit et la distributions spatiale des sources. L'utilisation d'une estimation du taux d'énergie piégée sur l'antenne comme métrique de décision a montré sa pertinence. Ensuite, l'étude sur des données simulées des performances obtenues dans d'autres configurations a permis de mieux comprendre le comportement et les limites des différents estimateurs du taux d'énergie piégée.

On a notamment pu observer que l'estimateur utilisant un filtre modal « moindres carrés régularisés » ($\hat{R}_H^{(MCR)}$) bien réglé permettait d'obtenir les meilleures performances dans tous les cas. De plus, lorsque le conditionnement du problème se dégrade (i.e. l'ouverture ou le RSB diminuent ou bien la fréquence augmente), les performances atteintes avec ce filtre tendent vers celles fournies par l'estimateur utilisant un filtre adapté ($\hat{R}_H^{(FA)}$). A l'inverse, lorsque le conditionnement s'améliore (i.e. diminue), les performances de cet estimateur se rapprochent de celles fournies par l'estimateur utilisant un filtre « pseudo-inverse » ($\hat{R}_H^{(PI)}$).

Le chapitre suivant traite de l'application des classifieurs construits dans ce chapitre à des données réelles. Notons que les différentes études présentées dans le présent chapitre reposent sur des simulations : le modèle était parfaitement maîtrisé et décrivait exactement le signal mesuré par l'antenne. On peut supposer que ce n'est pas le cas dans une situation réelle, c'est pourquoi le chapitre suivant étudie aussi l'impact des erreurs de modèle sur les performances d'un classifieur.

Chapitre 4

Simulations réalistes et données réelles

Sommaire

Introduction **87**

4.1 Présentation des données **87**

4.1.1 Acquisition des données 87

4.1.2 Données traitées 90

4.2 Performances prédites et erreurs de modèles **91**

4.2.1 Construction des classifieurs 91

4.2.2 Erreurs de modélisation 93

4.3 Application aux données réelles **100**

4.3.1 Résultats 100

4.3.2 Dégradation du modèle environnemental 103

Conclusion **105**

Introduction

Alors que le chapitre précédent traitait de la construction d'un classifieur sur la base de simulations, le présent chapitre vise à valider les classifieurs ainsi obtenus en les appliquant à des données réelles. On s'attache dans un premier temps à évaluer l'impact des erreurs de modèles, inévitables dans une situation pratique, sur les performances des classifieurs, en s'appuyant sur des simulations. Pour ce faire, les classifieurs sont construits en supposant un certain modèle environnemental, puis appliqués à des données simulées avec un autre modèle, résultant ainsi en des performances différentes de celles prédites. Ces résultats simulés sont ensuite utilisés pour interpréter les résultats obtenus sur les données réelles. Les données traitées comprennent un signal émis par une source de surface et plusieurs signaux émis par une source immergée. Il s'agit dans le premier cas du bruit rayonné par un bateau au cours de sa navigation, et dans le second d'une source UBF tractée dédiée aux expérimentations acoustiques.

La section 4.1 présente les données traitées ainsi que l'expérience dont elles sont issues. Ensuite, dans la section 4.2, les performances prédites sont calculées suivant la méthodologie du chapitre précédent et l'effet d'erreurs au niveau de la modélisation de l'environnement sur les performances est étudié à l'aide de simulations. Enfin, dans la section 4.3 les résultats obtenus sur les données réelles sont présentés et analysées à l'aune des simulations précédemment effectuées.

4.1 Présentation des données

4.1.1 Acquisition des données

Les données traitées sont issues de l'expérience Shallow Water'06 [Tang *et al.* 2007], une étude internationale et pluridisciplinaire qui s'est déroulée entre juillet et septembre 2006 au large des côtes du New Jersey. Ses principaux objets d'étude étaient la propagation acoustique et l'océanographie physique au niveau des plateaux et talus continentaux.

Les ressources mises en jeu pour cette expérience étaient conséquentes : citons, entre autres, l'utilisation de sept navires et la mise en place de 62 points de mouillage, équipés de capteurs acoustiques et/ou dédiés à l'océanographie physique.

Dans le cadre de la thèse, deux jeux de données ont été étudiés en particulier, l'un contenant des signaux émis par une source immergée (une source UBF tractée) et l'autre un signal émis par une source de surface (le bruit rayonné par un navire en mouvement). Dans les deux cas, il s'agit de cinq minutes de données acoustiques acquises par l'antenne horizontale linéaire SHARK. Cette antenne est posée sur le fond, à 80 m de profondeur, et est constituée de 32 hydrophones régulièrement répartis tous les 15 m, soit une ouverture horizontale de 465 m. Elle est orientée suivant un axe nord-sud, et la fréquence d'échantillonnage est 9765.625 Hz.

La figure 4.1 présente la position de l'antenne sur une carte bathymétrique, ainsi que la trajectoire des sources d'intérêt au cours de l'acquisition des données traitées. La nature de ces sources est précisée dans la suite. La figure 4.2 présente, pour chaque jeu de données, l'évolution temporelle de la distance source-antenne et du gisement de la source pendant l'acquisition de chacun des deux jeux de données.

Le premier jeu de données, dit « source immergée », a été enregistré le 26 aout 2006, entre 13h36 et 13h41. A ce moment, le navire R/V Knorr tractait une source acoustique de type J-15 à 30 m de profondeur, émettant des signaux monochromatiques aux fréquences 53 Hz, 103 Hz,

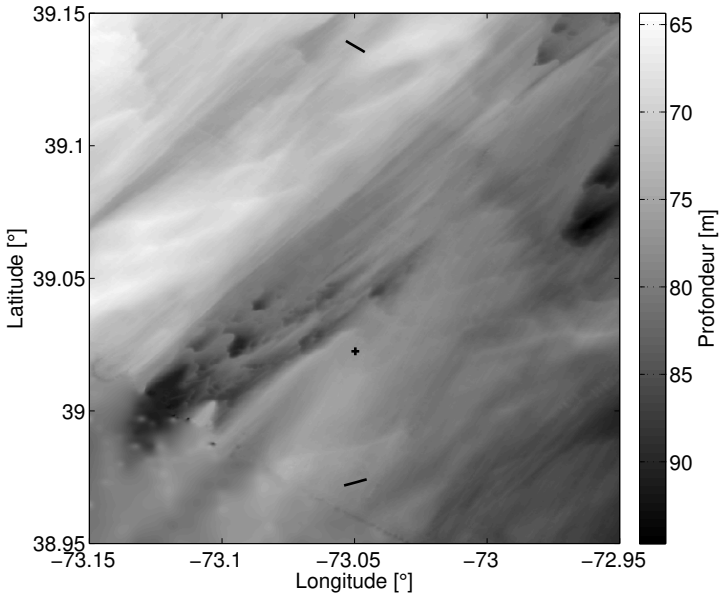


FIGURE 4.1 – Configurations géométriques pendant les acquisitions des données traitées. L'antenne est orientée suivant l'axe nord-sud, sa position est indiquée par +. Les courbes en trait plein indiquent les trajectoires du RV/Knorr au cours des expériences : au nord pendant l'acquisition des signaux « source immergée », au sud pendant l'acquisition des signaux « source de surface ».

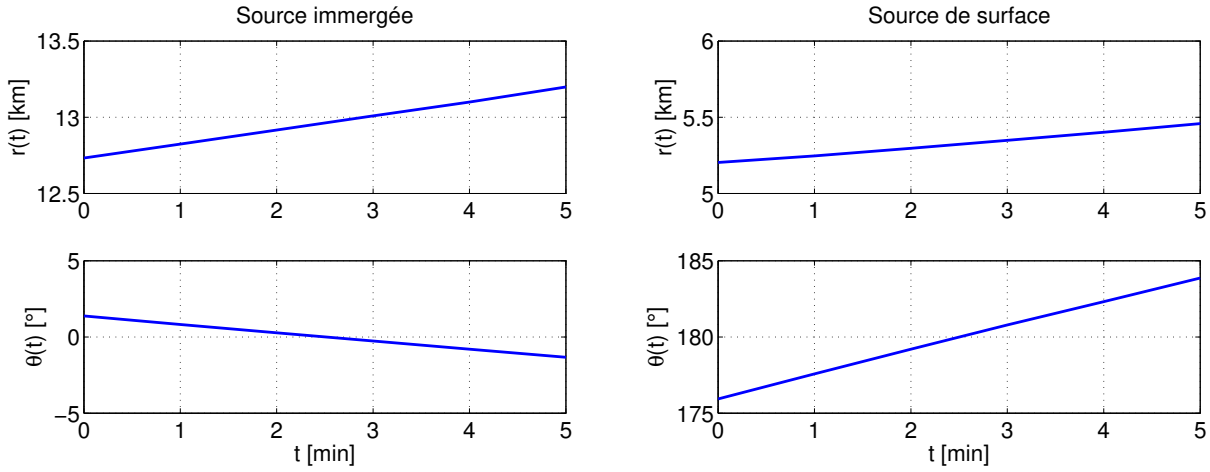


FIGURE 4.2 – Positions des sources par rapport à l'antenne au cours des deux expériences. L'angle $\theta(t)$ est mesuré dans le sens horaire par rapport au nord (l'antenne est parallèle à l'axe nord-sud).

203 Hz et 253 Hz. La figure 4.3a représente le signal enregistré sur un des hydrophones de l'antenne dans le plan temps-fréquence : on peut y distinguer les quatre raies monochromatiques aux fréquences émises par la source. Ces quatre signaux permettront de tester les capacités d'un classifieur à identifier une source immergée. Pendant l'acquisition, le R/V Knorr suit la trajectoire indiquée sur la figure 4.1 avec une vitesse moyenne de 2.6 ms, et passe à 13 km au nord de l'antenne, soit une configuration proche de l'*endfire*. Sur ces données, le RSB du bruit du navire est trop faible pour être exploité, ce qui a conduit à considérer le second jeu de données afin de disposer d'un signal émis par une source de surface.

Le second jeu de données, dit « source de surface », a été enregistré le même jour, entre 05h15 et 5h20. A ce moment, le navire R/V Knorr passe à 5 km au sud de l'antenne, suivant la trajectoire indiquée sur la figure 4.1 avec une vitesse moyenne de 2.6 m/s. On se trouve là encore dans une configuration proche de l'*endfire*. On s'intéressera à un signal monochromatique à 360 Hz, identifié comme une composante du bruit du navire [Stotts *et al.* 2010]. Ce signal, visible sur la figure 4.3b, permettra de tester la capacité d'un classifieur à reconnaître une source de surface. La source UBF tractée en profondeur n'émettait pas de signaux monochromatiques pendant cette acquisition, d'où la nécessité de considérer les deux jeux de données.

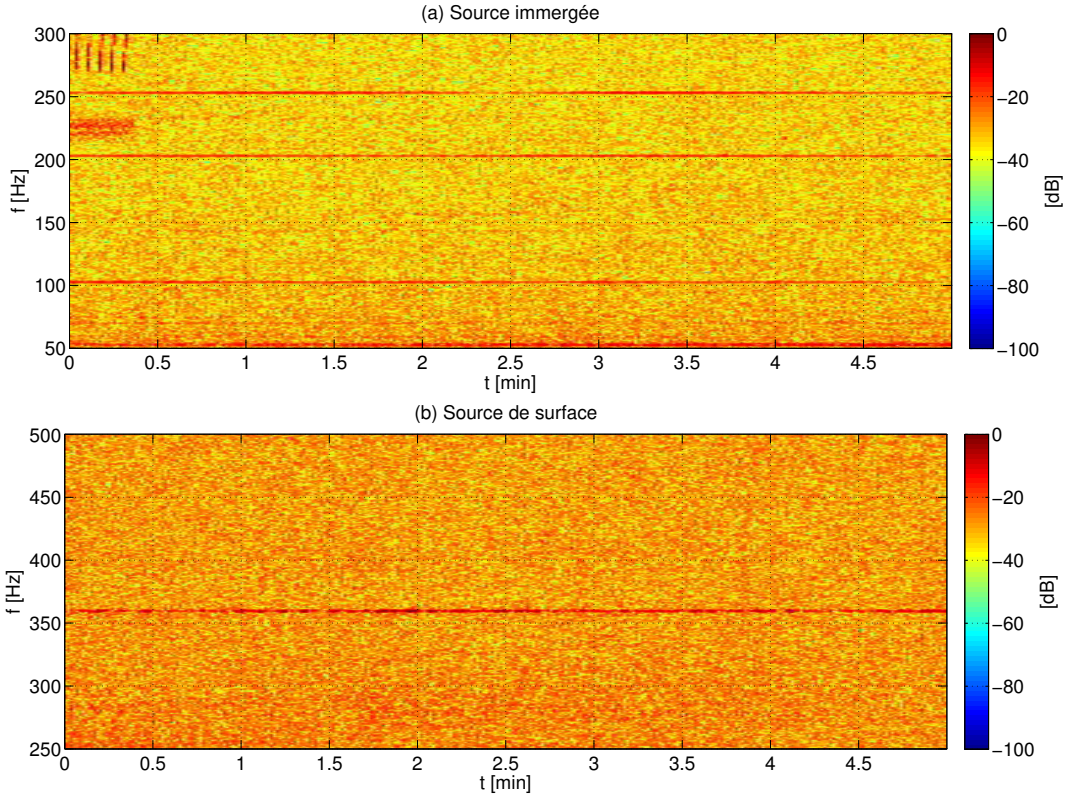


FIGURE 4.3 – Spectrogrammes des signaux enregistrés par l'hydrophone le plus au sud de l'antenne pendant les deux acquisitions. (a) Données source immergée. Les fréquences traitées sont 53, 103, 203 et 253 Hz. (b) Données source de surface. La fréquence traitée est 360 Hz.

4.1.2 Données traitées

L'intérêt de la discrimination en immersion apparaît dans les cas où l'ouverture horizontale n'est pas suffisante pour localiser la source. Pour cette raison, on choisit de ne considérer que 25 des 32 hydrophones qui constituent l'antenne. On dispose ainsi d'une ouverture horizontale de 360 m, au lieu de 465 m.

Rappelons que le signal pris en entrée par les classifieurs est un signal spatial : l'amplitude complexe, à la fréquence d'intérêt, de la pression reçue sur chacun des hydrophones de l'antenne (cf. section 2.1.3). Ces signaux spatiaux, appelés *snapshots* dans la suite, sont construits à partir de portions d'une seconde du signal temporel. Les enregistrements durant cinq minutes, on dispose donc, pour chaque fréquence, de 300 signaux spatiaux à classifier.

Le rapport signal à bruit (RSB) est estimé pour chacun de ces signaux. Pour chaque *snapshot*, la puissance du bruit est estimée en se basant sur quatre fréquences voisines de la fréquence d'intérêt, [1] soit 100 réalisations du bruit en considérant les 25 hydrophones. Les résultats sont présentés figure 4.4. De manière générale, la puissance du bruit varie peu au cours des acquisitions : son écart-type était inférieur à 0.5 dB pour chacune des 5 fréquences étudiées. En revanche, les variations de la puissance du signal utile étaient importantes, avec des écart-type entre 1 et 6 dB selon les fréquences, ce qui explique les variations du RSB estimé. Ces variations de puissance du signal utile peuvent s'expliquer de deux manières :

— la source étant en mouvement, les interférences entre modes varient au cours de l'acquisition ;
— la fréquence instantanée du signal utile varie, en raison de l'effet Doppler et des variations de vitesse de la source, alors que les signaux spatiaux sont toujours calculés pour la même fréquence, qui ne correspond pas toujours au maximum du lobe principal de la fréquence du signal reçu.

Les classifieurs étant construits pour un RSB donné, on choisit de considérer un unique RSB pour traiter tous les signaux. Cela facilitera l'analyse des résultats pour une fréquence donnée, et la comparaison des résultats obtenus pour les différentes fréquences. Cet unique RSB est fixé à 10 dB : il s'agit de la valeur utilisée pour construire les classifieurs. Afin que les données traitées ne s'éloignent pas trop des hypothèses utilisées dans la construction du classifieur, on choisit de ne présenter les résultats de classification que pour les *snapshots* dont le RSB est compris entre 5 et 15 dB. Le tableau 4.1 présente, pour chaque fréquence, le nombre de *snapshots* résultant de cette sélection, compris entre 155 (pour la source à 53 Hz) et 267 (pour la source à 103 Hz).

TABLE 4.1 – Nombre de *snapshots* traités.

Fréquence [Hz]	53	103	203	253	360
	155	267	266	249	176

1. on a pris soin de choisir quatre fréquences en dehors du lobe principal de la fréquence d'intérêt

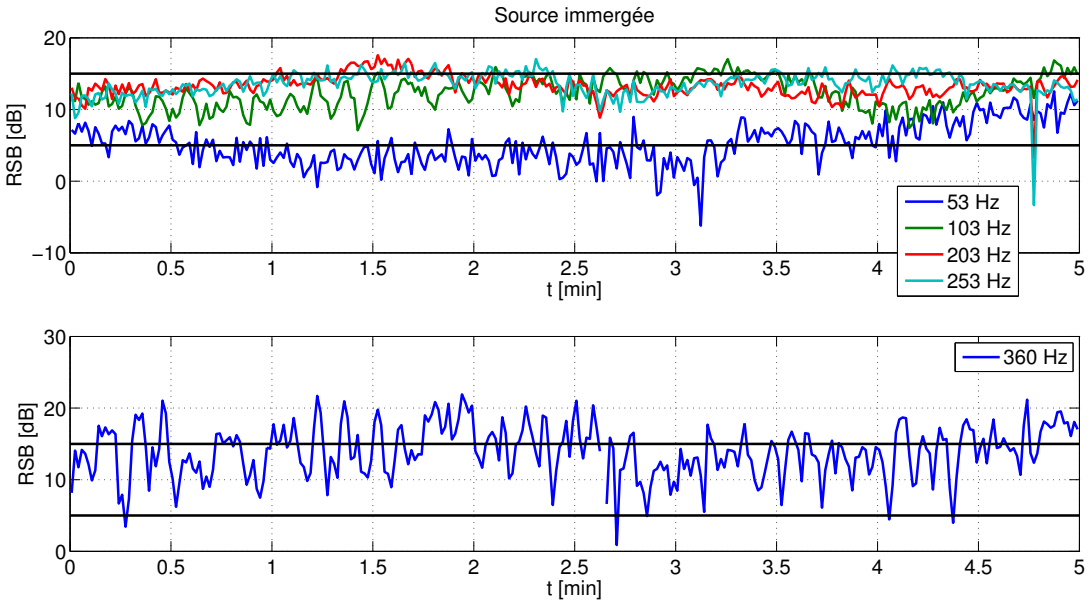


FIGURE 4.4 – Rapport signal-à-bruit en fonction du temps pour les différentes fréquences traitées. Seuls les *snapshots* dont le RSB est compris entre 5 et 15 dB sont traités. Ces limites sont matérialisées par les lignes horizontales.

4.2 Performances prédites et erreurs de modèles

Dans cette section sont présentées les hypothèses utilisées pour la construction des classifieurs, et les performances prédites correspondantes. Les erreurs de modèle étant inévitables dans un cas réel, on étudie dans un second temps leurs effets sur les performances des classifieurs. Pour cela, on s'appuie sur des simulations, afin de parfaitement maîtriser la nature de ces erreurs. L'application des classifieurs aux données réelles est présentée dans la section 4.3.

4.2.1 Construction des classifieurs

Environnement

Le modèle d'environnement utilisé pour construire les classifieurs est identique à celui considéré tout au long du chapitre 3 et présenté en détails dans la section 3.3.2. En effet, ce profil de célérité est issu d'une mesure CTD [2] réalisée au voisinage de l'antenne SHARK, le jour où les données traitées ont été enregistrées. Le modèle utilisé pour le fond est quant à lui issu de travaux d'inversion géoacoustique menés à partir d'autres données de l'expérience Shallow Water'06 : les épaisseurs des couches, ainsi que les valeurs de célérité sont tirées de [Ballard *et al.* 2010]. Cette référence ne proposant pas de valeurs pour les masses volumiques, celles-ci sont tirées de [Bonnel *et al.* 2013].

2. *conductivity temperature depth*

Le tableau 4.2 présente, pour ce modèle d'environnement, le nombre total de modes et le nombre de modes piégés correspondant aux quatre fréquences traitées.

TABLE 4.2 – Nombre de modes (M) et de modes piégés (M_0) en fonction de la fréquence.

Fréquence [Hz]	53	103	203	253	360
M	3	7	13	16	23
M_0	1	2	4	4	6

Distribution du bruit

Comme évoqué précédemment, on fixe le RSB à 10 dB. On considère ici, comme on l'a fait au chapitre 3, que le bruit est spatialement blanc, et suit une distribution normale complexe circulaire.

Distribution spatiale des sources

La profondeur de discrimination z_{lim} est fixée à 8 m, pour une profondeur d'eau de 80 m. Les profondeurs de source sont tirées de distributions uniformes : entre 0 et 8 m sous l'hypothèse H_0 (source de surface) et entre 8 et 80 m sous l'hypothèse H_1 (source immergée).

Les distances source-antenne sont tirées d'une distribution uniforme entre 5 et 15 km. Cette plage de distance comprend bien les vraies distance source-antenne des deux jeux de données (cf. figure 4.2) : 13 km pour les données « source immergée » et légèrement plus de 5 km pour les données « source de surface ».

En terme de gisement, toutes les sources sont tirées dans l'alignement de l'antenne.[3] Pendant l'acquisition des données, les sources s'écartaient de moins de 5° de cette configuration (cf. figure 4.2). Cela correspond à une différence maximale de 0.4% ($cos\theta > 0.996$) sur le pas d'échantillonnage en r qui n'a donc pas été prise en compte pour construire les classifieurs.

Seuils de décision et performance prédites

L'ensemble des hypothèses précédemment définies détermine totalement la distribution du signal de pression mesuré sous chaque hypothèse, et par conséquent la distribution d'une métrique de décision donnée. Cela permet d'obtenir la courbe COR associée, et de choisir un seuil de décision correspondant à un couple (P_D, P_{FA}). Ici, tous les seuils sont fixés de manière à obtenir un taux de fausse alarme P_{FA} prédit de 10^{-2}. Les taux de détection associés sont présentés sur la figure 4.5. Lors de l'application aux données réelles, les résultats obtenus seront analysés à l'aune de ces performances prédites.

3. configuration *endfire*

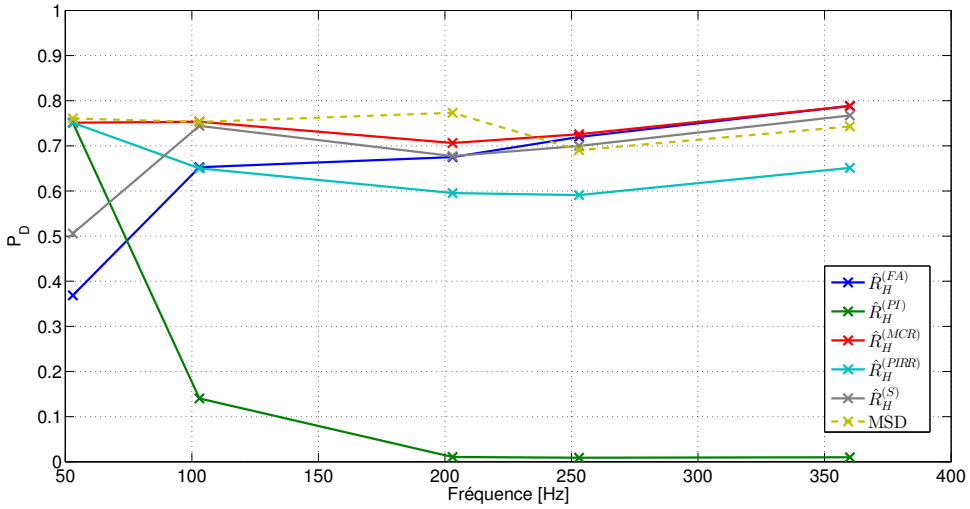


FIGURE 4.5 – Taux de détection prédits pour les différents classifieurs et les différentes fréquences traitées. Les seuils de décision sont tous fixés pour obtenir un taux de fausse alarme P_{FA} visé de 10^{-2}.

On rappelle les notations utilisées pour désigner les métriques de décision et les classifieurs associés :

- les différents $\hat{R}_H^{(\dots)}$ correspondent à des estimations du taux d'énergie piégée sur l'antenne, et l'exposant dépend de la méthode d'estimation utilisée :
  - $\hat{R}_H^{(FA)}$ repose sur la sortie d'un filtre adapté (FA),
  - $\hat{R}_H^{(PI)}$ repose sur la sortie d'un filtre modal « pseudo-inverse » (PI),
  - $\hat{R}_H^{(MCR)}$ repose sur la sortie d'un filtre modal « moindres carrés régularisés » (MCR),
  - $\hat{R}_H^{(PIRR)}$ repose sur la sortie d'un filtre modal « pseudo-inverse de rang réduit » (PIRR),
  - $\hat{R}_H^{(S)}$ exploite le spectre spatial du signal mesuré ;
- MSD désigne le détecteur en sous-espaces (*matched subspace detector*) [Premus & Helfrick 2013].

4.2.2 Erreurs de modélisation

Les performances précédemment prédites correspondent au cas où les données suivent parfaitement les hypothèses utilisées pour construire le classifieur. Dans un cas réel, les erreurs de modèles sont inévitables, ce qui conduit à un écart entre la distribution supposée des données et leur distribution réelle. Les performances alors obtenues ne sont alors pas celles prédites lors de la construction du classifieur.

Dans cette section, le modèle d'environnement considéré auparavant joue le rôle de la « réalité », et est utilisé pour générer les données. En supposant une situation pratique où l'opérateur ne dispose pas de ce modèle, les classifieurs sont construits en se basant sur un modèle d'environnement « dégradé », décrit plus en détail dans la suite. Ces classifieurs sont ensuite appliqués aux données générées avec le premier modèle d'environnement (la « réalité »), engendrant des

taux de détection et de fausse alarme différents de ceux prédits.

On s'intéresse ici à trois modèles d'environnement dégradés. Il s'agit de modèles réalistes, mais simplifiés ou erronés par rapport au modèle « réel ». Dans les trois cas, le fond multi-couches est remplacé par un socle semi-infini homogène, de célérité 1600 m/s et de masse volumique 1800 kg/m^3, la nature exacte du fond étant rarement accessible dans un contexte opérationnel. Dans le premier cas, le profil de célérité [4] dans la colonne d'eau n'est pas modifié. Dans les deux autres cas, il est remplacé par une fonction affine par morceau, comme illustré sur la figure 4.6. La thermocline est aussi placée 10 m trop haut ou trop bas, déplaçant ainsi le minimum de célérité de ± 10 m. Ces variations du profil de célérité pourraient par exemple se produire lors du passage d'une onde interne [Badiey *et al.* 2002].

La figure 4.7 représente les taux de détection prédits lors de la construction des classifieurs basée sur les différents environnements dégradés. On observe que les taux de détections prédits dans ces environnements sont globalement du même ordre de grandeur que ceux prédits pour l'environnement « réel » (cf. figure 4.5). Il est donc pertinent de comparer les performances obtenues lors de l'application de ces classifieurs aux données simulées avec l'environnement « réel ».

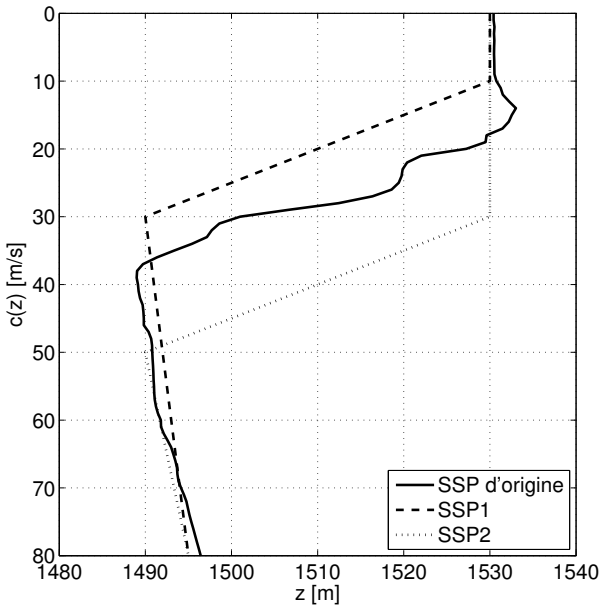


FIGURE 4.6 – Profils de célérité (SSP pour *sound speed profile*) associés aux modèles d'environnement dégradés.

4. noté SSP pour *sound speed profile*

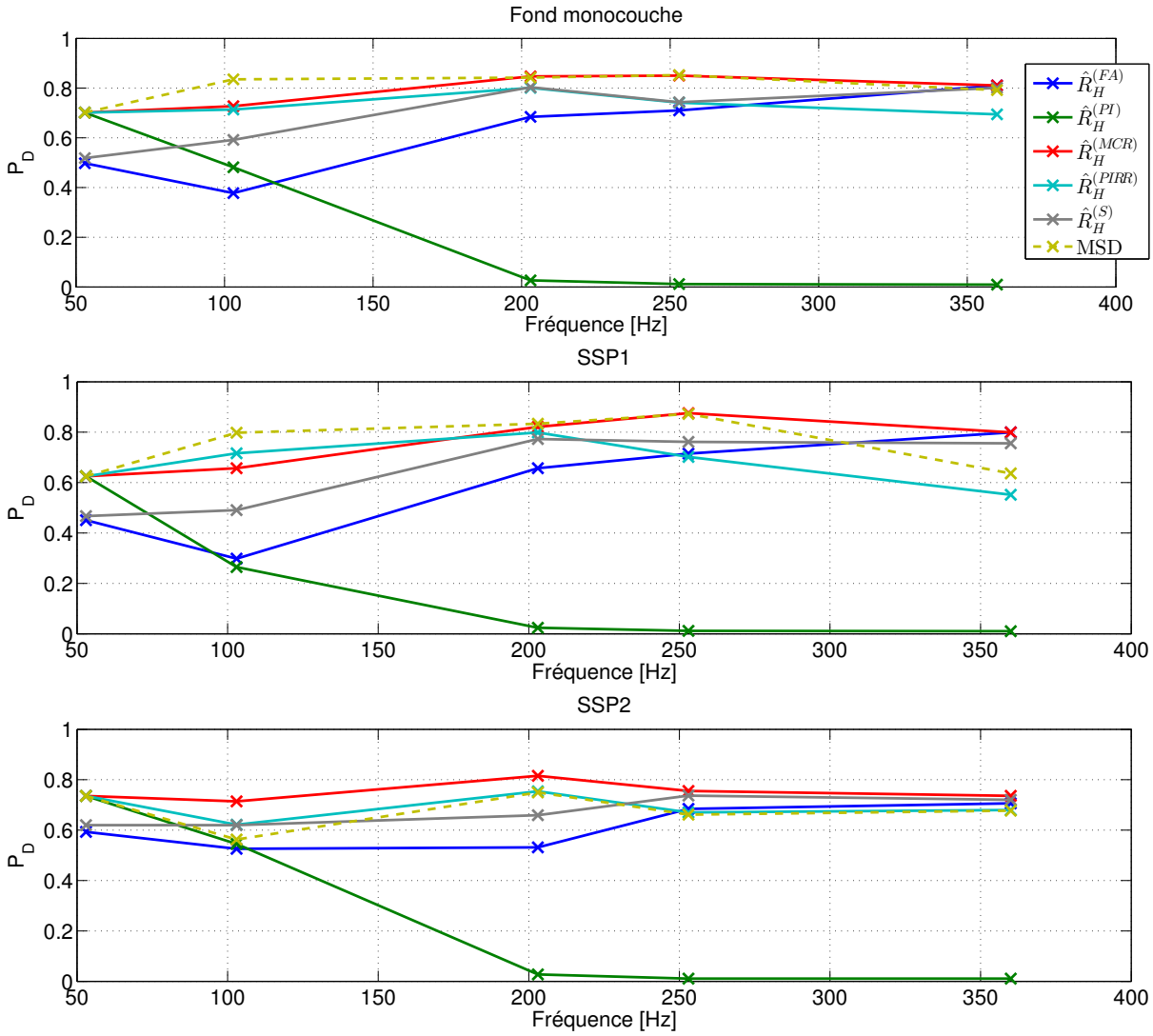


FIGURE 4.7 – Taux de détection prédits sur la base d'un environnement dégradé. Les classifieurs sont légendés par leur métrique de décision. Tous les seuils de décision ont été fixés pour atteindre un taux de fausse alarme P_{FA} de 10^{-2}.

4.2.2.1 Résultats

La figure 4.8 présente l'effet des erreurs de modèles sur les performances prédites de différents classifieurs aux fréquences 53 Hz, 253 Hz et 360 Hz. Considérer ces trois fréquences permet d'étudier l'effet des erreurs de modèle de chacun des classifieurs dans une configuration où les performances sont similaires en l'absence d'erreurs de modèles : un taux de détection entre 0.6 et 0.8 pour un taux de fausse alarme de 0.01. Ces performances sont représentées par les « + » sur la figure 4.8. Pour chaque fréquence, on n'a représenté que les classifieurs ayant des performances de cet ordre en l'absence d'erreurs de modèle.

On rappelle que les performances en l'absence d'erreurs de modèles ont déjà été prédites pour ces différentes fréquences dans la section 4.2.1 et représentées figure 4.5. Cette dernière figure permet de voir rapidement quels classifieurs sont écartés de l'étude sur les erreurs de modèles pour les trois fréquences considérées :

— à 53 Hz, les classifieurs basés sur le filtre adapté ($\hat{R}_H^{(FA)}$) et sur le spectre spatial ($\hat{R}_H^{(S)}$) ont des taux de détection inférieur à 0.6 et sont donc écartés de cette étude ;
— à 253 Hz et 360 Hz, le classifieur basé sur le filtre PI ($\hat{R}_H^{(PI)}$) a un taux de détection de 0.01, et l'effet des erreurs de modèle sur ses performances déjà médiocres n'est pas discuté ici.

Par ailleurs, sur la figure 4.8a (53 Hz), seules les performances des classifieurs basés sur le filtre PI et sur le détecteur en sous-espace sont représentées. Les classifieurs basés sur les filtre MCR et PIRR ne sont pas représentés car à cette fréquence, pour tous les modèles d'environnement, l'étape d'optimisation des métriques correspondantes mènent à la métrique basée sur la pseudo-inverse ($\hat{R}_H^{(MCR)} = \hat{R}_H^{(PIRR)} = \hat{R}_H^{(PI)}$) et produit donc exactement les mêmes résultats. Cela est dû au bon conditionnement du problème linéaire à cette fréquence. On observe que les taux de détection en présence d'erreurs de modèle ne s'éloignent pas tellement de ceux prédits sans erreurs (« + »), et augmentent même dans certains cas. En revanche, pour les deux classifieurs représentés, l'introduction des erreurs de modèle conduit à des taux de fausse alarme P_{FA} supérieur à 90%, rendant ainsi ces classifieurs inutilisables. Cela montre que ces deux classifieurs ne devraient être utilisés que si l'on dispose d'un modèle fiable de l'environnement. Finalement, à une aussi basse fréquence, il est nécessaire de disposer d'un bon modèle pour faire la discrimination, car les deux classifieurs discutés ici sont sensibles aux erreurs de modèle, et les autres classifieurs donnent des performances médiocres, même avec un modèle parfaitement connu.

Sur la figure 4.8b (253 Hz), tous les classifieurs sont représentés exceptés celui basé sur un filtre PI. Encore une fois, l'impact sur les taux de détection est moins prononcé que sur les fausses alarmes. On constate que, pour tous les classifieurs représentés, le taux de fausse alarme augmente en présence d'erreurs de modèle. Toutefois, cette augmentation est plus ou moins marquée selon le classifieur utilisé :

— dans le cas des classifieurs basés sur le filtre adapté ($\hat{R}_H^{(FA)}$) et sur le spectre spatial ($\hat{R}_H^{(S)}$), les taux de fausse alarme restent inférieurs à 10%, et donc du même ordre de grandeur que le taux visé (1%) ;
— dans le cas des classifieurs basés sur les filtres MCR ($\hat{R}_H^{(MCR)}$) et PIRR ($\hat{R}_H^{(PIRR)}$) et sur le détecteur en sous-espaces (MSD), les taux de fausse alarme dépassent les 20%, limitant l'intérêt de ces classifieurs aux cas où l'environnement est bien connu.

Sur la figure 4.8c (360 Hz), on observe, comme à 253 Hz, que l'impact sur les classifieurs

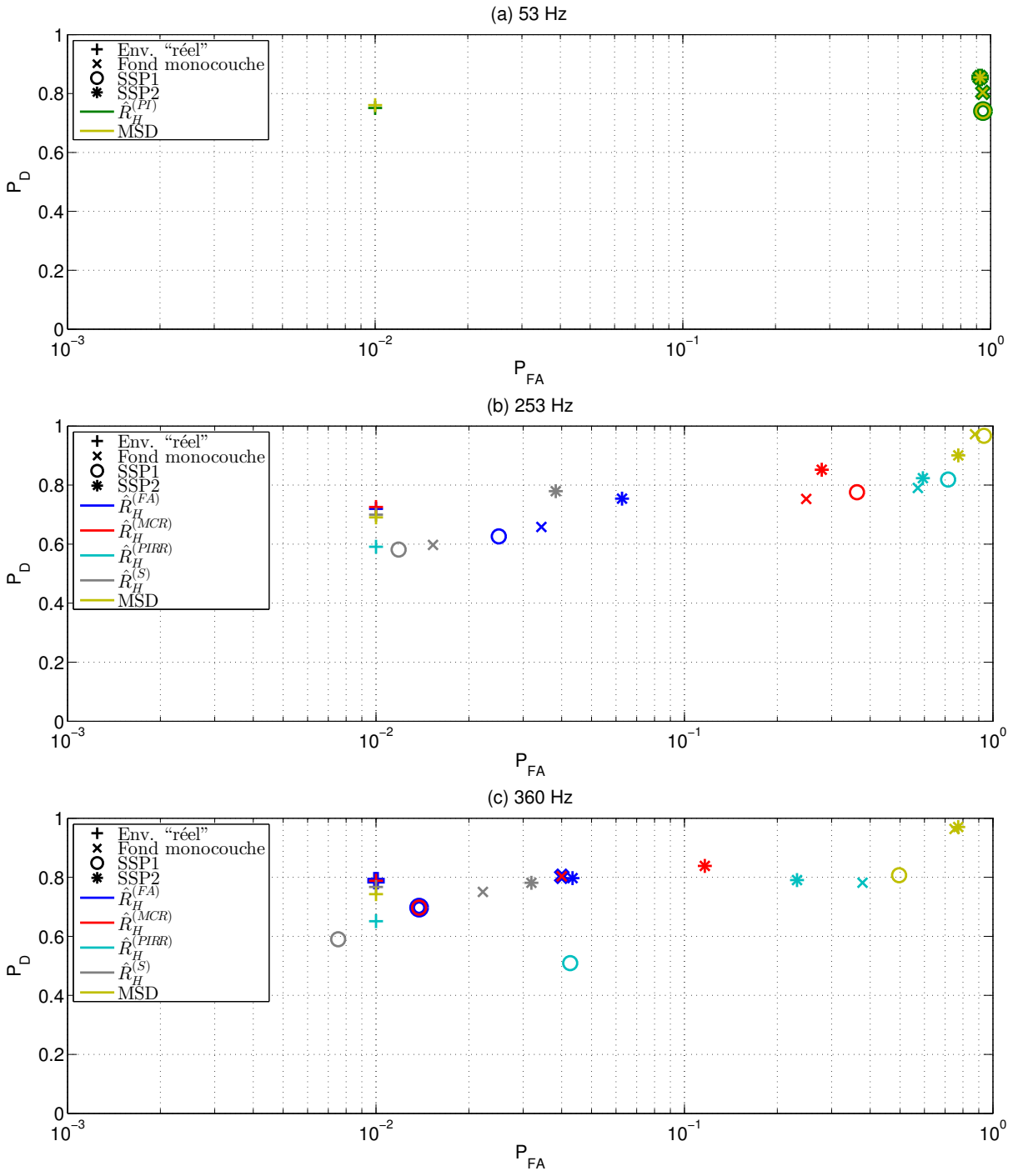


FIGURE 4.8 – Performances prédites en présence d'erreurs de modèle. Les symboles indiquent l'environnement utilisé pour construire chaque classifieur, et les couleurs la métrique de décision mise en jeu. On rappelle que les légendes SSP1 et SSP2 désignent les modèles où le profil de célérité a été modifié (SSP pour *sound speed profile*). Les seuils de décision sont choisis pour atteindre un taux de fausse-alarme P_{FA} de 10^{-2}. Tous les classifieurs sont appliqués à des données simulées avec le modèle d'environnement « réel ». (a) 53 Hz. (b) 253 Hz (c) 360 Hz.

$\hat{R}_H^{(FA)}$ et $\hat{R}_H^{(S)}$ reste acceptable, et que l'impact sur les classifieurs $\hat{R}_H^{(PIRR)}$ et MSD est plus problématique. Par ailleurs, le cas du classifieur basé sur le filtre MCR est moins clair qu'à 253 Hz : ses performances restent acceptables pour deux des trois modèles dégradés (« SSP1 » et « fond monocouche »), mais il s'agit des cas où les performances sont strictement identiques à celles du filtre adapté. Dans le dernier cas (« SSP2 ») où les classifieurs basés sur le filtre MCR et sur le filtre adapté (FA) sont différents, on observe une différence notable de performances en présence d'erreurs, au profit du filtre adapté.

La figure 4.9 présente l'effet des erreurs de modèles sur les distributions de différentes métriques à 253 Hz. Le modèle dégradé considéré ici est le fond monocouche, sans modification du profil de célérité. On voit qu'en introduisant les erreurs de modèle (courbes en pointillé), les distributions liées à l'hypothèse H_0 (source de surface) et à l'hypothèse H_1 (source immergée) sont moins séparées que prévu (courbe en trait plein). Le seuil choisi conduit ainsi à des performances différentes de celles prédites (le lecteur pourra se référer à la figure 3.3 pour se remémorer le lien entre distributions de la métrique, seuil de décision et performances). Par exemple, dans le cas du taux d'énergie piégée estimé avec un filtre MCR, le décalage de la distribution rouge vers la droite en présence d'erreurs montre que la métrique prend des valeurs plus élevées que prévu pour les sources de surface. Ces dernières seront ainsi plus souvent classifiées comme des sources immergées, autrement dit, le taux de fausse alarme est plus élevé que prévu. Par ailleurs, le décalage de la courbe bleue vers la gauche montre que la métrique prend des valeurs plus faibles que prévu pour les sources immergées. Ces dernières seront donc plus souvent classifiées comme des sources de surface, i.e. le taux de détection est plus bas que prévu.

On observe sur la figure 4.9 que les distributions des métriques basées sur le filtre adapté et l'estimation spectrale ($\hat{R}_H^{(FA)}$ et $\hat{R}_H^{(S)}$) sont sensiblement moins déformées que les autres métriques présentées ($\hat{R}_H^{(MCR)}$ et MSD), ce qui explique que les performances des deux classifieurs associés étaient les moins dégradées lors de l'introduction des erreurs de modèles (cf. figure 4.8b). À propos du détecteur en sous-espace (figure 4.9d), on constate que la distribution de la métrique pour les sources de surface (H_0) est très localisée en l'absence d'erreurs, et s'étale beaucoup plus lors de l'introduction d'erreurs, ce qui explique les taux élevés de fausses-alarmes alors observés sur la figure 4.8b.

Globalement, ces différents résultats (figures 4.8 et 4.9) indiquent que les classifieurs basés sur les filtres PI et PIRR et sur le détecteur en sous-espace sont particulièrement sensibles aux erreurs de modèles, et ne devraient être utilisés que si l'on dispose d'un modèle fiable de l'environnement.

À propos du classifieur basé sur le filtre MCR, on a vu que dans certains cas où ses performances prédites (sans erreurs de modèles) sont légèrement meilleures que celles du filtre adapté (figures 4.8b et 4.8c), l'introduction d'erreurs de modèle dégradait beaucoup plus les performances du premier. Ainsi, l'usage de ce classifieur basé sur le filtre MCR devrait être limité aux cas pratiques où les performances sont significativement meilleures que celles du classsifieur basé sur le filtre adapté (i.e. plutôt en basse-fréquence), et où l'on dispose d'un bon modèle environnemental. Pour sa part, le classifieur basé sur le filtre PIRR ne permet pas les mêmes performances prédites (sans erreurs) que celui basé sur le filtre MCR, et est au moins aussi sensible que celui-ci aux erreurs de modèle. Le classifieur basé sur le filtre PIRR ne présente donc aucun avantage comparé au classifieur basé sur le filtre MCR.

Finalement, on a constaté que les classifieurs basés sur le filtre adapté ($\hat{R}_H^{(FA)}$) et le spectre spatial ($\hat{R}_H^{(S)}$) sont les plus robustes aux erreurs de modèle.

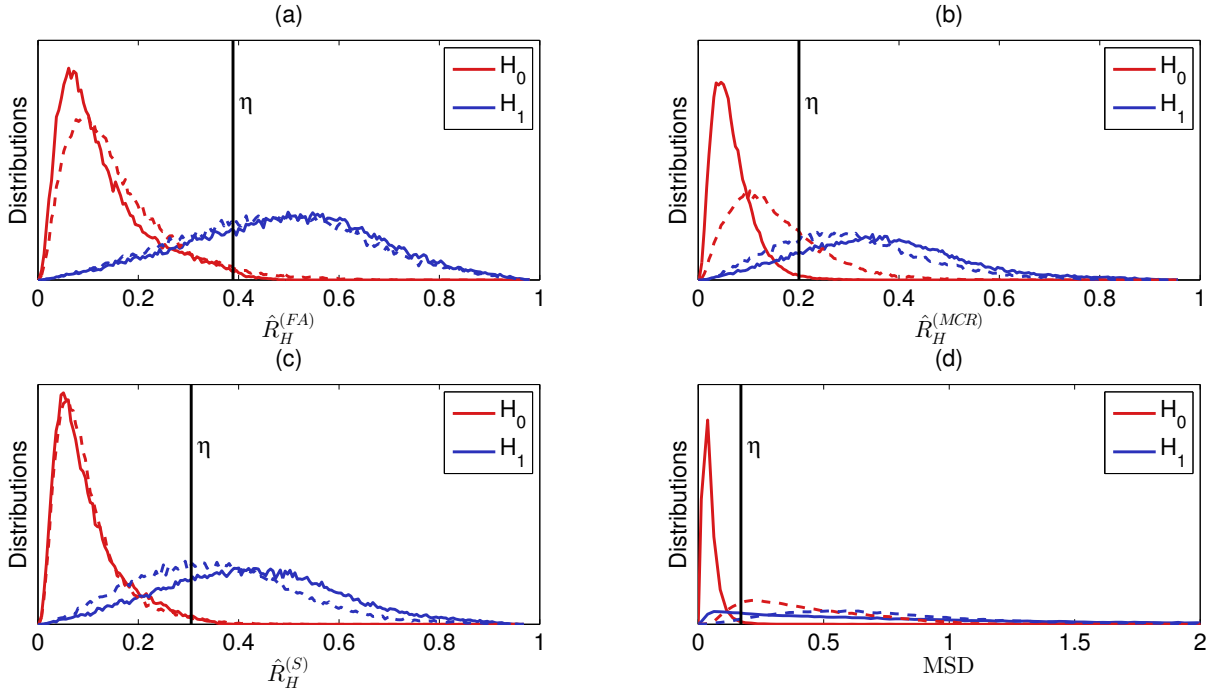


FIGURE 4.9 – Effet des erreurs de modèle sur les distributions de différentes métriques. (a) Taux d'énergie piégée estimé avec un filtre adapté (FA). (b) Taux d'énergie piégée estimé avec un filtre « moindres carrés régularisés » (MCR). (c) Taux d'énergie piégée estimé à partir du spectre spatial (S). (d) Détecteur adapté en sous-espaces (MSD). La fréquence de la source est 253 Hz et les classifieurs sont construits avec le modèle d'environnement « fond monocouche ». Les courbes en trait plein sont les distributions prises en compte lors de la construction du classifieur (définition de la métrique et choix du seuil η), et sont donc liées à l'environnement dégradé « fond monocouche ». Les courbes en traits pointillés sont les distributions des métriques (définie sur la base de l'environnement dégradé) lorsque les données sont simulées avec l'environnement « réel ».

4.2.2.2 Discussion

L'étude des erreurs de modèles sur des simulations a montré une plus grande robustesse des métriques $\hat{R}_H^{(FA)}$ et $\hat{R}_H^{(S)}$, dans la mesure où la fréquence (et donc le nombre de modes) est suffisamment élevée. En effet, en considérant le problème sous l'angle de l'analyse spectrale (cf. section 2.2.3), deux approches fondamentalement différentes peuvent être distinguées dans la construction des métriques de décision :

1. d'une part, lors de l'utilisation d'un filtre pseudo-inverse (PI) ou des projecteurs du détecteur en sous-espace (MSD), le signal est décomposé comme une somme de modes ayant exactement les nombres d'ondes radiaux prévus par le modèle environnemental ;
2. d'autre part, la sortie du filtre adapté (FA) est la valeur de la transformée de Fourier discrète du signal spatial calculée à ces mêmes nombres d'onde, et l'estimateur basé sur

le spectre spatial (S) est aussi construit sur la transformée de Fourier discrète du signal spatial.

La régularisation introduite dans les autres métriques ($\hat{R}_H^{(MCR)}$ et $\hat{R}_H^{(RRPI)}$) constitue un compromis entre ces deux approches. Le comportement des métriques associées peut alors être rapproché d'une de ces approches ou de l'autre en fonction des cas.

Le principal effet des erreurs dans le modèle d'environnement est le décalage des nombres d'ondes radiaux des modes hébergés par le guide d'onde. Ce décalage affecte différemment les deux approches. Dans la seconde approche, les erreurs de modèles amènent à calculer la transformée de Fourier aux mauvais nombres d'onde. Cependant, la faible résolution du spectre spatial fait que la valeur de la transformée de Fourier varie lentement avec le nombre d'onde, et la valeur de la métrique est peu affectée, comme observé sur les figures 4.9a et 4.9c. En revanche, la première approche consiste à décomposer le signal spatial sur des nombres d'onde qui n'existent pas dans le signal. Cela conduit à des erreurs plus importantes, et les performances sont davantage modifiées lors de l'introduction d'erreurs de modèle.

Finalement, cette étude de la robustesse incite à utiliser autant que possible la seconde approche ($\hat{R}_H^{(FA)}$ ou $\hat{R}_H^{(S)}$) dans des cas réels, où les erreurs de modélisation sont inévitables. Toutefois, ces deux métriques nécessitent un nombre suffisants de modes pour délivrer des résultats satisfaisants (cf. figures 4.5 et 4.7). Lorsque le nombre de modes est insuffisant (la fréquence trop basse), il est conseillé de privilégier l'estimateur basé sur le filtre MCR ou le détecteur adapté en sous-espace, à condition de disposer d'un bon modèle d'environnement.

4.3 Application aux données réelles

On analyse dans cette section les résultats obtenus lors de l'application aux données réelles des classifieurs construits suivant la méthodologie présentée dans le chapitre 3. On utilise dans un premier temps un modèle environnemental issu de travaux d'inversion géoacoustique, appelé environnement « réel » dans la section précédente. Dans un second temps, on analyse les résultats obtenus lorsque les classifieurs sont construits sur la base d'un modèle d'environnement simplifié.

4.3.1 Résultats

On s'intéresse tout d'abord aux résultats obtenus avec la source de surface (360 Hz) et la source immergée à la fréquence la plus proche (253 Hz). À ces fréquences, utiliser le filtre adapté ou le spectre spatial pour estimer le taux d'énergie piégée paraît le plus pertinent : on a vu que les classifieurs associés avait de bons taux de détection (cf. figure 4.5), et étaient les plus robustes aux éventuelles erreurs de modélisation. On choisit le classifieur basé sur le filtre adapté. Les valeurs prises par la métrique de décision $\hat{R}_H^{(FA)}$, ainsi que le seuil de décision, sont présentés figure 4.10 pour chacune des deux sources. Dans le cas de la source profonde, la métrique de décision est toujours supérieure au seuil de décision, la source est correctement classifiée dans 100% des cas. Dans le cas de la source de surface, on constate la présence de deux fausses alarmes sur les 249 décisions, soit un taux de classification correcte de 99%. On rappelle que les deux sources ayant des fréquences différentes, la définition de la métrique, ainsi que le seuil de décision, ne sont pas identiques dans les deux cas, d'où la représentation des résultats sur deux graphiques distincts.

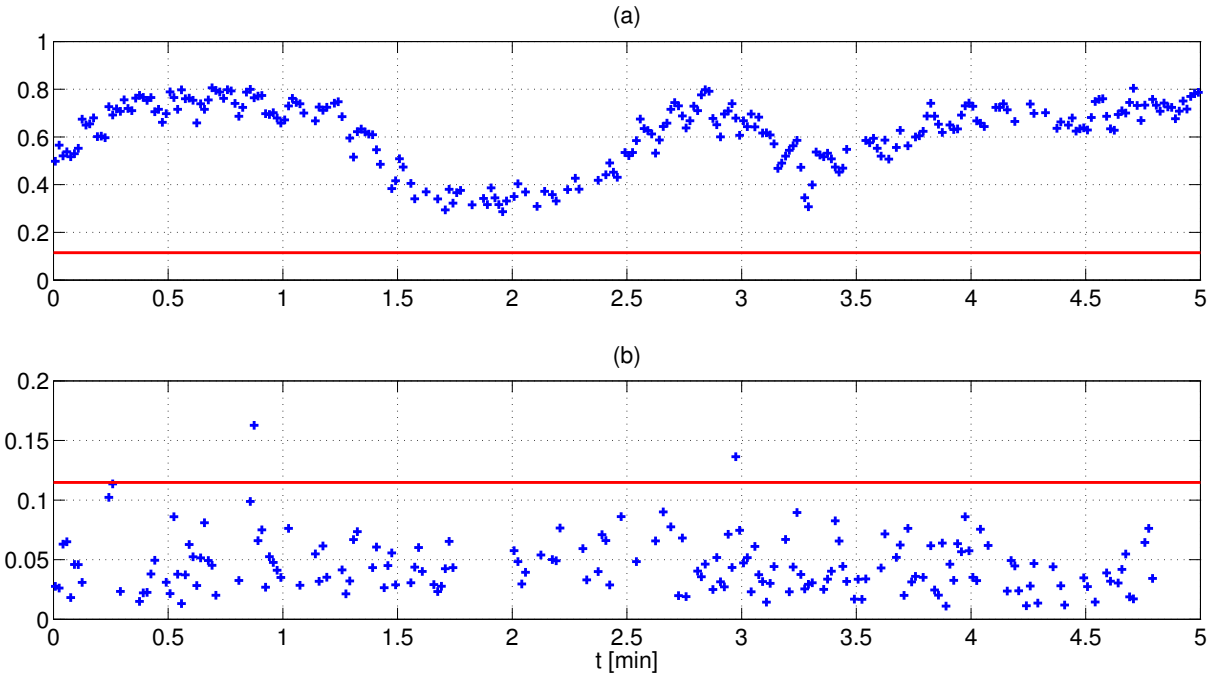


FIGURE 4.10 – Valeurs prises par la métrique de décision $\hat{R}_H^{(FA)}$ (+) et seuil de décision (trait plein). (a) Source immergée, 253 Hz. (b) Source de surface, 360 Hz.

Le taux de classification correcte P_{CC} pour chaque source et chaque classifieur est présenté dans le tableau 4.3. Pour les sources immergées (53 à 253 Hz), une classification correcte est une détection, et le taux de classification correcte P_{CC} peut être comparé au taux de détection prédit de la figure 4.5. Pour la source de surface en revanche (360 Hz), une classification incorrecte est une fausse alarme, et le taux de classification incorrecte $1 - P_{CC}$ peut être comparé au taux de fausse-alarme prédit, soit 1%. Toutefois, ces quantités ne sont pas supposées être identiques, dans la mesure où même si le modèle de propagation décrivait parfaitement la réalité, la distribution des sources au cours des expériences ne suit pas celle formulée dans les hypothèses testées. Ces dernières étaient en effet choisies uniformes sur un large intervalle, la position de la source étant supposée inconnue lors des traitements.

On analyse tout d'abord les résultats obtenus pour les sources profondes (53 à 253 Hz). Comme attendu, les résultats obtenus avec la métrique $\hat{R}_H^{(FA)}$ sont satisfaisants pour les fréquences les plus élevées et plus mitigés à 53 et 103 Hz. Au contraire, la métrique $\hat{R}_H^{(PI)}$ donne des résultats satisfaisants seulement pour la fréquence la plus faible. En introduisant de la régularisation, les métriques $\hat{R}_H^{(MCR)}$ et $\hat{R}_H^{(PIRR)}$ constituent un compromis entre les deux métriques ci-avant : on voit que cela permet d'atteindre d'aussi bons résultats aux fréquences où l'une des deux approches fonctionne correctement, et des résultats bien meilleurs à 103 Hz, où aucune des deux méthodes précédentes ne donnait de résultats satisfaisants. Ensuite, l'estimation du taux d'énergie piégée basée sur le spectre spatial $\hat{R}_H^{(S)}$ donne des résultats corrects à toutes les fréquences, même à

TABLE 4.3 – Taux de classification correcte pour les différents signaux et les différents classifieurs. Les colonnes 53 Hz à 253 Hz correspondent à des sources immergées, les classifications correctes sont donc des détections. La colonne 360 Hz correspond à une source de surface, les classifications manquées sont ici des fausses alarmes. Les différents classifieurs sont identifiés par la métrique de décision mise en jeu.

Fréquence [Hz]	53	103	203	253	360
$\hat{R}_H^{(FA)}$	0.548	0.472	1.000	1.000	0.989
$\hat{R}_H^{(PI)}$	0.981	0.075	0.023	0.008	0.994
$\hat{R}_H^{(MCR)}$	0.981	0.891	1.000	1.000	0.989
$\hat{R}_H^{(PIRR)}$	0.981	0.708	1.000	1.000	0.824
$\hat{R}_H^{(S)}$	0.935	0.839	1.000	1.000	0.989
MSD	0.987	0.959	1.000	1.000	0.705

53 Hz où le taux de détection prédit était pourtant de 50% seulement. Enfin, le détecteur adapté en sous-espace donne de bons résultats à toutes les fréquences, comme prévu.

On s'intéresse maintenant aux résultats obtenus pour la source de surface (360 Hz). On observe bien, pour la plupart des classifieurs, une proportion d'erreurs du même ordre de grandeur que le taux de fausse alarme prédit (0.01). En revanche, les classifieurs utilisant un filtre PIRR ou le détecteur en sous-espace (MSD) causent beaucoup plus de fausses alarmes, respectivement 18 et 30%. On suppose que ces écarts sont dus aux erreurs de modélisation de l'environnement, dont on a montré qu'elles augmentaient particulièrement le taux de fausse alarme de ces deux classifieurs (cf. figure 4.8c). Notons que cette hypothèse n'est pas contradictoire avec les résultats en détection (53-253 Hz), les simulations ayant montré que les taux de détection se dégradaient peu, voire s'amélioraient, avec les erreurs de modèles (cf. figure 4.8).

Enfin, des classifieurs reposant sur une profondeur estimée par MMP (dont le principe a été détaillé section 3.3.5) ont aussi été construits et appliqués aux données réelles. Les résultats obtenus en utilisant les mêmes filtres modaux que dans les estimateurs du taux d'énergie piégée sont présentés dans le tableau 4.4. Les simulations du chapitre précédent avaient montré que ces méthodes résultaient en des taux de détection proches de 1, mais des taux de fausse alarme élevés (cf. tableau 3.3). On observe bien dans les résultats sur données réelles que ces méthodes détectent classifient correctement les sources immergées (53 - 253 Hz), mais ont des difficultés à identifier la source de surface (360 Hz).

Notons que si les 32 hydrophones de l'antenne (et non seulement 25 d'entre eux comme dans toute cette étude) étaient pris en compte pour estimer la profondeur des sources, les taux de classification correcte étaient là aussi parfait pour les sources immergées, et la source de surface était correctement classifiée dans 80 % des cas avec le filtre PIRR. On voit que dans ce cas précis, estimer la profondeur de la source par MMP et la comparer à la profondeur de discrimination z_{lim} donne des résultats de discrimination corrects, ce qui justifie d'avoir considéré un nombre réduit d'hydrophones.

TABLE 4.4 – Proportion de classification correcte lorsque la décision repose sur la profondeur estimée par MMP, en fonction du filtre modal utilisé. Les colonnes 53 Hz à 253 Hz correspondent à des sources immergées, les classifications correctes sont donc des détections. La colonne 360 Hz correspond à une source de surface, les classifications manquées sont ici des fausses alarmes.

Fréquence [Hz]	53	103	203	253	360
H_{FA}	1.000	1.000	1.000	1.000	0.636
H_{PI}	1.000	1.000	1.000	0.996	0.000
H_{MCR}	1.000	1.000	1.000	1.000	0.642
H_{PIRR}	1.000	1.000	1.000	1.000	0.523

4.3.2 Dégradation du modèle environnemental

L'environnement dans lequel a eu lieu l'expérience Shallow Water'06 a fait l'objet de nombreuses études d'inversion géoacoustique, exploitant différents jeux de données. On peut donc supposer que cet environnement est particulièrement bien connu, et qu'on ne disposerait pas d'informations aussi précises dans un contexte opérationnel. Pour cette raison, on traite les données réelles avec des classifieurs construits sur la base d'une version simplifiée du modèle environnemental : on considère ici le modèle « fond monocouche » de la section 4.2.2, afin de simuler une situation réaliste où la nature du fond est mal connue.

Avant d'analyser les résultats obtenus sur les données réelles, on étudie l'impact de ce type d'erreur environnementale avec des simulations, comme on l'a fait dans la section 4.2.2. Les résultats sont présentés sur la figure 4.11 et sont exploités pour interpréter les résultats sur données réelles.

Les résultats sur les données réelles sont présentés dans le tableau 4.5. On constate une diminution de tous les taux de classification correcte, excepté pour la source de surface et la métrique $\hat{R}_H^{(PI)}$. Ce dernier résultat est toutefois cohérent avec la diminution du taux de fausse alarme observé figure 4.8. Si on s'intéresse spécifiquement aux fausses alarmes (le colonne 360 Hz), le taux de fausse alarme étant particulièrement affecté par les erreurs de modèle, on observe que seuls les résultats obtenus avec les métriques $\hat{R}_H^{(PIRR)}$ et MSD se sont dégradés, ce qui est cohérent avec les simulations dont les résultats étaient présentés figure 4.8c.

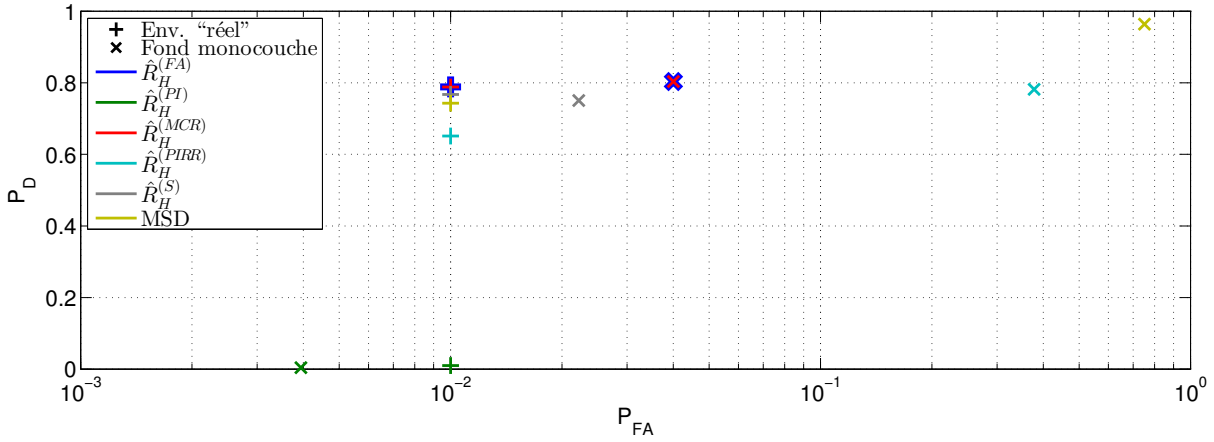


FIGURE 4.11 – Performances prédites en présence d'erreurs de modèle. Les symboles indiquent l'environnement utilisé pour construire chaque classifieur, et les couleurs la métrique de décision mise en jeu. Les classifieurs sont construits sur la base de l'environnement dit « réel » (+) ou de l'environnement dégradé « fond monocouche » (x), et appliqués à des données simulées avec le modèle d'environnement, dit « réel ».

TABLE 4.5 – Taux de classification correcte lorsque les classifieurs sont construits avec le modèle environnemental « fond monocouche ». Les colonnes 53 Hz à 253 Hz correspondent à des sources immergées, les classifications correctes sont donc des détections. La colonne 360 Hz correspond à une source de surface, les classifications manquées sont ici des fausses alarmes. Chaque classifieur est indiqué par sa métrique de décision.

Fréquence [Hz]	53	103	203	253	360
$\hat{R}_H^{(FA)}$	0.303	0.037	0.996	1.000	0.989
$\hat{R}_H^{(PI)}$	0.697	0.659	0.019	0.000	1.000
$\hat{R}_H^{(MCR)}$	0.697	0.472	1.000	1.000	0.989
$\hat{R}_H^{(PIRR)}$	0.697	0.502	1.000	1.000	0.619
$\hat{R}_H^{(S)}$	0.271	0.169	1.000	1.000	0.989
MSD	0.697	0.959	1.000	1.000	0.307

Conclusion

Après avoir étudié, à l'aide de simulations, l'effet d'erreurs de modélisation de l'environnement sur les performances des différents classifieurs, ces derniers ont été appliqués à des données réelles : celles-ci comprenaient 4 signaux émis par une source immergée (une source UBF tractée), entre 53 Hz et 253 Hz, ainsi qu'un signal émis par une source de surface (le bruit rayonné par un navire en déplacement), à 360 Hz.

Les simulations ont mené aux conclusions suivantes : il faut privilégier l'emploi des classifieurs basés sur le filtre adapté ou sur le spectre spatial dans un cas réel en raison de leur meilleure robustesse aux erreurs de modélisation de l'environnement. Cependant, comme ces méthodes nécessitent un nombre suffisant de modes pour délivrer des résultats satisfaisants, il peut être préférable d'utiliser un classifieur basé sur un filtre MCR pour les plus basses fréquences, à condition de disposer d'un modèle fiable de l'environnement.

Les résultats obtenus sur les données réelles ont permis de valider la méthodologie proposée au chapitre précédent pour construire et/ou choisir un classifieur dans un but de discrimination en immersion, et de confirmer les conclusions tirées à partir des simulations. On a notamment montré la capacité d'un classifieur basé sur la métrique $\hat{R}_H^{(FA)}$ à identifier une source de surface ainsi qu'une source profonde, même sans connaître précisément la composition du fond, mais seulement pour les fréquences suffisamment élevées (supérieures à 200 Hz en l'occurrence). Pour les plus basses fréquences, l'utilisation de la métrique $\hat{R}_H^{(MCR)}$ permet de compenser le faible nombre de modes, mais nécessite de connaître plus précisément l'environnement, ses performances étant sensibles aux erreurs de modèle.

On peut enfin souligner que la thèse a proposé une méthode pour fixer a priori un seuil de décision pour une métrique donnée, au lieu de seulement définir une métrique de décision comme c'est le cas dans la littérature existante [Premus 1999, Premus & Helfrick 2013]. Ce chapitre a permis de valider en particulier ce choix du seuil. De plus, les métriques de décision construites pendant la thèse, qui consistent en diverses estimations du taux d'énergie piégée, se sont avérées plus robustes aux erreurs de modélisation que la métrique de la littérature applicable sous les mêmes hypothèses, à savoir le détecteur en sous-espace [Premus & Helfrick 2013].

La majeure partie des résultats exposés dans ce chapitre ont fait l'objet d'un article de revue, en cours de relecture suite à une demande de révision mineure [Conan *et al.* 2017].

Conclusion et perspectives

Résumé du manuscrit

Le premier chapitre de ce mémoire présente les notions d'acoustique sous-marine nécessaires à la compréhension de l'ensemble du manuscrit. Les principaux concepts physiques (réflexion, réfraction, absorption) sont d'abord introduits en s'appuyant sur une conception géométrique de la propagation, plus intuitive. Ensuite, les équations régissant la propagation acoustique dans l'océan sont introduites. Dans le cas d'une source basse fréquence, considérer l'océan comme un guide d'onde permet de résoudre l'équation d'onde par la technique des modes normaux. L'expression du champ acoustique ainsi obtenue est une somme de modes cylindriques propagatifs, et est à la base de tous les traitements développés dans le manuscrit. Plus spécifiquement, ces traitements s'appuient sur le concept des modes piégés : il s'agit des premiers modes, qui présentent la particularités d'être faiblement excités par les sources de surface.

Le deuxième chapitre est consacré à l'extraction d'informations sur les modes normaux, à partir d'une mesure réalisée avec une antenne linéaire. Tout d'abord, le modèle en modes normaux permet d'exprimer le champ acoustique échantillonné par une antenne linéaire, verticale ou horizontale, sous la forme d'un modèle linéaire, dans lequel la matrice d'observation est liée à l'environnement et le vecteur des amplitudes modales est lié à la position de la source. Le filtrage modal, i.e. l'estimation des amplitudes modales, peut alors être abordé comme un problème d'estimation linéaire. Dans le cas de l'antenne horizontale, les liens entre le modèle linéaire et l'analyse spectrale spatiale sont soulignés. Enfin, le taux d'énergie piégée est présenté : on distingue le taux d'énergie piégée global, caractéristique du champ acoustique, et le taux d'énergie piégée local, au niveau d'une antenne linéaire. Pour utiliser cette quantité physique pour la discrimination, il est nécessaire de l'estimer à partir d'une mesure réalisée avec une antenne. Pour cela, deux approche sont discutées : la première repose sur la sortie d'un filtre modal linéaire, quand la seconde exploite le spectre spatial du signal mesuré avec une antenne horizontale.

Le troisième chapitre s'intéresse à la discrimination en immersion proprement dite. Après une introduction à la classification binaire, cadre dans lequel s'inscrit la discrimination en immersion, et un résumé de la littérature consacrée à la discrimination, les principales contributions de la thèse sont présentées. Le problème de la discrimination est posé comme un test d'hypothèses binaire portant directement sur la profondeur de la source, et la décision repose sur une estimation du taux d'énergie piégée. La formulation physique du problème permet de prédire les performances en s'appuyant sur des simulations et des méthodes de Monte-Carlo. Il est alors possible de comparer les différents estimateurs, mais également de choisir un seuil auquel comparer l'estimation pour prendre la décision. Cette démarche est illustrée à l'aide d'un exemple détaillé. Enfin, les performances prédites dans diverses configurations sont étudiées, ce qui permet de mieux comprendre le fonctionnement et les limites des différents estimateurs du taux d'énergie piégée.

Le quatrième et dernier chapitre est consacré à l'application pratique des méthodes développées. Nous étudions dans un premier temps, sur la base de simulations, l'effet d'éventuelles erreurs dans la modélisation de l'environnement sur les performances prédites, celles-ci étant inévitables en pratique. Ensuite, les différents classifieurs construits suivant la méthode proposée pendant la thèse sont appliqués à des données expérimentales marines : la source de surface étudiée est le bruit émis par un navire en déplacement, alors que la source profonde est une source UBF tractée à 30 m de profondeur. En suivant la méthodologie développée au cours de la thèse, nous identifions avec succès la source de surface ainsi que la source profonde, avec une antenne de 360 m. Ces résultats sont aussi comparés à ceux obtenus avec des méthodes tirées de la littérature : l'estimation de profondeur par MMP [Yang 1987] et le détecteur en sous-espace [Premus & Helfrick 2013]. Sur les données étudiées, les résultats obtenus avec ces deux méthodes sont moins satisfaisants que ceux obtenus avec un estimateur du taux d'énergie piégée. Les résultats sur données réelles confirment aussi la robustesse aux incertitudes environnementales de l'approche proposée pendant la thèse.

Conclusion

Le travail de recherche présenté dans ce mémoire est consacré à la discrimination en immersion de sources acoustiques ultra basse fréquence (UBF) à l'aide d'une antenne horizontale. Les principales contributions de la thèse sont :

- l'utilisation d'une estimation du taux d'énergie piégée comme métrique de décision pour la discrimination en immersion ;
- la formulation du problème de la discrimination comme un test d'hypothèses binaire sur la profondeur de la source, ce qui permet de prédire les performances d'une méthode dans un contexte donné [5] en se basant sur des simulations et des méthodes de Monte-Carlo [Conan *et al.* 2016b] ;
- la validation des deux points précédents sur des données expérimentales marines [Conan *et al.* 2017].

Deux approches différentes sont envisagées pour estimer le taux d'énergie piégée : la première exploite les résultats d'une opération préalable de filtrage modal, et la seconde repose sur le spectre spatial du signal mesuré. La première approche est implémentée et testée avec différents filtres modaux linéaires classiquement utilisés en acoustique sous-marine : filtre adapté, pseudo-inverse, moindres carrés régularisés, pseudo-inverse de rang réduit.

Les méthodes de Monte-Carlo évoquées dans le deuxième point permettent de comparer les performances en discrimination obtenues avec différents estimateurs du taux d'énergie piégée, ainsi qu'avec d'autres métriques de décision issues de la littérature. Cette prédiction des performances permet aussi et surtout de choisir un seuil auquel comparer une métrique donnée pour prendre la décision sur le caractère immergé ou non d'une source acoustique, et définir ainsi totalement un classifieur (i.e. une règle de décision pour la discrimination).

Les études basées sur des simulations ont montré qu'estimer le taux d'énergie piégée en se basant sur la sortie d'un filtre modal adapté ou sur l'analyse spectrale permet d'obtenir les classifieurs les plus robustes aux erreurs de modèle, et donc les plus pertinents en pratique, de telles

5. i.e. pour un environnement, une géométrie d'antenne, une fréquence de source et un bruit donnés

erreurs étant inévitables. Toutefois, ces méthodes nécessitent la présence d'un nombre suffisant de modes pour donner des résultats satisfaisants, et deviennent donc inapplicables lorsque la fréquence diminue. Dans un tel cas, un classifieur basé sur le taux d'énergie piégée estimé avec un filtre « moindres carrés régularisés » peut donner de bons résultats, mais un modèle précis de l'environnement est alors nécessaire en raison de sa sensibilité aux erreurs de modèle. Les résultats obtenus lors de l'application à des données réelles sont en accord avec ces conclusions.

Perspectives

Les perspectives aux travaux présentés dans ce manuscrit sont multiples, que ce soit pour améliorer les méthodes présentées ou les adapter à d'autres contextes. Celles-ci peuvent être réparties sous cinq thèmes, détaillés dans les paragraphes suivants :

1. l'approfondissement de l'étude des erreurs de modèle ;
2. l'amélioration du filtrage modal ;
3. l'amélioration de la classification binaire ;
4. l'adaptation des traitements aux antennes tractées ;
5. l'adaptation des traitements aux environnements « grand fond ».

Erreurs de modèles

En premier lieu, il serait intéressant de traiter d'autres types d'erreur de modèle, au-delà de ceux envisagés dans le manuscrit. Par exemple, nous avons toujours considéré un bruit spatialement blanc dans nos hypothèses. En réalité, le bruit acoustique dans l'océan est coloré. Quel est alors l'impact de cette coloration sur les performances prédites ? Ensuite, les classifieurs sont construits sur la base d'une certaine géométrie d'antenne. En pratique, les hydrophones de l'antenne ne sont pas assemblés de manière rigide, et l'antenne est donc déformée et la position des capteurs incertaine. Quelle serait la conséquence de ces incertitudes sur les performances prédites ? Ces questions pourraient être abordées avec la même méthodologie que celle présentée dans le manuscrit pour étudier les erreurs sur la modélisation de l'environnement.

Filtrage modal

Les techniques de filtrage modal considérées pendant la thèse se limitaient aux estimateurs linéaires, ainsi qu'à l'analyse de Fourier classique pour l'approche « analyse spectrale ». Toutefois, il est envisageable d'utiliser des méthodes plus poussée de filtrage modal. Citons notamment les méthodes d'analyse spectrales dite « haute-résolution », déjà évoquées dans la section 2.2.1, qui permettent d'améliorer les résultats du filtrage modal avec une antenne horizontale, en exploitant la parcimonie du spectre spatial liée à la propagation modale [Becker & Frisk 2006, Le Courtois & Bonnel 2014, Drémeau *et al.* 2017]. L'estimation du taux d'énergie piégée pourrait aussi être réalisée dans une autre configuration de réception, dans la mesure où celle-ci est adaptée au filtrage modal. Nous avons déjà évoqué le cas des antennes verticales (cf section 3.5), citons aussi le filtrage modal en configuration mono-capteur [Bonnel 2010] ou à l'aide d'une antenne

synthétique [Yang 2015].

Classification binaire

Une troisième perspective concerne l'approche choisie pour la classification binaire. Nous avons choisi pendant la thèse de nous limiter à une méthode simple : extraire une unique quantité physique du signal mesuré (le taux d'énergie piégée) et la comparer à un seuil. Cette limitation permet d'interpréter plus facilement les performances en discrimination, en les reliant directement à la méthode utilisée pour estimer le taux d'énergie piégée. L'extraction de davantage de descripteurs du signal et l'emploi de méthodes de classification plus poussées devrait permettre d'améliorer les performances prédites. Toutefois, il serait alors important de vérifier que les gains ainsi obtenus ne le soient pas au prix d'une perte de robustesse.

La modélisation des différentes hypothèses testées pourrait aussi être enrichie : il est par exemple envisageable de considérer un bruit coloré plutôt que blanc, une distribution des profondeurs de sources plus réalistes, ou même d'introduire directement dans les hypothèses l'incertitude sur la nature de l'environnement ou les positions des capteurs. Ces diverses pistes n'ont pas été explorées pendant la thèse, pour la principale raison que de tels enrichissements auraient restreint la généralité des résultats obtenus, divers paramètres devant alors être fixés plus ou moins arbitrairement.

Antenne tractée

À l'origine, le sujet de la thèse portait spécifiquement sur les traitements adaptés aux antennes tractées. Le manuscrit traite des antennes horizontales, une configuration plus simple et géométriquement similaire. Il est toutefois nécessaire de préciser que le cas de l'antenne tractée introduit certaines problématiques supplémentaires, non traitées dans le manuscrit. Tout d'abord, l'antenne est déformée et en particulier ni parfaitement horizontale, ni linéaire. De plus, ces déformations spatiales varient dans le temps en raison du déplacement de l'antenne. D'un autre côté, on peut se demander si la déformation de l'antenne, si elle est connue, ne permet pas d'obtenir d'avantage d'informations sur la champ acoustique, en cassant la symétrie et en étant source d'une ouverture verticale [Korakas 2014]. Enfin, des traitements adaptés aux antennes tractées pourraient exploiter l'ouverture synthétique résultant du déplacement des récepteurs pour augmenter l'ouverture horizontale disponible [Stergiopoulos & Sullivan 1989, Kim *et al.* 2002]. Précisons pour finir que l'application de méthodes de filtrage modal « haute résolution » au cas spécifique des antennes tractées est le sujet d'une thèse de doctorat démarrant à l'ENSTA Bretagne en septembre 2017.

Grand fond

Pour terminer, rappelons que le manuscrit traite seulement le cas des environnements « petit fond ». Dans le cas d'un environnement « grand fond », exploiter les modes piégés pour la discrimination peut à première vue paraître moins pertinent : les modes piégés le sont autour du chenal de propagation, et non pas au fond comme c'est la cas pour les environnements « petit

fond » considérés ici. Le taux d'énergie piégée permettrait alors de discriminer les sources au niveau du chenal de celle situées en dehors du chenal, ces dernières pouvant être proches de la surface, ou très profondes. Toutefois, on peut supposer que les profondeurs alors en jeu sont trop grandes pour les sources d'intérêt (mammifères marins ou sous-marins) et donc que cette ambiguïté au-dessus/en-dessous du chenal de propagation n'est pas rédhibitoire.

Toutefois, notons que les longueurs d'antenne horizontale nécessaires pour le filtrage modal en grand fond sont bien supérieures au cas « petit fond », ce qui conduirait à des longueurs d'antenne irréalistes pour obtenir des performances en grand fond du même ordre que celles présentées dans le manuscrit pour le cas « petit fond ». Il serait donc nécessaire d'améliorer l'approche développée pendant la thèse avant de chercher à l'appliquer aux cas « grand fond », par exemple en explorant l'une des perspectives évoquées ci-avant (améliorer la classification, le filtrage modal ou exploiter l'ouverture synthétique ou la déformée de l'antenne). Dans le cas « grand fond », d'autres approches semblent pour l'instant plus prometteuses, comme par exemple la discrimination basée sur l'invariant océanique [Emmetière *et al.* 2017].

Annexe A

Modes et transport d'énergie

Cette annexe introduit les concepts d'intensité et d'énergie acoustiques, et présente la démonstration de l'expression du flux d'énergie à partir de l'expression du champ acoustique sous la forme des modes normaux. Cette expression du flux est utilisée dans le manuscrit pour définir le taux d'énergie piégée (cf section 2.3.1).

A.1 Énergie et intensité acoustiques

On définit l'énergie acoustique par unité de volume par [Rossing 2007] :

$$E(t) = \frac{1}{2}\rho_0 \|\mathbf{v(t)}\|^2 + \frac{1}{2\rho_0 c^2} p(t)^2. \tag{A.1}$$

Il s'agit d'une fonction du temps et de l'espace : $\mathbf{v(t)}$ et $p(t)$ désignent la vitesse particulaire et la pression acoustique dans le domaine temporel. La dépendance en t est mise en avant pour éviter les confusions avec les grandeurs complexes exprimées dans le domaine fréquentiel. On reconnaît dans le premier terme de la somme l'énergie cinétique par unité de volume, et le second terme caractérise l'énergie potentielle due à la dépression/surpression acoustique.

L'intensité acoustique instantanée est définie par :

$$\mathbf{I}(t) = p(t)\mathbf{v(t)}. \tag{A.2}$$

On peut montrer à partir des équations d'Euler et de conservation de la masse que ces quantités vérifient la conservation de l'énergie :

$$\frac{\partial E}{\partial t} + \nabla \cdot \mathbf{I} = 0. \tag{A.3}$$

En effet, en intégrant cette loi sur un volume V de frontière S et en utilisant le théorème de Gauss, on a :

$$\frac{d}{dt} \iiint_V E dV + \iint_S \mathbf{I} \cdot \mathbf{n} dS = 0. \tag{A.4}$$

Autrement dit, les variations d'énergie au sein du volume sont entièrement dues au flux d'énergie passant à travers sa frontière : il n'y a pas de génération d'énergie au sein du volume.

A.2 Intensité d'une onde monochromatique

On s'intéresse ici à l'intensité moyenne portée par une onde monochromatique dans une direction donnée x.

Dans le cas d'une onde monochromatique de pulsation ω, la pression $p(t)$ et la vitesse particulaire dans la direction x $v_x(t)$ sont caractérisées par leurs amplitudes complexes, notées ici

$p(\omega)$ et $v_x(\omega)$:

$$p(t) = Re\left[p(\omega)e^{i\omega t}\right] \tag{A.5}$$
$$= |p(\omega)|\cos(\omega t + \varphi_p), \tag{A.6}$$
$$v_x(t) = Re\left[v_x(\omega)e^{i\omega t}\right] \tag{A.7}$$
$$= |v_x(\omega)|\cos(\omega t + \varphi_v), \tag{A.8}$$

où φ_p et φ_v sont les phases respectives de $p(\omega)$ et $_x(\omega)$.

Dans ce cas, l'intensité acoustique dans la direction x est :

$$I_x(t) = |p(\omega)||v_x(\omega)|\cos(\omega t + \varphi_p)\cos(\omega t + \varphi_v), \tag{A.9}$$
$$= \frac{1}{2}|p(\omega)||v_x(\omega)|\left[\cos(2\omega t + \varphi_p + \varphi_v) + \cos(\varphi_p - \varphi_v)\right], \tag{A.10}$$
$$= \frac{1}{2}|p(\omega)||v_x(\omega)|\left[\cos(2\omega t + \varphi_p + \varphi_v) + Re\left[e^{i(\varphi_p - \varphi_v)}\right]\right], \tag{A.11}$$
$$\tag{A.12}$$

On peut déduire de cette expression la valeur de l'intensité moyenne dans une direction donnée en fonction des amplitudes complexes de la pression et de la vitesse particulaire [Rossing 2007] :

$$\bar{I_x} = \frac{1}{2}|p(\omega)||v_x(\omega)|Re\left[e^{i(\varphi_p - \varphi_v)}\right], \tag{A.13}$$
$$= \frac{1}{2}Re\left[p(\omega)v_x^*(\omega)\right] \tag{A.14}$$

A.3 Application au modèle en modes normaux

On cherche ici à calculer, pour le cas du modèle en modes normaux, le flux moyen d'énergie acoustique sur un cylindre de rayon r_0 d'axe Oz :

$$\Phi = \iint_{r=r_0} \bar{I_r}(r,z)rd\theta dz, \tag{A.15}$$
$$= 2\pi r_0 \int \bar{I_r}(r_0,z)dz, \tag{A.16}$$
$$= \pi r_0 Re\left[\int p(r_0,z,\omega)v_r^*(r_0,z,\omega)dz\right], \tag{A.17}$$

avec I_r et v_r les composantes radiales de l'intensité moyenne et de la vitesse particulaire complexe.

On rappelle l'expression du champ de pression complexe :

$$p(r,z,\omega) = A\sum_{m=1}^{M}\psi_m(z_s)\psi_m(z)\frac{e^{-jr(k_{rm}-j\alpha_m)}}{\sqrt{rk_{rm}}}. \tag{A.18}$$

La loi de conservation de la masse (cf équation (1.10)) exprimée dans le domaine fréquentiel permet de déduire du champ de pression l'amplitude complexe de la composante radiale de la

vitesse particulaire :

$$v_r(r,z,\omega) = -\frac{1}{j\omega\rho(z)}\frac{\partial p}{\partial r}, \tag{A.19}$$

$$= \frac{A}{\omega\rho(z)}\sum_{m=1}^{M}\psi_m(z_s)\psi_m(z)k_{rm}\left(1-j\left(\frac{\alpha_m}{k_{rm}}+\frac{1}{2rk_{rm}}\right)\right)\frac{e^{-jr(k_{rm}-j\alpha_m)}}{\sqrt{rk_{rm}}}. \tag{A.20}$$

En injectant ces deux expressions dans le calcul du flux, on trouve :

$$\begin{aligned}\Phi = \pi r_0 Re\Bigg[\int\frac{|A|^2}{\omega\rho(z)}\left(\sum_{m=1}^{M}\psi_m(z_s)\psi_m(z)\frac{e^{-jr_0(k_{rm}-j\alpha_m)}}{\sqrt{r_0k_{rm}}}\right)\\ \left(\sum_{n=1}^{M}\psi_n(z_s)\psi_n(z)k_{rn}\left(1-j\left(\frac{\alpha_n}{k_{rn}}+\frac{1}{2r_0k_{rn}}\right)\right)\frac{e^{-jr_0(k_{rn}-j\alpha_n)}}{\sqrt{r_0k_{rn}}}\right)^{*}dz\Bigg].\end{aligned} \tag{A.21}$$

$$\begin{aligned}= \pi\frac{|A|^2}{\omega}Re\Bigg[\sum_{m,n}k_{rn}\left(1+j\left(\frac{\alpha_n}{k_{rn}}+\frac{1}{2r_0k_{rn}}\right)\right)\psi_m(z_s)\psi_n(z_s)e^{-r_0(\alpha_m+\alpha_n)}\\ \frac{e^{-jr_0(k_{rm}-k_{rn})}}{\sqrt{k_{rm}k_{rn}}}\int\frac{\psi_m(z)\psi_n(z)}{\rho(z)}dz\Bigg].\end{aligned} \tag{A.22}$$

Les fonctions modales étant orthonormales, l'intégrale est nulle pour tous les termes croisés ($m \neq n$) et vaut 1 sinon. Il reste donc :

$$\Phi = \pi\frac{|A|^2}{\omega}Re\left[\sum_{m=1}^{M}\left(1+j\left(\frac{\alpha_n}{k_{rn}}+\frac{1}{2r_0k_{rn}}\right)\right)\psi_m^2(z_s)e^{-2r_0\alpha_m}\right], \tag{A.23}$$

$$= \pi\frac{|A|^2}{\omega}\sum_{m=1}^{M}\psi_m^2(z_s)e^{-2r_0\alpha_m}. \tag{A.24}$$

On remarque que chaque mode contribue de façon indépendante au flux. On peut donc définir le flux d'énergie porté par le mode m à une distance r_0 de la source par

$$\Phi_m = |A|^2\frac{\pi}{\omega}\psi_m^2(z_s)e^{-2\alpha_m r_0}. \tag{A.25}$$

Bibliographie

[Babu & Stoica 2010] Prabhu Babu et Petre Stoica. *Spectral analysis of nonuniformly sampled data–a review.* Digital Signal Processing, vol. 20, no. 2, pages 359–378, 2010.

[Badiey *et al.* 2002] M. Badiey, Y. Mu, J. Lynch, J. Apel et S. Wolf. *Temporal and azimuthal dependence of sound propagation in shallow water with internal waves.* IEEE journal of oceanic engineering, vol. 27, no. 1, pages 117–129, 2002.

[Baggeroer *et al.* 1993] Arthur B. Baggeroer, William A. Kuperman et Peter N. Mikhalevsky. *An overview of matched field methods in ocean acoustics.* IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol. 18, no. 4, pages 401–424, 1993.

[Ballard *et al.* 2010] Megan S. Ballard, Kyle M. Becker et John A. Goff. *Geoacoustic inversion for the New Jersey shelf : 3-D sediment model.* IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol. 35, no. 1, pages 28–42, 2010.

[Becker & Frisk 2006] Kyle M. Becker et George V. Frisk. *Evaluation of an autoregressive spectral estimator for modal wave number estimation in range-dependent shallow water waveguides.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 120, no. 3, pages 1423–1434, 2006.

[Bogart & Yang 1994] Christopher W. Bogart et T.C. Yang. *Source localization with horizontal arrays in shallow water : Spatial sampling and effective aperture.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 96, no. 3, pages 1677–1686, 1994.

[Bonnel *et al.* 2013] Julien Bonnel, Stan E. Dosso et N. Ross Chapman. *Bayesian geoacoustic inversion of single hydrophone light bulb data using warping dispersion analysis.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 134, no. 1, pages 120–130, 2013.

[Bonnel 2010] Julien Bonnel. *Analyse de la dispersion acoustique UBF (0–150 Hz) pour la surveillance et la caractérisation du milieu marin.* PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, 2010.

[Buck *et al.* 1998] John R. Buck, James C. Preisig et Kathleen E. Wage. *A unified framework for mode filtering and the maximum a posteriori mode filter.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 103, no. 4, pages 1813–1824, 1998.

[Bucker 1976] Homer P. Bucker. *Use of calculated sound fields and matched-field detection to locate sound sources in shallow water.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 59, no. 2, pages 368–373, 1976.

[Burges 1998] Christopher J.C. Burges. *A tutorial on support vector machines for pattern recognition.* Data mining and knowledge discovery, vol. 2, no. 2, pages 121–167, 1998.

[Chuprov 1982] S.D. Chuprov. *Interference pattern of a sound field in a stratified ocean.* Akustika okeana : sovremennoesostoyanie (Ocean acoustics : the state of the art), edited by LM Brekhovskikh.-Moscow : Nauka, pages 71–91, 1982.

[Clay & Medwin 1977] Clarence Samuel Clay et Herman Medwin. *Acoustical oceanography : principles and applications.* 1977.

[Conan *et al.* 2015a] Ewen Conan, Julien Bonnel, Thierry Chonavel et Barbara Nicolas. *Discrimination en immersion : évaluation et comparaison de différents classifieurs.* Journées Acoustique et Applications Navales, Paris, 2015.

[Conan *et al.* 2015b] Ewen Conan, Julien Bonnel, Thierry Chonavel et Barbara Nicolas. *Source depth discrimination : An evaluation and comparison of several classifiers.* Meeting of the Acoustical Society of America, Jacksonville FL, 2015.

[Conan *et al.* 2016a] Ewen Conan, Julien Bonnel, Thierry Chonavel et Barbara Nicolas. *Discrimination en immersion de sources ultra-basse fréquence à l'aide d'une antenne horizontale.* Surveillance, étude et reconnaissance de l'environnement marin par acoustique discrète, Brest, 2016.

[Conan *et al.* 2016b] Ewen Conan, Julien Bonnel, Thierry Chonavel et Barbara Nicolas. *Source depth discrimination with a vertical line array.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 140, no. 5, pages EL434–EL440, 2016.

[Conan *et al.* 2017] Ewen Conan, Barbara Nicolas, Thierry Chonavel et Julien Bonnel. *Using the trapped energy ratio for source depth discrimination : theory and experimental results.* The Journal of the Acoustical Society of America (under review after minor revisions were asked), 2017.

[Cunningham & Delany 2007] Padraig Cunningham et Sarah Jane Delany. *k-Nearest neighbour classifiers.* Multiple Classifier Systems, vol. 34, pages 1–17, 2007.

[Dashen *et al.* 2010] Roger Dashen, Stanley M. Flatté, Walter H. Munk, Kenneth M. Watson et Frederik Zachariasen. Sound transmission through a fluctuating ocean. Cambridge University Press, 2010.

[Drémeau *et al.* 2017] Angélique Drémeau, Florent Le Courtois et Julien Bonnel. *Reconstruction of Dispersion Curves in the Frequency-Wavenumber Domain Using Compressed Sensing on a Random Array.* IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2017.

[Emmetière *et al.* 2017] Rémi Emmetière, Julien Bonnel, Marie Gehant Pernot et Thierry Chonavel. *Source depth discrimination using the array invariant.* Meeting of the Acoustical Society of America, Boston MA, 2017.

[Evans 1983] Richard B. Evans. *A coupled mode solution for acoustic propagation in a waveguide with stepwise depth variations of a penetrable bottom.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 74, no. 1, pages 188–195, 1983.

[Ewing *et al.* 1957] W.M. Ewing, W.S. Jardetzky, F. Press et Arthur Beiser. *Elastic Waves in Layered Media.* Physics Today, vol. 10, page 27, 1957.

[Fattaccioli & Danet 2011] Dominique Fattaccioli et Philippe Danet. *A predictive physical model for modal scintillation due to source depth modulation.* In 4th International Conference and Exhibition on Undersater Acoustic Measurements : Technologies & Results, 2011.

[Ferris 1972] Raymond H. Ferris. *Comparison of Measured and Calculated Normal-Mode Amplitude Functions for Acoustic Waves in Shallow Water.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 52, no. 3B, pages 981–989, 1972.

[Frisk *et al.* 2000] George V. Frisk, Kyle M. Becker et James A. Doutt. *Modal mapping in shallow water using synthetic aperture horizontal arrays.* In OCEANS 2000 MTS/IEEE Conference and Exhibition, volume 1, pages 185–188. IEEE, 2000.

[Gonçalves *et al.* 2014] Luzia Gonçalves, Ana Subtil, M. Rosário Oliveira et P.Z. Bermudez. *ROC curve estimation : An overview.* REVSTAT–Statistical Journal, vol. 12, no. 1, pages 1–20, 2014.

[Graham & Talay 2011] Carl Graham et Denis Talay. Simulation stochastique et méthodes de monte-carlo. Les Éditions de l'École Polytechnique, 2011.

[Guillou *et al.* 2013] A. Guillou, J.P. Sessarego, G. Real et D. Fattaccioli. *Discrimination of Depth Modulated Sources in Shallow Water Based on the Modal Scintillation Index Study : Comparison of a predictive model with experimental data obtained in acoustic tank.* 2013.

[Hardin & Tappert 1973] R.H. Hardin et F.D. Tappert. *Applications of the split-step Fourier method to the numerical solution of nonlinear and variable coefficient wave equations.* Siam Rev, vol. 15, no. 2, page 423, 1973.

[Ide *et al.* 1943] John M. Ide, Richard F. Post et William J. Fry. *The Propagation of Underwater Sound at Low Frequencies, as a Function of the Acoustic Properties of the Bottom.* Rapport technique, DTIC Document, 1943.

[Jensen *et al.* 2011] Finn B. Jensen, William A. Kuperman, Michael B. Porter et Henrik Schmidt. Computational ocean acoustics. Springer Science & Business Media, 2011.

[Kalos & Whitlock 2008] Malvin H. Kalos et Paula A. Whitlock. Monte carlo methods, volume 1. John Wiley & Sons, 2008.

[Kay 1993] Steven M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing, volume 1 : estimation theory.* 1993.

[Keller 1978] Joseph B. Keller. *Rays, waves and asymptotics.* Bulletin of the American Mathematical Society, vol. 84, no. 5, pages 727–750, 1978.

[Kim *et al.* 2002] Seungil Kim, Dae Hee Youn et Chungyong Lee. *Temporal domain processing for a synthetic aperture array.* IEEE Journal of oceanic engineering, vol. 27, no. 2, pages 322–327, 2002.

[Kim *et al.* 2010] Kyungseop Kim, Woojae Seong et Keunhwa Lee. *Adaptive surface interference suppression for matched-mode source localization.* IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol. 35, no. 1, pages 120–130, 2010.

[Korakas 2014] Alexis Korakas. *Etude de la déformée d'antenne pour la discrimination en immersion.* Rapport technique, ENSTA Bretagne, 2014.

[Kuperman & Schmidt 1989] William A. Kuperman et Henrik Schmidt. *Self-consistent perturbation approach to rough surface scattering in stratified elastic media.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 86, no. 4, pages 1511–1522, 1989.

[Le Courtois & Bonnel 2014] Florent Le Courtois et Julien Bonnel. *Autoregressive model for high-resolution wavenumber estimation in a shallow water environment using a broadband source.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 135, no. 4, pages EL199–EL205, 2014.

[LeCun *et al.* 2015] Yann LeCun, Yoshua Bengio et Geoffrey Hinton. *Deep learning.* Nature, vol. 521, no. 7553, pages 436–444, 2015.

[Lee *et al.* 2000] Ding Lee, Allan D. Pierce et Er-Chang Shang. *Parabolic equation development in the twentieth century.* Journal of Computational Acoustics, vol. 8, no. 04, pages 527–637, 2000.

[Leontovich & Fock 1946] M.A. Leontovich et V.A. Fock. *Solution of the problem of propagation of electromagnetic waves along the earth's surface by the method of parabolic equation.* Acad. Sci. USSR. J. Phys, vol. 10, no. 13-24, pages 1–10, 1946.

[Moon 1996] Todd K. Moon. *The expectation-maximization algorithm.* IEEE Signal processing magazine, vol. 13, no. 6, pages 47–60, 1996.

[Neilsen & Westwood 2002] Tracianne B. Neilsen et Evan K. Westwood. *Extraction of acoustic normal mode depth functions using vertical line array data.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 111, no. 2, pages 748–756, 2002.

[Nicolas *et al.* 2006] Barbara Nicolas, Jérôme I. Mars et Jean-Louis Lacoume. *Source depth estimation using a horizontal array by matched-mode processing in the frequency-wavenumber domain.* EURASIP Journal on Applied Signal Processing, vol. 2006, pages 31–31, 2006.

[Papp *et al.* 2010] Joseph C. Papp, James C. Preisig et Andrey K. Morozov. *Physically constrained maximum likelihood mode filtering.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 127, no. 4, pages 2385–2391, 2010.

[Pekeris 1948] Chaim Leib Pekeris. *Theory of propagation of explosive sound in shallow water.* Geological Society of America Memoirs, vol. 27, pages 1–116, 1948.

[Pierce 1965] Allan D. Pierce. *Extension of the method of normal modes to sound propagation in an almost-stratified medium.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 37, no. 1, pages 19–27, 1965.

[Premus & Helfrick 2013] Vincent E. Premus et Mark N. Helfrick. *Use of mode subspace projections for depth discrimination with a horizontal line array : Theory and experimental results.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 133, no. 6, pages 4019–4031, 2013.

[Premus *et al.* 2004] Vincent E. Premus, James Ward et Christ D. Richmond. *Mode filtering approaches to acoustic source depth discrimination.* In Signals, Systems and Computers, 2004. Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on, volume 2, pages 1415–1420. IEEE, 2004.

[Premus 1997] Vincent E. Premus. *A mode space energy detector for acoustic source depth discrimination.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 101, no. 5, pages 3026–3027, 1997.

[Premus 1999] V. Premus. *Modal scintillation index : A physics-based statistic for acoustic source depth discrimination.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 105, no. 4, pages 2170–2180, 1999.

[Rajan & Bhatta 1993] Subramaniam D. Rajan et Saurav D. Bhatta. *Evaluation of high-resolution frequency estimation methods for determining frequencies of eigenmodes in shallow water acoustic field.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 93, no. 1, pages 378–389, 1993.

[Rossing 2007] Thomas D. Rossing. Springer handbook of acoustics, volume 1. 2007.

[Scharf & Friedlander 1994] Louis L. Scharf et Benjamin Friedlander. *Matched subspace detectors.* IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 42, no. 8, pages 2146–2157, 1994.

[Shang *et al.* 1985] E.C. Shang, C.S. Clay et Y.Y. Wang. *Passive harmonic source ranging in waveguides by using mode filter.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 78, no. 1, pages 172–175, 1985.

[Shang *et al.* 1988] E.C. Shang, H.P. Wang et Z.Y. Huang. *Waveguide characterization and source localization in shallow water waveguides using the Prony method.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 83, no. 1, pages 103–108, 1988.

[Stakgold & Holst 2011] Ivar Stakgold et Michael J. Holst. Green's functions and boundary value problems, volume 99. John Wiley & Sons, 2011.

[Stergiopoulos & Sullivan 1989] Stergios Stergiopoulos et Edmund J. Sullivan. *Extended towed array processing by an overlap correlator.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 86, no. 1, pages 158–171, 1989.

[Stotts *et al.* 2010] Steven A. Stotts, Robert A. Koch, Sumedh M. Joshi, Vian T. Nguyen, Vincent W. Ferreri et David P. Knobles. *Geoacoustic inversions of horizontal and vertical line array acoustic data from a surface ship source of opportunity.* IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol. 35, no. 1, pages 79–102, 2010.

[Tang *et al.* 2007] Dajun Tang, James N. Moum, James F. Lynch, Phil Abbot, Ross Chapman, Peter H. Dahl, Timothy F. Duda, Glen Gawarkiewicz, Scott Glenn, John A. Goff*et al.* *Shallow Water'06 : A joint acoustic propagation/nonlinear internal wave physics experiment.* 2007.

[Tindle *et al.* 1978] C.T. Tindle, K.M. Guthrie, G.E.J. Bold, M.D. Johns, D. Jones, K.O. Dixon et T.G. Birdsall. *Measurements of the frequency dependence of normal modes.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 64, no. 4, pages 1178–1185, 1978.

[Turgut & Fialkowski 2012] Altan Turgut et Laurie T. Fialkowski. *Depth discrimination using waveguide invariance.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 132, no. 3, pages 2054–2054, 2012.

[Urick 1979] Robert J. Urick. *Sound propagation in the sea.* Rapport technique, DTIC Document, 1979.

[Voronovich *et al.* 1992] A.G. Voronovich, V.V. Goncharov, A. Nikol'tsev et Yu A. Chepurin. *Comparative analysis of methods for the normal mode decomposition of a sound field in a waveguide : numerical simulation and full-scale experiment.* Soviet Physics. Acoustics, vol. 38, no. 4, pages 365–370, 1992.

[Wagstaff 1997] Ronald A. Wagstaff. *The AWSUM filter : A 20-dB gain fluctuation-based processor.* IEEE journal of oceanic engineering, vol. 22, no. 1, pages 110–118, 1997.

[Walker *et al.* 2007] S.C. Walker, Philippe Roux et William A. Kuperman. *Modal Doppler theory of an arbitrarily accelerating continuous-wave source applied to mode extraction in the oceanic waveguide.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 122, no. 3, pages 1426–1439, 2007.

[Webb 2003] Andrew R. Webb. Statistical pattern recognition. John Wiley & Sons, 2003.

[Williams 1970] A.O. Williams. *Normal-mode methods in propagation of underwater sound.* Underwater acoustics, pages 23–56, 1970.

[Yang 1987] T.C. Yang. *A method of range and depth estimation by modal decomposition.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 82, no. 5, pages 1736–1745, 1987.

[Yang 2014] T.C. Yang. *Data-based matched-mode source localization for a moving source.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 135, no. 3, pages 1218–1230, 2014.

[Yang 2015] T.C. Yang. *Source depth estimation based on synthetic aperture beamfoming for a moving source.* The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 138, no. 3, pages 1678–1686, 2015.

[Zettl 2005] Anton Zettl. Sturm-liouville theory. American Mathematical Society, 2005.

Résumé - Les travaux présentés s'intéressent à la discrimination en immersion d'une source acoustique sous-marine monochromatique ultra basse fréquence (UBF, 0-500 Hz) à l'aide d'une antenne horizontale d'hydrophones. La discrimination en immersion consiste à déterminer si un signal reçu a été émis à proximité de la surface ou par une source immergée. Cette problématique est particulièrement intéressante pour la lutte sous-marine (discrimination entre bâtiments de surface et sous-marins) ou la biologie marine (discrimination entre espèces vocalement actives à la surface et en profondeur).

Le champ acoustique généré par une source UBF peut être décomposé en modes, dont les caractéristiques dépendent de l'environnement et de la position de la source. Cette propagation modale est source de dispersion modale : les différents modes se propagent à différentes vitesses. Cela empêche d'utiliser les techniques classiques de traitement d'antenne. Cependant, l'antenne horizontale peut être utilisée comme un filtre spatial pour estimer les propriétés des différents modes : on parle alors de filtrage modal. Si l'antenne est suffisamment longue, les modes sont résolus et les modes filtrés peuvent servir à localiser la source (*matched-mode processing*). Dans le cas d'une antenne trop courte, les modes sont mal filtrés et la localisation est impossible. Nous cherchons donc une information moins précise mais plus robuste sur la position de la source, d'où le problème de la discrimination en immersion.

Dans ces travaux, nous cherchons à exploiter les modes mal filtrés pour prendre une décision sur le caractère immergé ou non de la source. En nous appuyant sur le fait que certains modes, dits « piégés », sont peu excités par les sources de surface, nous proposons de baser cette décision sur la valeur estimée du taux d'énergie piégée, i.e. la proportion de l'énergie acoustique qui est portée par les modes piégés. Le problème de la discrimination est alors posé comme un test d'hypothèses binaire sur la profondeur de la source. Cette formulation physique du problème permet d'utiliser des méthodes de Monte Carlo pour prédire, à l'aide de simulations, les performances en discrimination dans un contexte donné. Cela permet de comparer diverses méthodes d'estimation du taux d'énergie piégée, et surtout de choisir un seuil auquel comparer ce taux pour décider si la source est en surface ou immergée.

La méthode développée pendant la thèse est validée sur des données expérimentales marines. Les résultats alors obtenus sont cohérents avec les conclusions tirées des simulations. La méthode proposée permet notamment d'identifier avec succès une source de surface (le bruit d'un navire en déplacement) ainsi qu'une source immergée (une source UBF tractée à 30 m de profondeur), à l'aide d'une antenne horizontale de 360 m.

Mots-clés : Acoustique sous-marine, localisation de source, traitement d'antenne, classification binaire, modes normaux, discrimination en immersion.

Abstract - This work focuses on acoustic source depth discrimination in the ultra-low frequency range (ULF, 0-500 Hz), using a horizontal line array. Depth discrimination is a binary classification problem, aiming to evaluate whether a received signal has been emitted by a source near the surface or by a submerged one. This could serve applications such as anti-submarine warfare or marine biology.

The acoustic field generated by a ULF source can be described as a sum of modes, which properties depend on environment and source location. This modal propagation leads to modal dispersion: the different modes propagate at different velocities. This forbid the use of classical beamforming schemes. However, the horizontal array can be used as a spatial filter to estimate the properties of the modes: this is modal filtering. With a sufficient array length, modes are resolved, and the filtered modes can be used to localise the source using matched-mode processing. If the array is too short, the poorly-filtered modes cannot be used for localisation. Therefore, we are looking for a less precise but more robust information on source location, which leads to source depth discrimination.

In this work, the poorly-filtered modes are used to decide whether the source is near the surface or submerged. Because some of the modes (the "trapped modes") are weakly excited by a surface source, we propose this decision relies on the estimation of the trapped energy ratio, i.e. the ratio of acoustic energy borne by trapped modes to the total acoustic energy. The problem of depth discrimination is then formulated as a binary hypothesis test on source depth. This physical formulation allows using Monte-Carlo methods and simulations to predict performance in a given context. This enables comparison between several estimators of the trapped energy ratio and the choice of a relevant threshold which this ratio is compared to in order to decide between the two hypotheses.

The approach developped in the manuscript is validated by its application to marine experimental data. The results are consistent with the conclusions drawn from simulations. The proposed method enables the succesfull identification of both a surface source (the noise of a travelling ship) and a submerged source (a ULF source towed 30 m below the surface), using a 360-m horizontal array.

Keywords: Underwater acoustics, source localisation, array processing, binary classification ,normal modes, depth discrimination.

Résumé

Les travaux présentés s'intéressent à la discrimination en immersion d'une source acoustique sous-marine monochromatique ultra basse fréquence (UBF, 0-500 Hz) à l'aide d'une antenne horizontale d'hydrophones. La discrimination en immersion consiste à déterminer si un signal reçu a été émis à proximité de la surface ou par une source immergée. Cette problématique est particulièrement intéressante pour la lutte sous-marine (discrimination entre bâtiments de surface et sous-marins) ou la biologie marine (discrimination entre espèces vocalement actives à la surface et en profondeur).

Le champ acoustique généré par une source UBF peut être décomposé en modes, dont les caractéristiques dépendent de l'environnement et de la position de la source. Cette propagation modale est source de dispersion modale : les différents modes se propagent à différentes vitesses. Cela empêche d'utiliser les techniques classiques de traitement d'antenne. Cependant, l'antenne horizontale peut être utilisée comme un filtre spatial pour estimer les propriétés des différents modes : on parle alors de filtrage modal. Si l'antenne est suffisamment longue, les modes sont résolus et les modes filtrés peuvent servir à localiser la source (matched-mode processing). Dans le cas d'une antenne trop courte, les modes sont mal filtrés et la localisation est impossible. Nous cherchons donc une information moins précise mais plus robuste sur la position de la source, d'où le problème de la discrimination en immersion.

Dans ces travaux, nous cherchons à exploiter les modes mal filtrés pour prendre une décision sur le caractère immergé ou non de la source. Nous proposons de baser cette décision sur la valeur estimée du taux d'énergie piégée, i.e. la proportion de l'énergie acoustique qui est portée par les modes piégés. Le problème de la discrimination est alors posé comme un test d'hypothèses binaire sur la profondeur de la source. Cette formulation physique du problème permet d'utiliser des méthodes de Monte Carlo pour prédire, à l'aide de simulations, les performances en discrimination dans un contexte donné. Cela permet de comparer diverses méthodes d'estimation du taux d'énergie piégée, et surtout de choisir un seuil auquel comparer ce taux pour décider si la source est en surface ou immergée.

La méthode développée pendant la thèse est validée sur des données expérimentales marines. Les résultats alors obtenus sont cohérents avec les conclusions tirées des simulations. La méthode proposée permet notamment d'identifier avec succès une source de surface (le bruit d'un navire en déplacement) ainsi qu'une source immergée (une source UBF tractée à 30 m de profondeur), à l'aide d'une antenne horizontale de 360 m.

Mots clef : Acoustique sous-marine, Localisation de source, Traitement d'antenne, Classification binaire, Modes normaux, Discrimination en immersion

Abstract

This work focuses on acoustic source depth discrimination in the ultra-low frequency range (ULF, 0-500 Hz), using a horizontal line array. Depth discrimination is a binary classification problem, aiming to evaluate whether a received signal has been emitted by a source near the surface or by a submerged one. This could serve applications such as anti-submarine warfare or marine biology.

The acoustic field generated by a ULF source can be described as a sum of modes, which properties depend on environment and source location. This modal propagation leads to modal dispersion: the different modes propagate at different velocities. This forbid the use of classical beamforming schemes. However, the horizontal array can be used as a spatial filter to estimate the properties of the modes: this is modal filtering. With a sufficient array length, modes are resolved, and the filtered modes can be used to localise the source using matched-mode processing. If the array is too short, the poorly-filtered modes cannot be used for localisation. Therefore, we are looking for a less precise but more robust information on source location, which leads to source depth discrimination.

In this work, the poorly-filtered modes are used to decide whether the source is near the surface or submerged. Because some of the modes (the “trapped modes”) are weakly excited by a surface source, we propose this decision relies on the estimation of the trapped energy ratio, i.e. the ratio of acoustic energy borne by trapped modes to the total acoustic energy. The problem of depth discrimination is then formulated as a binary hypothesis test on source depth. This physical formulation allows using Monte-Carlo methods and simulations to predict performance in a given context. This enables comparison between several estimators of the trapped energy ratio and the choice of a relevant threshold which this ratio is compared to in order to decide between the two hypotheses.

The approach developped in the manuscript is validated by its application to marine experimental data. The results are consistent with the conclusions drawn from simulations. The proposed method enables the succesfull identification of both a surface source (the noise of a travelling ship) and a submerged source (a ULF source towed 30 m below the surface), using a 360-m horizontal array.

Keywords: Underwater acoustics, Source localisation, Array processing, Binary classification, Normal modes, Depth discrimination

IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom

N° d’ordre : 2017IMTA0016

IMT Atlantique Bretagne-Pays de la Loire - www.imt-atlantique.fr

Campus de Brest
Technopôle Brest-Iroise
CS 83818
29238 Brest Cedex 03
T +33 (0)2 29 00 11 11
F +33 (0)2 29 00 10 00

Campus de Nantes
4, rue Alfred Kastler - La Chantrerie
CS 20722
44307 Nantes Cedex 3
T +33 (0)2 51 85 81 00
F +33 (0)2 51 85 81 99

Campus de Rennes
2, rue de la Châtaigneraie
CS 17607
35576 Cesson Sévigné Cedex
T +33 (0)2 99 12 70 00
F +33 (0)2 99 12 70 08