



HAL
open science

Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes océanographiques au traitement du signal

Alexandre L'Her

► **To cite this version:**

Alexandre L'Her. Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes océanographiques au traitement du signal. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. ENSTA Bretagne - École nationale supérieure de techniques avancées Bretagne, 2024. Français. NNT : 2024ENTA0001 . tel-04778267

HAL Id: tel-04778267

<https://theses.hal.science/tel-04778267v1>

Submitted on 12 Nov 2024

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

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

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'ÉCOLE NATIONALE SUPÉRIEURE
DE TECHNIQUES AVANCÉES BRETAGNE

ÉCOLE DOCTORALE N° 648
Sciences pour l'Ingénieur et le Numérique
Spécialité : *Signal, Image, Vision*

Par

Alexandre L'HER

**Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes
océanographiques au traitement du signal**

Thèse présentée et soutenue à Brest, le 22/02/2024
Unité de recherche : Lab-STICC UMR CNRS 6285

Rapporteurs avant soutenance :

Sérgio JESUS Professeur, Universidade do Algarve
Jérôme MARS Professeur, INP Grenoble

Composition du Jury :

Président :	Xavier CARTON	Professeur, UBO
Examineurs :	Sérgio JESUS	Professeur, Universidade do Algarve
	Jérôme MARS	Professeur, INP Grenoble
	Xavier CARTON	Professeur, UBO
	Mathieu COLIN	Chercheur, TNO
Dir. de thèse :	Yann STEPHAN	Ingénieur HDR, SHOM
Co-dir. de thèse :	Angélique DREMEAU	Enseignante chercheuse HDR, ENSTA Bretagne
Encadrants :	Florent LE COURTOIS	Expert technique, DGA TN
	Gaultier REAL	Acoustic scientist, CMRE

Invité(s) :

Xavier CRISTOL Expert, Thales DMS

REMERCIEMENTS

Écrire cette partie a été plus difficile qu'écrire le reste de ma thèse. Comment remercier correctement des gens qui vous ont aidé pendant ces trois années, d'une façon ou d'une autre, à traverser des moments compliqués, de stress et de doutes ? J'avais fait des cookies, mais même ça, je ne sais pas si c'est assez.

Je voudrais tout d'abord remercier mes rapporteurs, Sergio Jesus et Jérôme Mars, qui ont accepté de lire mon manuscrit. Un grand merci également aux autres membres du jury, Mathieu Colin et Xavier Carton, pour avoir rendu possible la fixation d'une date de soutenance, ce qui n'a pas été simple !

Je tiens ensuite, évidemment, à exprimer ma reconnaissance envers mes encadrants : dans le désordre (pour ne fâcher personne) Angélique, Florent, Gaultier, Yann et Xavier. Vous avez formé le meilleur encadrement que j'aurais pu imaginer. Merci pour votre patience et votre bienveillance lorsque je me cassais la tête sur des choses simples. Je me souviendrai toujours de la bonne humeur que vous apportiez aux visios pendant les moments stressants (on évitera de montrer des captures d'écran de Teams, au risque de ne plus jamais être pris au sérieux).

Merci aussi aux collègues du labo pour l'ambiance et la bonne humeur que vous apportez dans le couloir. Quand il fait sombre, froid et qu'il pleut, vous m'avez aidé à trouver la motivation d'aller au bureau (j'en suis arrivé à ne plus supporter le télétravail, c'est dire...). Merci à Milan, Thomas et Fabio, que j'ai croisés au début de la thèse. Aux échanges intensifs de memes avec Guillaume. À Camila pour le chocolat. À l'équipe bioacoustique : Maëlle, Julie, Mathieu, Mathilde la correctrice en chef, Élodie, Flore, et les nombreux stagiaires (j'ai peur d'en oublier) pour les débats enrichissants pendant les repas. Et puis BAM : un grand merci en particulier à Perrine (clairement la meilleure co-bureau), Totole, Pierre-Yves, David et Clément pour les moments passés au bar après les longues journées de boulot. Côtoyer des gens comme vous rend tout plus simple. À Michèle. À Patricia.

Merci à la team Thales pour m'avoir bien accueilli lors de mes courts passages à Sophia, à Iannis pour ses conseils sur ALMA, et en particulier à Bruno pour sa bienveillance.

Et puis merci à Marie. Sur le pont arrière du Pourquoi Pas ?, tu as fini de me convaincre en disant : « en vrai, l'acoustique c'est pas mal, ça a plein d'applications, c'est un peu

le futur ». Tout ça, c'est finalement à cause de toi ! Merci à Ifig et Loïck, qui après tant d'années me supportent encore. E brezhoneg mar plij.

Merci aussi aux collègues de Master, en particulier ceux qui ont osé rester à Brest : Doudou, Cécile, Clem, Stan et Emma. Merci pour vos encouragements dans les moments critiques.

Et enfin, je remercie du fond du cœur mes parents pour leur soutien infaillible depuis tant d'années. Sans vous, je ne serais pas arrivé là.

TABLE DES MATIÈRES

Introduction	11
1 La propagation acoustique en milieu fluctuant	19
1.1 La complexité des fluctuations de l'océan	19
1.1.1 Le profil de célérité	19
1.1.2 Les fluctuations du profil de célérité	21
1.2 Équations de l'acoustique	25
1.3 Les approximations de l'influence du milieu sur l'acoustique	37
1.3.1 L'approximation de petites fluctuations	38
1.3.2 La théorie de l'intégrale des chemins	38
1.4 L'impact des fluctuations de l'océan sur la propagation acoustique	39
1.5 Conclusion	45
2 Mesurer la complexité environnementale	47
2.1 Problématique spécifique et besoin opérationnel	47
2.2 Panorama des études sur données réelles	48
2.2.1 Effet des solitons	50
2.2.2 Effet des ondes internes linéaires	57
2.2.3 Effet des marées	61
2.3 Données utilisées dans les travaux de thèse	61
2.3.1 Plateau continental Portugais : INTIMATE 96	62
2.3.2 Fluctuations et propagation complexes : ALMA 2017	64
2.4 Conclusion	71
3 Description statistique de la propagation acoustique sous-marine	73
3.1 Caractérisation des effets de la fluctuation environnementale sur la propagation	73
3.1.1 Descriptions statistiques générales et particulières des fluctuations de l'océan	74
3.1.2 Description statistique de l'acoustique	78
3.2 Analyse des corrélations canoniques	83

TABLE DES MATIÈRES

3.2.1	Théorie	85
3.2.2	Métriques de l'erreur de la méthode	88
3.3	Application de la CCA afin de lier environnement et acoustique	89
3.3.1	CCA sur données INTIMATE 96	89
3.3.2	CCA sur données ALMA 2017	93
3.4	Conclusion	102
4	Traitement d'antenne dans un environnement fluctuant	105
4.1	Formulation du problème d'estimation des directions d'arrivée	106
4.2	Méthodes de résolution du problème de DOA	108
4.2.1	Méthodes par scrutation	108
4.2.2	Méthodes globales	113
4.3	Traitement de la fluctuation	119
4.3.1	Bruit additif	119
4.3.2	Bruit multiplicatif	120
4.3.3	Bruit de phase	121
4.4	Traitements par sous-antennes	122
4.4.1	Utilisation et critères de la taille de sous-antennes	122
4.4.2	Méthode par sous-antennes informée	125
4.5	Métriques de performances	127
4.5.1	Performances en détection	128
4.5.2	Résolution angulaire	129
4.6	Application à ALMA 2017	131
4.6.1	Apprentissage du rayon de cohérence	131
4.6.2	Calcul de DOA	133
4.7	Conclusion	144
	Conclusion et perspectives	147
	Annexes	153
	A Déduction de l'équation parabolique	154
	B Données ALMA 2017	157
B.1	Fonctions de cohérence mutuelle	157
B.2	Intensité moyenne	158

B.3 Variables de CCA	159
C CCA sur ALMA 2017	161
D Formation de voies sur données ALMA 2017	163
Bibliographie	165

ACRONYMES

CCA Analyse des Corrélations Canoniques. 15–17, 71, 84–93, 95, 96, 99, 101–103, 131–133, 142–146, 148–152, 157, 161, 162

COR Caractéristiques Opérationnelles des Récepteurs. 129, 138–146

DOA Direction d'arrivées. 17, 106, 111, 112, 114, 117, 119–121, 124, 127, 129, 134, 135, 139, 145, 149, 151, 152

EOF Fonctions Orthogonales Empiriques. 16, 74, 77, 78, 83, 89, 90, 93–95, 99, 102, 103, 132, 148, 149, 159, 160

GM (spectre de) Garrett-Munk. 15, 24, 42, 59, 65, 74–76, 102, 148

MCF Fonctions de Cohérence Mutuelle. 79–83, 96, 97, 157, 158

PCA Analyse en Composantes Principales. 77, 86

SNR Rapport signal à bruit. 47, 67, 84, 113, 121, 127–130, 135–137, 139–141, 143–145

GLOSSAIRE

- C Vitesse du son. 19, 21, 25–27, 31–34, 107, 124
- G Gain d’antenne. 47, 122, 123
- I_m Intensité acoustique moyenne. 83, 93, 96, 98, 99, 101, 103, 132, 148, 152, 158–160
- L_c Longueur de cohérence acoustique. 55, 81, 83, 93, 96, 97, 99, 101–103, 126, 127, 131–133, 139–146, 148–150, 152, 157–160
- L Longueur de l’antenne. 47, 55, 122
- M Nombre de capteurs sur l’antenne. 107–110, 113, 122, 123, 125, 126
- N Nombre d’angles dans le dictionnaire de DOA. 107, 108, 113
- Λ Paramètre de diffraction des fluctuations environnementales. 16, 38, 39, 41–45, 120, 147
- Φ Paramètre d’amplitude des fluctuations environnementales. 16, 38, 39, 41–45, 81, 120, 147
- δ Ecartement inter-capteur. 107, 108, 110, 111, 118, 123
- λ Longueur d’onde. 36, 42, 47, 55, 107–111, 117, 118, 122, 123
- D** Dictionnaire de DOA. 107, 108, 112, 113, 117–122, 127, 128, 152
- Σ Coefficients canoniques. 85, 86, 90, 91, 96, 100, 102
- n** Vecteur de bruit blanc. 107, 108, 116, 119–122, 126–128
- x** Vecteur de contribution des sources. 107, 108, 113, 114, 118–122, 126–129, 134, 135
- N Fréquence de Brunt-Väisälä. 22, 23
- ω Pulsation. 22, 23, 25, 26, 30, 31, 34, 40, 41, 78, 107
- f_i Fréquence inertielle. 22, 23
- j Unité imaginaire. 25, 30, 34, 35, 39, 40, 78, 107, 108, 121, 154–156
- k Nombre d’onde. 22, 26–28, 35, 39–42, 44, 81

INTRODUCTION

La propagation acoustique sous-marine est conditionnée par l'état de l'océan au sens large : la vitesse du son (célérité), l'état de mer, la bathymétrie (topographie et sédimentologie) et toutes les fluctuations spatio-temporelles de ceux-ci. Par ailleurs, l'océan est un milieu qui fluctue en permanence et à de nombreuses échelles différentes en raison de multiples dynamiques. Ces dernières incluent ainsi des phénomènes comme les ondes internes, les fronts ou encore les tourbillons qui se manifestent à des échelles allant de quelques dizaines de mètres à plusieurs dizaines de kilomètres (figure 1). Les distributions spatio-temporelles des propriétés physiques de l'océan sont affectées par ces dynamiques océaniques, en particulier la température et la salinité, qui définissent la vitesse du son.

La compréhension, la modélisation et l'interprétation des effets des fluctuations de l'environnement sur la propagation, sont au coeur de nombreuses applications comme la tomographie acoustique, la surveillance océanique, les communications acoustiques ou encore la lutte sous-marine. Il est difficile, lorsque l'on s'intéresse aux fluctuations de l'environnement, de dissocier les effets purement physiques du contexte opérationnel auquel on s'intéresse. Suivant les traitements, les matériels, ou les moyens de calculs, l'influence de l'environnement peut revêtir une importance plus ou moins grande. Du point de vue de l'utilisateur, l'essentiel est de maîtriser les impacts physiques lorsqu'ils entraînent des conséquences sur les performances des systèmes employés en mer pour un besoin déterminé.

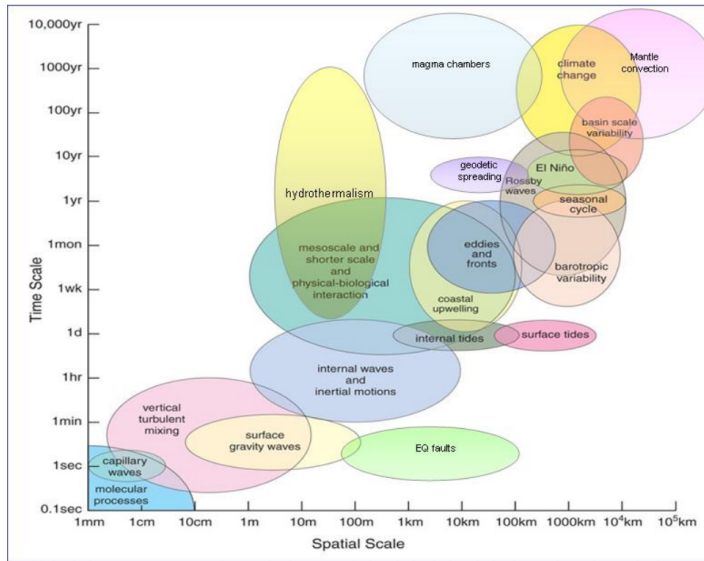


FIGURE 1 – Échelles spatio-temporelles des fluctuations de l’environnement océanique. Comme nous allons le commenter dans ce travail, les fluctuations qui vont nous intéresser ont des échelles spatiales de la dizaine de mètres au kilomètre, et d’une durée de la dizaine de minutes à plusieurs heures. Figure de LAMPITT et al. (2010)

Positionnement de la thèse

Les travaux de cette thèse se situent dans un contexte opérationnel de lutte sous-marine en général, et de traitement sur les antennes SONAR en particulier. L’effet des fluctuations de l’environnement est particulièrement important dans le cadre de réception acoustique sur de grandes antennes (rapportées à la longueur d’onde) (COX 1973a). En effet, les traitements classiques supposent l’arrivée d’une onde plane parfaitement cohérente sur l’antenne. Or, les inhomogénéités de la célérité créées par les fluctuations de l’environnement vont déformer le front d’onde acoustique (figure 2), qui ne pourra alors plus être considéré comme plan. Cette erreur du modèle de front d’onde mène à une dégradation du gain d’antenne, et donc à une réduction des performances des systèmes SONAR. La compensation de cette dégradation devient par conséquent un sujet d’étude important, au vu de l’augmentation de la taille des antennes ainsi que l’augmentation de la discrétion des sources. Lorsque nous sommes dans une problématique de détection, il devient alors important de prendre en compte l’effet de l’environnement pour pouvoir prévoir la perturbation que subirait une onde acoustique s’y propageant afin de maximiser les performances du système.

Plus précisément, cette thèse se place dans un contexte de propagation acoustique sous-

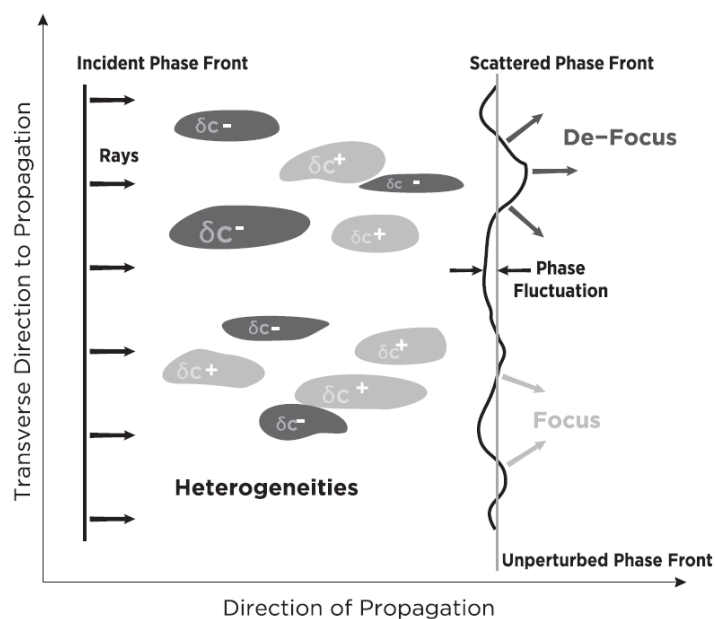


FIGURE 2 – Perturbation du front d’onde acoustique par les inhomogénéités de l’environnement. Figure de COLOSI (2016).

marine à moyennes fréquences (1-10 kHz) sur une antenne verticale dans un environnement fluctuant et méconnu. L’antenne s’apparente à la composante verticale des antennes de flanc présentes sur sous-marins (figure 3), qui ont pour but de détecter et localiser les sources acoustiques de manière passive. Nous allons nous intéresser au lien entre les petites fluctuations environnementales, qui affectent en particulier la dimension verticale du champ acoustique (WAN et al. 2009), et des variables acoustiques caractérisant le signal reçu sur ces antennes, afin d’en informer des traitements d’antennes et d’améliorer les performances en détection. L’impact des fluctuations environnementales a fait l’objet d’études, notamment dans REAL (2015) où une expérience en cuve a été développée afin de reproduire et d’étudier les fluctuations de l’océan.

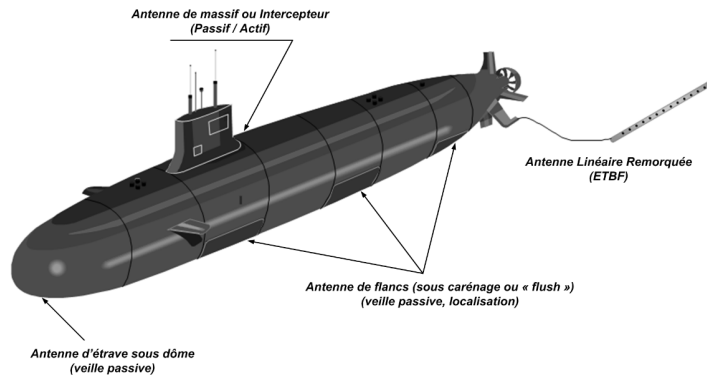


FIGURE 3 – Différents éléments SONAR présents sur un sous-marin. Notre étude se concentre sur la composante verticale des antennes de flancs. Figure de AUCEJO (2010).

Approche scientifique explorée

L'environnement et la propagation acoustique associée peuvent être pris en compte de plusieurs manières. On peut tout d'abord classer la prise en compte en point de vue déterministe ou probabiliste.

La considération déterministe implique la simulation très précise de l'océan avec des modèles océanographiques plus ou moins complexes (incluant par exemple de l'assimilation de données), puis une simulation de la propagation acoustique sur l'environnement simulé. Selon le phénomène prédominant et la zone d'étude, cette approche peut être extrêmement coûteuse en heures de calcul, ou directement impossible à réaliser en situation opérationnelle. De plus, une simulation déterministe ne représentera pas exactement l'état de l'océan à un instant t et la prévision ne sera valable qu'un court instant. On peut donc questionner la pertinence d'une telle approche, en particulier dans le contexte opérationnel dans lequel on se place : les bâtiments de lutte sous-marine n'ont souvent qu'une vision lacunaire de leur environnement ainsi que des contraintes fortes de calculs.

Ensuite, l'approche probabiliste considère que les fluctuations de l'environnement sont aléatoires et suivent une certaine distribution, supposée connue. Une telle approche nous permet prendre en compte la méconnaissance qu'on a du milieu en contexte opérationnel. On peut alors espérer réduire, ou du moins connaître, les erreurs de modélisation qui sont réalisées dans la prise en compte déterministe. La manière d'utiliser l'approche probabiliste peut être classée en deux grands axes : l'axe fondé sur la physique et l'axe fondé sur les données.

En se basant sur la physique, on simule des réalisations aléatoires de l'environnement et

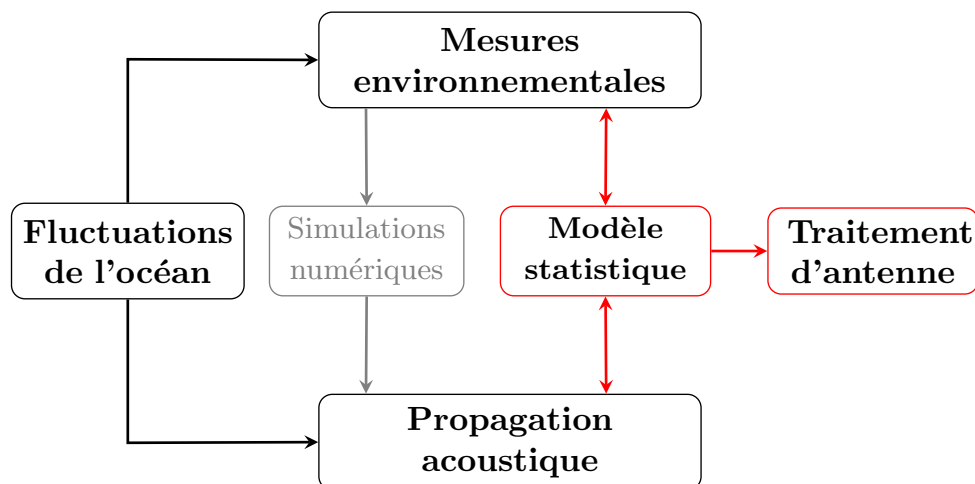


FIGURE 4 – Schéma de la proposition de travail pour informer les traitements d’antenne.

de propagation acoustique. Elles peuvent alors être utilisées afin d’estimer des ensembles de valeurs possibles des grandeurs acoustiques et des paramètres environnementaux associés. Cette approche de Monte Carlo se base sur la physique en plus de prendre en compte la méconnaissance de l’environnement en le considérant aléatoire. Des développements théoriques ont permis de réaliser des approximations du lien entre certaines variables acoustiques comme la phase ou l’intensité et les statistiques des fluctuations de l’environnement. Cependant, dans des cas complexes et très fluctuants, les hypothèses théoriques (de petites fluctuations, ou de faible réfraction) peuvent ne plus être valables, et dans ces cas l’erreur de prédiction peut être importante. De plus, le modèle statistique environnemental – le spectre de Garrett-Munk (GM), décrit en Ch.3 – utilisé afin de générer les environnements aléatoires est très général, et doit souvent être adapté selon le lieu. Ce point de vue théorique présente alors d’importantes limites.

Les méthodes axées sur les données les utilisent pour déduire des descripteurs statistiques à la fois de l’océanographie et de l’acoustique. Ces descripteurs sont ensuite liés par des modèles statistiques, afin de pouvoir exprimer les relations existantes entre données océanographiques et données acoustiques. C’est l’approche que nous allons préférer dans ce travail, nous permettant de nous centrer sur les données *in-situ*, tout en prenant en compte l’incertitude et le caractère aléatoire des petites fluctuations de l’environnement.

Ce travail propose de recourir à une méthode statistique, l’Analyse des Corrélations Canoniques (CCA), pour définir et apprendre un modèle linéaire liant des mesures océanographiques et acoustiques. Une fois appris, ce modèle peut être utilisé pour inférer les variables acoustiques uniquement à partir de variables océanographiques (figure 4).

La simplicité du modèle le rend envisageable dans un contexte opérationnel, et interprétable dans certains cas. Les variables acoustiques inférées servent alors à informer un traitement par sous-antennes, qui profite ainsi d'un a priori approximatif pour traiter le signal reçu. En combinant cette méthode avec un modèle bayésien, nous pouvons obtenir une amélioration des performances par rapport à des traitements classiques, dans des cas où ces derniers présentent des dégradations connues de performances.

Organisation du manuscrit

Le manuscrit est organisé en 4 chapitres.

Le chapitre 1 décrit la théorie de la propagation acoustique en environnement non-fluctuant, puis présente l'impact des différentes fluctuations sur cette propagation. Nous abordons ensuite les principales méthodes utilisées pour simuler les champs acoustiques, en présentant leurs forces et leurs limites. Nous soulignons ainsi pourquoi il est nécessaire de trouver des paramétrisations, approximations et modèles simples liant environnement et propagation acoustique. Nous présentons alors les deux grandes approximations réalisées pour résoudre de façon analytique la propagation acoustique en milieu fluctuant, puis l'espace $\Lambda - \Phi$, paramètres qui caractérisant le type de propagation acoustique selon les fluctuations de l'environnement.

En chapitre 2, nous présentons la problématique dans laquelle se place notre étude. Nous réalisons ensuite un panorama non-exhaustif des campagnes océano-acoustiques étudiant les fluctuations présentes dans la colonne d'eau, où nous décrivons les données et les études réalisées à partir de celles-ci, afin de montrer la complexité des mesures *in-situ* en acoustique sous-marine. Ces études passées ne pouvant répondre à notre problématique, nous présentons par la suite les campagnes et les données que nous utilisons pour notre étude.

Le chapitre 3 s'appuie sur les développements présentés en chapitre 1 pour introduire les méthodes statistiques utilisées dans la littérature océano-acoustiques. Nous décrivons la méthode des fonctions orthogonales empiriques (EOF) que nous utilisons pour extraire la variabilité des mesures environnementales. Nous présentons ensuite l'Analyse des Corrélations Canoniques (CCA), méthode statistique que nous considérons pour lier variables acoustiques et variables environnementales. Nous discutons la sélection de variables d'intérêt pour caractériser les données des campagnes, et nous montrons que le résultat de CCA peut être interprétable explicitement dans certains cas, et plus implicitement dans

d'autres.

Le chapitre 4 se concentre sur le traitement d'antenne. Nous présentons les méthodes utilisées pour résoudre les problèmes de direction d'arrivée (DOA) en milieu non-fluctuant puis en milieu fluctuant, en réalisant un rapide panorama des méthodes de la littérature. Nous décrivons la méthode de traitement par sous-antennes que nous avons choisie et présentons l'apprentissage d'un modèle avec la CCA, utilisée afin d'informer le traitement par sous-antennes. Nous choisissons de considérer une méthode bayésienne de la littérature pour compenser la perte de résolution angulaire causée par l'utilisation de sous-antennes. Nous appliquons cette méthode à des données de campagne et évaluons les performances en détection et en précision, en comparant notre méthode à des méthodes plus classiques. Nous étudions enfin l'apport de la CCA par rapport à des méthodes non-informées.

Le dernier chapitre conclue le travail et ouvre quelques perspectives à ces travaux, qui nous ont paru intéressantes.

Publications

Journaux internationaux

- Alexandre L'HER et al. (2022a), « Canonical correlation analysis as a statistical method to relate underwater acoustic propagation and ocean fluctuations », in : *JASA Express Letters* 2.10
- Alexandre L'HER et al. (to be submitted), « Environment-informed sub-array processing », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering*

Conférences internationales

- Alexandre L'HER et al. (2023d), « Towards Improved Sonar Performance Using Environment-Informed Sparse Sub-Array Processing », in : *ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, p. 1-5. Top 3% Paper Recognition.
- Alexandre L'HER et al. (2023b), « Improve sonar array performances with environment-informed sub-array processing », in : *UACE2023 - Underwater Acoustics Conference & Exhibition*
- Alexandre L'HER et al. (2023a), « Evaluation of the coupling between environmental fluctuations and acoustic propagation using canonical correlation analysis », in :

UACE2023 - Underwater Acoustics Conference & Exhibition

Participations scientifiques

- Alexandre L'HER et al. (2023c), « Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes océanographiques au traitement du signal », in : *Journée CORMORANT 2023*
- Alexandre L'HER et al. (2022b), « Étude de l'influence des petites échelles océaniques sur la propagation acoustique : application à la campagne ALMA 2017 », in : *16ème Congrès Français d'Acoustique, CFA2022*
- Alexandre L'HER et al. (2022c), « Étude de l'influence des petites échelles océaniques sur la propagation acoustique : application à la campagne ALMA 2017 », in : *Workshop SERENADE 2022*
- Alexandre L'HER et al. (2022d), « Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes océanographiques au traitement du signal », in : *Journée CORMORANT 2022*

LA PROPAGATION ACOUSTIQUE EN MILIEU FLUCTUANT

1.1 La complexité des fluctuations de l'océan

L'océan forme un système complexe qui répond aux équations de Navier-Stokes, équations aux dérivées partielles non-linéaires décrivant la dynamique des fluides. De plus, l'océan interagit avec la surface de la Terre et l'atmosphère, créant des couplages qui impactent sa dynamique. Les divers forçages sur l'océan induisent des perturbations qui se propagent dans son intérieur en interagissant les unes avec les autres. Les dynamiques résultantes entraînent des variations de la distribution des propriétés physiques affectant la célérité : la température, la salinité et la pression.

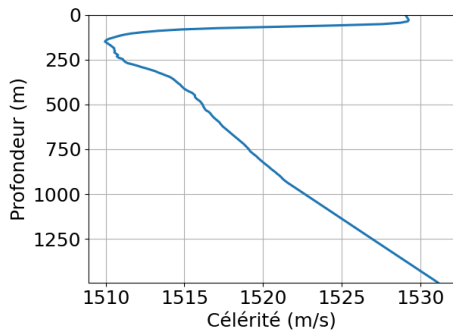
1.1.1 Le profil de célérité

Le volet océanographique de l'acoustique sous-marine s'intéresse à déterminer le profil de célérité, c'est-à-dire la vitesse du son en fonction de la profondeur, et ses variations en espace et en temps.

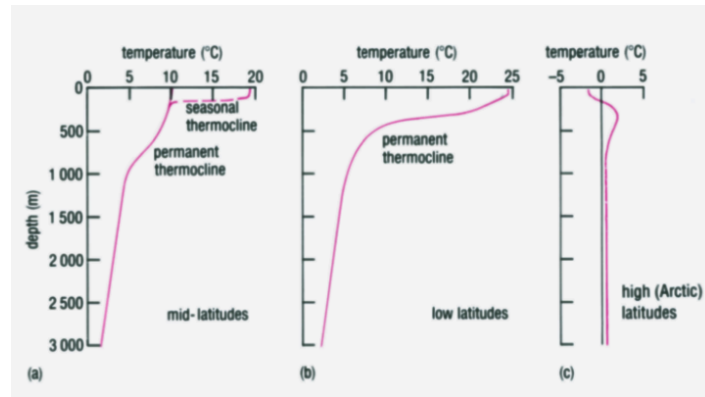
De nombreuses formules ont été développées pour calculer la vitesse du son dans l'océan avec plus ou moins de précision. On peut notamment citer le modèle simple de Medwin (MEDWIN, CLAY et STANTON 1999) :

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

où T , S et z sont respectivement la température, salinité et profondeur (qui est liée à la pression hydrostatique par l'équation : $P(z) = \rho_0gz$, où ρ_0 est la densité de référence, g est l'accélération de la gravité). Dans des cas nécessitant une plus importante précision, on peut citer les travaux de CHEN et MILLERO (1977) et DEL GROSSO (1974) proposant



(i) Profil de célérité mesuré par bouée ARGO dans la zone de la campagne ALMA 17 (présentée en section 2.3.2).



(ii) Différents profils de température présents dans l’océan. (a) latitudes moyennes montrant la présence d’une forte thermocline saisonnière en été, et une thermocline profonde et peu marquée en hiver. (b) latitudes basses présentant une thermocline forte et peu de variabilité saisonnière. (c) hautes latitudes présentant une température presque constante sur la colonne d’eau. Figure extraite de WRIGHT et COLLING (2013).

FIGURE 1.1 – Profils de célérité

de meilleures approximations à fortes température et salinité, ou encore l’utilisation des équations GSW (Gibbs Sea Water) (FEISTEL 2003). Dans ce travail nous utiliserons les équations GSW. La salinité a un effet de second ordre, et dans le reste du travail nous prendrons principalement en compte la température.

Nous montrons en figure 1.1(i) un exemple d’un profil de célérité mesuré par bouée ARGO dans la zone de la campagne ALMA 17 (qui sera présentée en section 2.3.2). Ce profil présente deux chenaux de propagation, caractérisés par des minima locaux : un chenal de surface et un chenal plus profond à environ 100m de profondeur. L’onde sonore se réfractant vers les zones de célérité plus faible, les minima locaux créent des zones où le son est piégé, résultant en ce qu’on appelle des canaux ou chenaux.

Différents profils de température peuvent être mesurés dans l’océan. Nous montrons en figure 1.1(ii) différents types de profils typiques en fonction de la saison et de la latitude. Le profil de température dans les latitudes basses varie peu au cours de l’année. Ce profil présente une forte thermocline (baisse rapide de la température avec la profondeur) et une couche de mélange (couche de température constante à la surface de l’océan) peu développée. Le profil de température à hautes latitudes varie lui aussi relativement peu, et présente une température très faible et relativement constante dans la colonne d’eau. En

revanche, les profils des latitudes moyennes présentent d'importantes variations saisonnières. On peut voir qu'en été, il y a la création d'une thermocline saisonnière, peu profonde présentant un important gradient vertical de température. Il y a alors une couche de mélange elle aussi peu profonde. En revanche, cette thermocline forte disparaît en hiver pour laisser place à une thermocline plus profonde avec un gradient plus faible, la couche de mélange augmente alors en profondeur.

On retrouve un comportement similaire sur le profil de célérité, en ajoutant l'effet de la pression : si la couche de mélange est profonde, il y aura un léger accroissement de la célérité avec la profondeur du fait de l'effet de la pression, créant un chenal de surface. Ensuite la célérité décroît dans la thermocline par l'effet important de la température, puis c'est l'effet de la pression qui commence à dominer et la célérité croît avec la profondeur.

Cette description reste très générale, et le profil de célérité est ensuite conditionné par la dynamique océanique.

1.1.2 Les fluctuations du profil de célérité

Dans cette section, nous allons présenter les phénomènes affectant le profil de célérité qui vont nous intéresser pour notre étude.

En suivant le formalisme de Flatté (FLATTÉ 1983), on peut exprimer la célérité du milieu comme :

$$C(x, z, t) = C_0 [1 + U_0(z) + \mu(x, z, t)] \quad (1.2)$$

où C_0 est la célérité de référence (typiquement 1500 m/s), $C_0 [1 + U_0(z)]$ représente le profil non perturbé de célérité, $\mu(x, z, t)$ est une variable aléatoire représentant les variations engendrées par les fluctuations de la colonne d'eau.

Marée barotrope Une part important de l'énergie de l'océan vient des marées, causées par les influences gravitationnelles de la Lune et du Soleil. Ce forçage s'applique sur toute la colonne d'eau de même manière, on parle alors de marée barotrope. Les marées sont décomposées en plusieurs modes (DOODSON 1928) : il y a des composantes diurnes (une période par jour) et d'autres semi-diurnes (deux périodes par jour). Les composantes principales diurnes sont nommées K_1 et O_1 , deux composantes lunaires, et les principaux modes semi-diurnes sont M_2 et S_2 , respectivement composante lunaire et solaire. En général, lorsqu'on parle de la marée on fait référence à M_2 , qui est globalement la composante la

plus énergétique.

Ondes internes linéaires Les ondes internes sont des ondes qui se propagent dans l'intérieur de l'océan (figure 1.2). Elles sont créées par deux phénomènes (GERKEMA et ZIMMERMAN 2008) : la marée interne et le forçage du vent. D'une part, les courants de marées sont principalement horizontaux et lorsqu'ils rencontrent des élévations du fond de la mer il y a création de courants verticaux, qui induisent des oscillations des particules de la colonne d'eau et génèrent des ondes internes à la fréquence de la marée. D'autre part, le forçage du vent modifie la profondeur de la couche de mélange ; l'énergie accumulée dans cette couche est ensuite transférée aux modes d'ondes internes à la fréquence inertielle (GILL 1984).

En première approximation, on exprime la vitesse verticale causée par les ondes internes w sous forme de modes verticaux : $w = W(z) e^{i(kx - \omega t)}$, où k est le nombre d'onde horizontal, ω la pulsation et x la coordonnée de propagation horizontale. Les ondes internes linéaires répondent à l'équation :

$$\frac{\partial^2 W}{\partial z^2} + \left(\frac{N^2(z) - \omega^2}{\omega^2 - f_i^2} \right) k^2 W = 0 \quad (1.3)$$

où f_i est la fréquence inertielle (ou fréquence de Coriolis). La solution sera formée par des modes verticaux qui dépendront de $N^2(z)$, la fréquence de flottaison, aussi appelée fréquence de Brunt-Väisälä. C'est la fréquence d'oscillation des particules de fluide forcées par la pression de leur environnement. Elle est définie comme

$$N = \sqrt{-\frac{g}{\rho_\theta} \frac{d\rho_\theta}{dz}} \quad (1.4)$$

où ρ_θ est la densité potentielle, c'est-à-dire la densité qu'aurait une particule de fluide si elle était déplacée adiabatiquement à une pression de référence P_0 , g est l'accélération de la gravité. La relation de dispersion des ondes internes s'écrit :

$$k_n = \pm \frac{n\pi}{H} \sqrt{\left(\frac{\omega^2 - f_i^2}{N^2 - \omega^2} \right)} \quad (1.5)$$

où k_n sont les nombres d'ondes horizontaux (discrets) avec $n \in \mathbb{N}$, H est la hauteur d'eau.

Les mécanismes que nous avons vus génèrent des ondes internes à seulement deux fréquences : la fréquence des marées et la fréquence de Coriolis f_i , cependant les observations

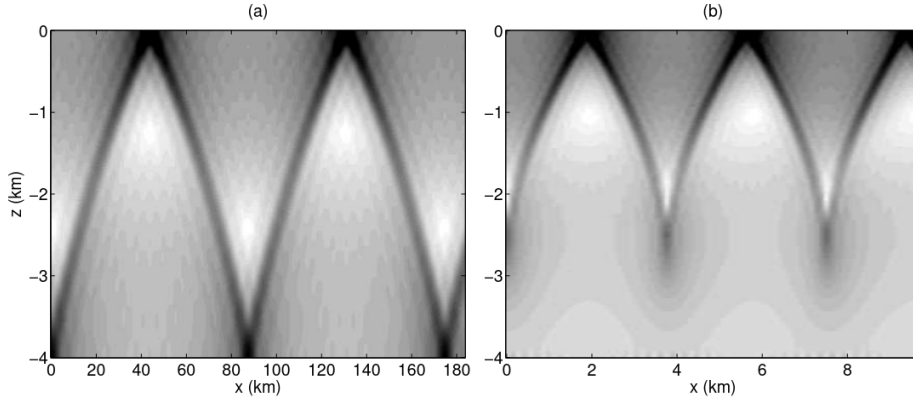


FIGURE 1.2 – Amplitude de la vitesse horizontale d’une solution de l’équation 1.3 avec 15 modes, dans un profil $N(z)$ linéaire. $N(z)$ varie de 1.5×10^{-3} rad/s en surface à 5×10^{-4} rad/s au fond. En (a) $\omega = 1.4 \times 10^{-4}$ rad/s, donc $\omega < N(z)$ pour tout z . En (b) la fréquence des ondes internes est plus élevée avec $\omega = 1.0 \times 10^{-3}$ rad/s, donc $\omega < N(z)$ est satisfait uniquement pour $z < z_c$, avec dans ce cas $z_c = 2500$ m. Lorsque la fréquence de la solution ω est supérieure à $N(z_c)$, l’onde ne peut plus se propager à une profondeur supérieure à z_c , et les ondes internes sont réfléchies par la couche à une profondeur z_c . Figure extraite de GERKEMA et ZIMMERMAN (2008).

montrent que de nombreuses fréquences sont présentes. Cela s’explique par les interactions entre ondes internes. En particulier, considérons une interaction entre deux ondes internes avec respectivement des vecteurs d’onde \mathbf{k}_1 et \mathbf{k}_2 , et des fréquences ω_1 et ω_2 . Par le phénomène des triades résonantes, il y aura création d’une onde interne de vecteur d’onde $\mathbf{k}_3 = \mathbf{k}_1 \pm \mathbf{k}_2$ et de fréquence $\omega_3 = \omega_1 \pm \omega_2$, où le signe $+$ ou $-$ sera tel que la relation de dispersion des ondes internes doit être satisfaite. De cette façon, les ondes internes remplissent le spectre entre f_i et N . Plus de précisions concernant les ondes internes se trouvent dans la référence (GERKEMA et ZIMMERMAN 2008).

Soliton Les solitons, ou ondes internes non-linéaires, sont des paquets d’ondes générés par la marée. A certains endroits (détroits de Gibraltar ou Messine par exemple), la bathymétrie et la marée sont telles qu’une masse d’eau s’accumule d’un côté du détroit avant d’être relâchée brusquement. Cette libération crée un paquet d’ondes internes se propageant dans l’océan et subissant de la dispersion¹. L’importante amplitude de ces ondes fait qu’elles ont un fort impact sur l’acoustique.

1. De nombreuses fréquences sont présentes dans le paquet d’ondes, chacune se déplaçant à une vitesse différente, le paquet se déforme donc en se propageant

Il existe de nombreuses équations décrivant les solitons. La plus simple d'entre elles est l'équation de Korteweg-De Vries (KdV) (APEL et al. 2007) qui décrit, dans un modèle simple d'océan à deux couches, l'évolution de l'élévation η de l'interface entre des couches de densité ρ_1 et ρ_2 . Suivant la figure 1.3, $\rho_2 > \rho_1$, la couche de surface a une hauteur h_1 , la couche profonde une hauteur h_2 et la hauteur d'eau totale est $H = h_1 + h_2$. L'équation KdV s'écrit alors, dans sa forme la plus simple :

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} + c_l \frac{\partial \eta}{\partial x} + \alpha \eta \frac{\partial \eta}{\partial x} + \beta \frac{\partial^3 \eta}{\partial x^3} = 0 \quad (1.6)$$

où c_l est la vitesse de propagation des ondes à l'interface :

$$c_l = \sqrt{\frac{g}{\rho_m} \frac{\rho_2 - \rho_1}{h_1 + h_2} h_1 h_2} \quad (1.7)$$

avec $\rho_m = 1/2(\rho_1 + \rho_2)$. α et β sont des paramètres liés aux caractéristiques du milieu :

$$\alpha = \frac{3c_l \sigma}{2H}, \quad \beta = \frac{c_l D_s H^2}{2} \quad (1.8)$$

avec H la profondeur, σ est un paramètre qui décrit la non-linéarité, et D_s décrit la dispersion haute-fréquence. La figure 1.3 montre la forme typique des crêtes d'un soliton vu du dessus, et la forme des isopycnes (lignes d'iso-densité) en coupe verticale.

Nous verrons en Chapitre 2 les impacts de ces fluctuations environnementales sur l'acoustique, en analysant les études réalisées sur des données de campagnes. Nous observerons que certaines dynamiques sont déterministes d'un point de vue océanographique, comme la marée ou les solitons, mais que d'autres doivent être considérées aléatoires (en particulier les ondes internes). Le spectre de Garret-Munk (GM) (GARRETT et MUNK 1972; GARRETT et MUNK 1975) décrit le spectre énergétique du déplacement vertical des isopycnes dans l'océan provoqué par les ondes internes. C'est un spectre empirique déduit à partir d'une importante quantité de données de déplacement vertical. Nous le préciserons en Chapitre 3.

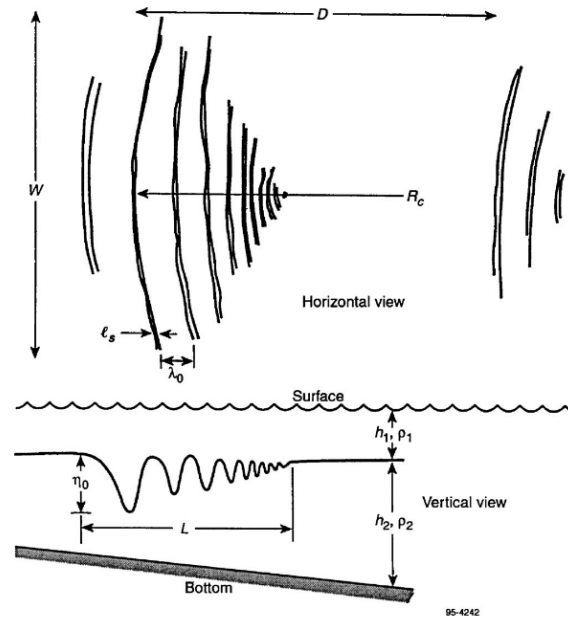


FIGURE 1.3 – Schéma des crêtes d'un soliton vu du dessus (haut) et coupe verticale montrant le déplacement des isopycnes (bas). Figure extraite de APEL et al. (2007).

1.2 Équations de l'acoustique

L'équation d'onde définit la propagation acoustique dans n'importe quel milieu. Elle résulte d'une simplification de l'équation de Navier-Stokes qui décrit la dynamique des fluides (cf. MORSE et INGARD (1986, Ch. 6)). On peut écrire l'équation d'onde pour la pression acoustique $p(\mathbf{r}, t)$ sous la forme :

$$\frac{\partial^2}{\partial t^2} p(\mathbf{r}, t) - C^2 \nabla^2 p(\mathbf{r}, t) = -\delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_0) \quad (1.9)$$

où \mathbf{r}_0 est la position de la source, \mathbf{r} est la position de mesure du champ acoustique, $\delta()$ est la distribution de Dirac, C la vitesse du son, et ∇^2 l'opérateur laplacien. En considérant une onde monochromatique de pulsation ω , on a $p(\mathbf{r}, t) = p(\mathbf{r})e^{-j\omega t}$, où j est l'unité imaginaire, et on retrouve l'équation de Helmholtz :

$$\frac{\omega^2}{C^2} p(\mathbf{r}) + \nabla^2 p(\mathbf{r}) = -\delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_0) \quad (1.10)$$

Nous allons désormais décrire les différentes manières de calculer et d'approximer la solution de Helmholtz, leurs limites et leurs champs d'application. Pour ce faire, nous

allons utiliser le formalisme de JENSEN et al. (2011).

Solution de modes En notant que $\mathbf{r} = (r, z)$ les coordonnées horizontale et verticale et en supposant que ρ et C dépendent uniquement de la coordonnée verticale, l'équation (1.10) peut être exprimée en coordonnées cylindriques (JENSEN et al. 2011, Ch. 5) :

$$\frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left(r \frac{\partial p}{\partial r} \right) + \rho(z) \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{1}{\rho(z)} \frac{\partial p}{\partial z} \right) + \frac{\omega^2}{C^2(z)} p = -\frac{\delta(r)\delta(z - z_s)}{2\pi r} \quad (1.11)$$

On peut résoudre l'équation (1.11) par séparation de variables en posant $p(r, z) = R(r)Z(z)$. On obtient tout d'abord une équation en z :

$$\rho(z) \frac{d}{dz} \left(\frac{1}{\rho(z)} \frac{dZ_m(z)}{dz} \right) + \left(\frac{\omega^2}{C^2} - k_m^2 \right) Z_m(z) = 0 \quad (1.12)$$

L'équation (1.12) est un problème de Sturm-Liouville, – avec des conditions de bord plus ou moins compliquées en fonction de la considération de l'effet du fond –, ayant comme solution générale une somme de modes orthogonaux. L'équation en r est déduite en substituant $p(\mathbf{r}) = R(r)Z(z)$ dans (1.11) et en utilisant la propriété d'orthogonalité des modes $Z_m(z)$. On obtient :

$$\frac{1}{r} \frac{d}{dr} \left(r \frac{dR_n(r)}{dr} \right) + k_n^2 R_n(r) = -\frac{\delta(r)R_n(z_s)}{2\pi r \rho(z_s)} \quad (1.13)$$

où n est le numéro du mode sélectionné par orthogonalité. Cette équation a pour solution des fonctions de Hankel, on arrive donc à la solution de l'équation (1.11) de la forme :

$$p(r, z) = \frac{i}{4\rho(z_s)} \sum_{m=1}^{\infty} Z_m(z_s) Z_m(z) H_0^{(1)}(k_m r) \quad (1.14)$$

La figure 1.5 montre les quatre premiers modes verticaux pour un environnement arctique présentant un chenal de surface très marqué. On observe en particulier que le premier mode est piégé dans ce chenal, le tracé de rayons correspondant montre la propagation piégée en surface. On remarque aussi que les modes plus élevés correspondent à des rayons ayant un angle plus important.

La solution par modes est une solution exacte de l'équation d'ondes. Cependant, à haute fréquence et grande profondeur le nombre de modes devant être calculés est rédhibitoire. Selon BUCKINGHAM et GIDDENS (2006), pour le cas d'un guide de Pekeris (fond fluide

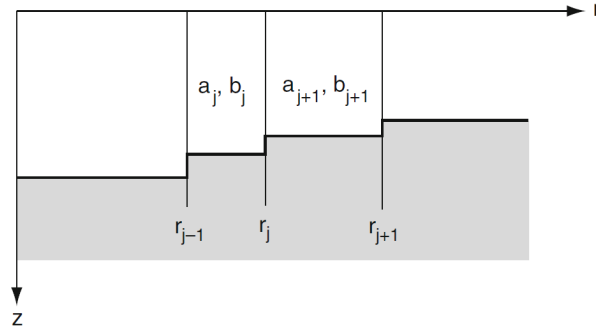


FIGURE 1.4 – Schéma de la discrétisation de l'environnement pour une solution en mode couplés. Figure extraite de JENSEN et al. (2011).

semi-infini sans pertes, cas isocélère) le nombre de modes à calculer est :

$$M = \frac{kH}{\pi} \sin(\alpha_c) + \frac{1}{2} \quad (1.15)$$

où H est la profondeur, $\alpha_c = \cos^{-1}(C_1/C_2)$ est l'angle critique du fond, C_2 et C_1 sont la célérité dans le fond et dans la colonne d'eau respectivement, k est le nombre d'onde. Dans les cas qui nous intéressent, on peut supposer une fréquence de 1 kHz, $C_1 = 1500$ m/s, $C_2 = 1700$ m/s, et $H = 1000$ m on obtient : $M = 628$ modes à calculer.

La complexité de la méthode des modes normaux augmente encore pour des problèmes dépendants de la distance (où ρ et C , ou encore la bathymétrie dépendent de la distance de propagation r), la méthode de résolution consiste à diviser le milieu en plusieurs sections en r , typiquement plus petites que la longueur d'onde, chacune supposées indépendantes de la distance. Les modes doivent être couplés entre chaque sections en utilisant la continuité de la pression et de la vitesse.

La résolution va suivre le schéma de la figure 1.4 et la formulation de JENSEN et al. (2011). On peut écrire la solution de la pression pour l'intervalle i sous la forme d'une somme de m modes :

$$p^i(r, z) = \sum_{m=1}^M \left[a_m^i \hat{H}1_m^i(r) + b_m^i \hat{H}2_m^i(r) \right] Z_m^i(z) \quad (1.16)$$

où sont définis $\hat{H}1$ et $\hat{H}2$ comme suit :

$$\begin{cases} \hat{H}1 = \frac{H_0^{(1)}(k_m^i r)}{H_0^{(1)}(k_m^i r_{i-1})} \\ \hat{H}2 = \frac{H_0^{(2)}(k_m^i r)}{H_0^{(2)}(k_m^i r_{i-1})} \end{cases} \quad (1.17)$$

En appliquant la continuité de la pression à l'interface i , et l'orthogonalité des modes $Z_m(z)$ on arrive à l'équation matricielle dans l'espace des modes :

$$\mathbf{a}^{i+1} + \mathbf{b}^{i+1} = \tilde{\mathbf{C}}^i \left(\mathbf{H}_1^i \mathbf{a}^i + \mathbf{H}_2^i \mathbf{b}^i \right) \quad (1.18)$$

où \mathbf{a} , \mathbf{b} sont les matrices de coefficients a_m et b_m , \mathbf{H}_1 et \mathbf{H}_2 sont les matrices de coefficients $\hat{H}1$ et $\hat{H}2$. $\tilde{\mathbf{C}}^i$ est une matrice contenant les coefficients \tilde{c}_{lm} tels que :

$$\tilde{c}_{lm} = \int \frac{Z_l^{i+1}(z) Z_m^i(z)}{\rho_{i+1}(z)} dz \quad (1.19)$$

De façon similaire, en appliquant la continuité de la vitesse particulaire aux interfaces on a :

$$\mathbf{a}^{i+1} - \mathbf{b}^{i+1} = \hat{\mathbf{C}}^i \left(\mathbf{H}_1^i \mathbf{a}^i - \mathbf{H}_2^i \mathbf{b}^i \right) \quad (1.20)$$

Avec la matrice $\hat{\mathbf{C}}^i$ contenant les coefficients :

$$\hat{c}_{lm} = \frac{k_m^i}{k_l^{i+1}} \int \frac{Z_{l+1}^i(z) Z_m^i(z)}{\rho_i(z)} dz \quad (1.21)$$

En combinant ces deux équations on obtient le système matriciel :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{a}^{i+1} \\ \mathbf{b}^{i+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_1^i & \mathbf{R}_2^i \\ \mathbf{R}_3^i & \mathbf{R}_4^i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{a}^i \\ \mathbf{b}^i \end{bmatrix} \quad (1.22)$$

Avec les matrices \mathbf{R} de la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{R}_1^i = \frac{1}{2} (\tilde{\mathbf{C}}^i + \hat{\mathbf{C}}^i) \mathbf{H}_1^i \\ \mathbf{R}_2^i = \frac{1}{2} (\tilde{\mathbf{C}}^i - \hat{\mathbf{C}}^i) \mathbf{H}_2^i \\ \mathbf{R}_3^i = \frac{1}{2} (\tilde{\mathbf{C}}^i - \hat{\mathbf{C}}^i) \mathbf{H}_1^i \\ \mathbf{R}_4^i = \frac{1}{2} (\tilde{\mathbf{C}}^i + \hat{\mathbf{C}}^i) \mathbf{H}_2^i \end{array} \right. \quad (1.23)$$

Pour résoudre le problème général de propagation dans un milieu dépendant de la distance, il faut alors combiner cette méthode itérative avec la condition initiale et la condition de radiation en $r \rightarrow \infty$. On pose dans ce cas la matrice $\mathbf{D}_\mathbf{I}$, matrice diagonale d'éléments :

$$d_{ii} = \frac{H_0^{(1)}(k_{ri}^1 r_1)}{H_0^{(2)}(k_{ri}^1 r_1)} \quad (1.24)$$

En représentant notre problème sous une forme matricielle on a finalement :

$$\left[\begin{array}{cccccccc} \mathbf{I} & -\mathbf{D}_\mathbf{I} & 0 & & & & & \\ \mathbf{R}_1^1 & \mathbf{R}_2^1 & \mathbf{I} & 0 & & & & \\ \mathbf{R}_3^1 & \mathbf{R}_4^1 & 0 & \mathbf{I} & & & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & & & \\ & & & \mathbf{R}_1^{n-2} & \mathbf{R}_2^{n-2} & \mathbf{I} & 0 & \\ & & & \mathbf{R}_3^{n-2} & \mathbf{R}_4^{n-2} & 0 & \mathbf{I} & \\ & & & & & \mathbf{R}_1^{n-1} & \mathbf{R}_2^{n-1} & \mathbf{I} \\ & & & & & \mathbf{R}_3^{n-1} & \mathbf{R}_4^{n-1} & 0 \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} \mathbf{a}^1 \\ \mathbf{b}^1 \\ \mathbf{a}^2 \\ \mathbf{b}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}^{n-1} \\ \mathbf{b}^{n-1} \\ \mathbf{a}^n \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} s \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{array} \right] \quad (1.25)$$

Ce qui présente une forte complexité calculatoire. De plus, chaque section demande la résolution du problème de mode normaux, qui peut être difficile à résoudre, et demande des méthodes qui peuvent être coûteuses (PORTER 1992 ; JENSEN et al. 2011). C'est pourquoi, des méthodes approximatives ont été utilisées pour résoudre l'équation de Helmholtz (1.10) afin de simplifier les calculs ; elles seront décrites dans la suite de cette section.

D'un point de vue expérimental, la décomposition modale est une méthode qui peut être utilisée pour évaluer le champ acoustique. La pression reçue sur un hydrophone à la

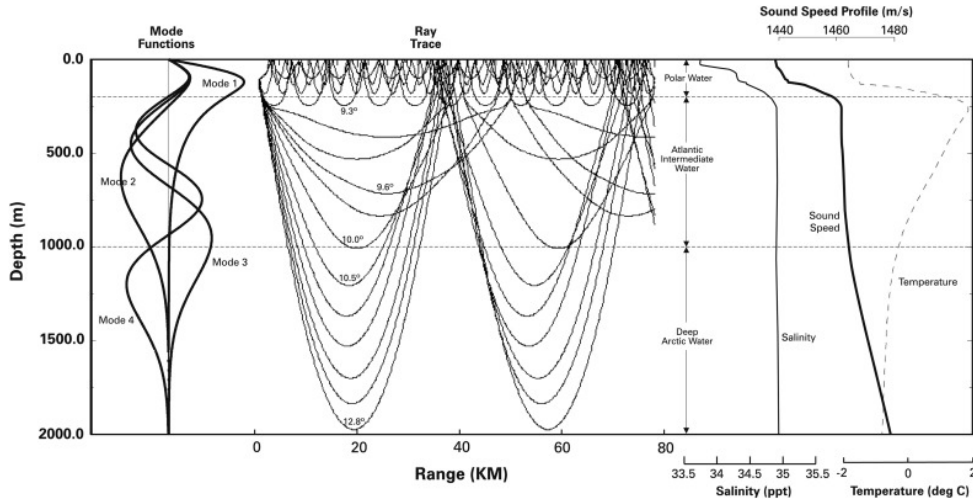


FIGURE 1.5 – Modes acoustiques, tracé de rayons et profil de célérité correspondant à un environnement arctique. Figure extraite de BJØRNØ (2017).

profondeur z_h peut être exprimée en fonction des modes acoustiques :

$$p(z_h, t) = \sum_{m=1}^M A_m(t) Z_m(z_h) \quad (1.26)$$

où M est ici le nombre de modes utilisés, et $A_m(t)$ est le coefficient du mode m . Cette manière de décomposer le champ acoustique est utilisée en propagation basse fréquence, comme nous allons le voir en Chapitre 2. Cependant, il faut que le nombre de modes soit faible et que l'antenne couvre la totalité de la colonne d'eau pour obtenir une bonne décomposition.

Solution de rayons La méthode des rayons est préférée à haute fréquence pour sa simplicité et rapidité de calcul. En suivant le formalisme de JENSEN et al. (2011), elle consiste à chercher une solution à l'équation (1.10) sous la forme d'une série de rayons :

$$p(\mathbf{x}) = e^{j\omega\tau(\mathbf{x})} \sum_{i=0}^{\infty} \frac{A_i(\mathbf{x})}{(j\omega)^i} \quad (1.27)$$

où $\tau(\mathbf{x})$ est le temps de trajet de l'onde, lié à sa phase, et A_i est l'amplitude des rayons. En substituant la série de rayons dans l'équation (1.10), il est possible de séparer les termes

en différents ordres de ω pour obtenir :

$$\begin{aligned}
 O(\omega^2) & : |\nabla\tau|^2 = C^{-2}(\mathbf{x}) \\
 O(\omega) & : 2\nabla\tau \cdot \nabla A_0 + A_0 \nabla^2 \tau = 0 \\
 O(\omega^{1-i}) & : 2\nabla\tau \cdot \nabla A_i + A_0 \nabla^2 \tau = -\nabla^2 A_{i-1}
 \end{aligned}
 \tag{1.28}$$

La première équation dans (1.28) est nommée équation eikonale, elle définit les trajectoires des rayons. Les deux autres équations sont les équations de transport. En particulier, l'équation en $O(\omega)$ est utilisée pour calculer l'amplitude des rayons. Prendre l'équation eikonale pour résoudre la trajectoire des rayons équivaut à considérer que le terme en ω^2 domine, c'est à dire que nous réalisons une approximation haute fréquence. On ne peut donc pas utiliser cette approximation à basse fréquence, et c'est pourquoi c'est une méthode complémentaire des modes : les modes forment une solution exacte mais coûteuse à haute fréquence, et les rayons constituent une approximation simple de la propagation à haute fréquence.

Un rayon est défini comme une courbe orthogonale aux fronts de $\tau(\mathbf{x})$, où $\mathbf{x} = (x, z)$ sont les coordonnées du rayon. Nous définissons d'abord la trajectoire du rayon $\mathbf{x}(s)$, où s est la longueur d'arc, aussi appelée la coordonnée curviligne, le long du rayon. Par définition, le gradient $\nabla\tau$ est perpendiculaire au front de $\tau(\mathbf{x})$ et par conséquent il est aussi tangent au rayon. Nous avons :

$$\frac{d\mathbf{x}}{ds} = C\nabla\tau
 \tag{1.29}$$

La dépendance en τ peut être retirée, de sorte que finalement :

$$\frac{d}{ds} \left(\frac{1}{C} \frac{d\mathbf{x}}{ds} \right) = -\frac{1}{C^2} \nabla C
 \tag{1.30}$$

Dans notre cas, nous étudions une propagation en 2D en prenant une symétrie cylindrique. Notre domaine d'étude s'écrira donc préférentiellement en coordonnées cylindriques, $\mathbf{x} = (r, z)$, coordonnées radiale et verticale respectivement. En réécrivant l'équation (1.30) dans ce système de coordonnées, nous obtenons l'ensemble d'équations suivant :

$$\begin{aligned}
 \frac{dr}{ds} & = C\xi(s) , & \frac{d\xi}{ds} & = -\frac{1}{C^2} \frac{\partial C}{\partial r} \\
 \frac{dz}{ds} & = C\zeta(s) , & \frac{d\zeta}{ds} & = -\frac{1}{C^2} \frac{\partial C}{\partial z}
 \end{aligned}
 \tag{1.31}$$

$\xi(s)$ et $\zeta(s)$ sont des variables auxiliaires. Considérant un rayon partant de la position (r_0, z_0) avec un angle initial θ_0 par rapport à l'horizontale, les conditions initiales sont de la forme :

$$\begin{aligned} r = r_0 , \quad \xi &= \frac{\cos \theta_0}{C_0} \\ z = z_0 , \quad \zeta &= \frac{\sin \theta_0}{C_0} \end{aligned} \quad (1.32)$$

Nous pouvons donc obtenir les trajectoires des rayons $[r(s), z(s)]$ en intégrant le système composé des équations (1.31) et (1.32).

En résolvant l'équation eikonale dans les coordonnées des rayons pour avoir la phase. Nous trouvons :

$$\frac{d\tau}{ds} = \frac{1}{C} \quad (1.33)$$

C'est-à-dire que le temps de trajet en coordonnées des rayons est égal à l'intégrale de $1/C$ le long du trajet du rayon.

Les amplitudes sont par la suite calculées à partir de la deuxième équation de (1.28). Elle peut être reformulée comme :

$$\nabla \cdot (A_0^2 \nabla \tau) = 0 \quad (1.34)$$

On résout cette équation en appliquant le théorème de Gauss à un tube formé par des rayons acoustiques (plus de détails dans JENSEN et al. (2011)). Par conservation de l'énergie dans le tube on a :

$$A_0(s) = A_0(0) \sqrt{\left| \frac{C(s) J(0)}{C(0) J(s)} \right|} \quad (1.35)$$

où $J(s)$ est le Jacobien, qui est aussi une quantité proportionnelle à la section du tube de rayons :

$$J(s) = r \sqrt{\left(\frac{\partial z}{\partial \theta_0} \right)^2 + \left(\frac{\partial r}{\partial \theta_0} \right)^2} \quad (1.36)$$

Le cas $J(0)$ est obtenu en calculant l'équation (1.36) pour une célérité constante. On a :

$$J(s) = -s^2 \cos \theta_0 \quad (1.37)$$

De plus, on peut évaluer $A_0(0)$ pour une source ponctuelle dans l'espace libre :

$$A_0(0) = \frac{1}{4\pi s} \quad (1.38)$$

Ce qui donne :

$$A_0(s) = \frac{1}{4\pi} \sqrt{\left| \frac{C(s) \cos \theta_0}{C(0) J(s)} \right|} \quad (1.39)$$

Pour calculer $J(s)$, nous pouvons utiliser les équations de tracé de rayons dynamiques, comme décrites dans JENSEN et al. (2011). Nous commençons par :

$$\frac{dq_a}{ds} = C p_a(s), \quad \frac{dp_a}{ds} = -\frac{C_{nn}}{C^2} q_a(s) \quad (1.40)$$

où p_a et q_a sont des variables auxiliaires. En particulier, q_a est liée à la largeur du rayon, comme nous allons voir par la suite. C_{nn} est la dérivée seconde de C normale au trajet du rayon :

$$C_{nn} = \nabla (\nabla C \cdot \vec{n}) \cdot \vec{n} \quad (1.41)$$

Cette équation peut être réécrite en fonction des variables auxiliaires (ξ, ζ) :

$$C_{nn} = C^2 \left(\frac{\partial^2 C}{\partial r^2} \zeta^2 - 2 \frac{\partial^2 C}{\partial r \partial z} \zeta \xi + \frac{\partial^2 C}{\partial z^2} \xi^2 \right) \quad (1.42)$$

Considérons les conditions initiales des variables auxiliaires :

$$q_a(0) = 0, \quad p_a(0) = \frac{1}{C(0)} \quad (1.43)$$

Dans ce cas, le Jacobien est de la forme :

$$J(s) = r q_a(s) \quad (1.44)$$

Grâce à ce développement, l'équation (1.39) pour l'amplitude peut être exprimée comme :

$$A_0(s) = \frac{1}{4\pi} \sqrt{\left| \frac{C(s) \cos \theta_0}{C(0) r q_a(s)} \right|} \quad (1.45)$$

Pour résumer, la méthode des rayons permet de calculer le champ acoustique émis par une source ponctuelle en intégrant les équations (1.31). Elles sont ensuite utilisées pour intégrer les équations des rayons dynamiques (1.40). Nous avons désormais toutes les variables nécessaires au calcul de l'amplitude par l'équation (1.45) et la phase en intégrant (1.33).

La méthode des rayons est efficace à haute fréquence et est notamment très utile pour avoir une première idée rapide de la propagation dans le milieu. En revanche, les calculs d'amplitude peuvent être problématiques, en particulier proche des caustiques.

Solution en équation parabolique L'équation parabolique est une approximation de l'équation de Helmholtz, introduite en acoustique sous-marine par Tappert (TAPPERT et HARDIN 1974). On suppose dans cette approximation que les fluctuations de l'environnement sont faibles, que la propagation se fait à des angles faibles, et qu'il n'y a pas de rétrodiffusion. La déduction complète de l'équation se trouve en annexe A. On exprimer en premier lieu la pression comme une onde cylindrique, en considérant une fonction de Hankel multipliée par une enveloppe $\psi(r, z)$ qui varie lentement dans l'espace :

$$p(r, z) = \psi(r, z) H_0^{(1)}(k_0 r) \quad (1.46)$$

où $H_0^{(1)}(k_0 r)$ est la fonction de Hankel du premier type, avec $k_0 = \omega/C_0$. L'équation parabolique est sous la forme classique :

$$\frac{\partial \psi}{\partial r} = \frac{jk_0}{2} \left(n^2 - 1 + \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2} \right) \psi \quad (1.47)$$

Ici, $n = C_0/C$ est l'indice de réfraction du milieu. Il existe d'autres approximations modifiant légèrement l'équation (notamment celles de Padé (COLLINS 1993)) permettant de réduire l'erreur de la solution pour des angles de propagation plus importants.

La prise en compte des fluctuations de l'environnement apparaît naturellement dans la résolution de l'équation parabolique. En reprenant la formulation de l'équation (1.2) et en

considérant $U_0(z) \ll 1$ et $\mu(r, z, t) \ll 1$ on a :

$$n^2 \approx 1 - 2(U_0 + \mu) \quad (1.48)$$

On peut dans ce cas réécrire l'équation (1.47) sous la forme d'une équation de Schrödinger :

$$2jk_0 \frac{\partial \psi}{\partial r} = \left(2k_0^2 [U_0(z) + \mu(r, z)] - \frac{\partial^2}{\partial z^2} \right) \psi \quad (1.49)$$

Ou encore :

$$2jk_0 \frac{\partial \psi}{\partial r} = 2k_0^2 U_0(z) \psi - \frac{\partial^2 \psi}{\partial z^2} + 2k_0^2 \mu(r, z) \psi \quad (1.50)$$

où on suppose que les perturbations μ sont gelées, car la propagation acoustique est beaucoup plus rapide que les fluctuations environnementales. Cette équation peut être résolue par la méthode de "split-step" en r . Pour ce faire on réalise une transformée de Fourier en z afin d'obtenir l'équation :

$$\frac{\partial \psi}{\partial r} = \frac{2k_0^2 (U_0 + \mu) + k_z^2}{2jk_0} \psi \quad (1.51)$$

avec k_z le nombre d'onde en z . On a une solution :

$$\psi(r, k_z) = \psi(r_0, k_z) e^{\frac{2k_0^2 (U_0 + \mu) + k_z^2}{2jk_0} (r - r_0)} \quad (1.52)$$

En réalisant la transformée inverse, on obtient :

$$\psi(r, z) = e^{-j \frac{k_0}{2} U_0(z) (r - r_0)} e^{-j \frac{k_0}{2} \mu(r, z) (r - r_0)} \int_{-\infty}^{\infty} \psi(r_0, k_z) e^{-j \frac{k_z}{2k_0} (r - r_0)} e^{jk_z z} dk_z \quad (1.53)$$

où nous avons fait apparaître la séparation des contributions du profil moyen $U_0(z)$ et des fluctuations $\mu(r, z)$. La résolution de cette équation se fait pas à pas en r , et la contribution des perturbations apparaît comme une perturbation de la phase à chaque pas. D'autres méthodes n'utilisent pas ce split-step, comme le travail de LEE et MCDANIEL (1983) qui considère un traitement exact des interfaces irrégulières par une résolution itérative en utilisant des différences finies.

La méthode par équation parabolique est la plus utilisée dans des cas d'environnement fluctuant étant donné sa prise en compte naturelle des fluctuations de l'environnement,

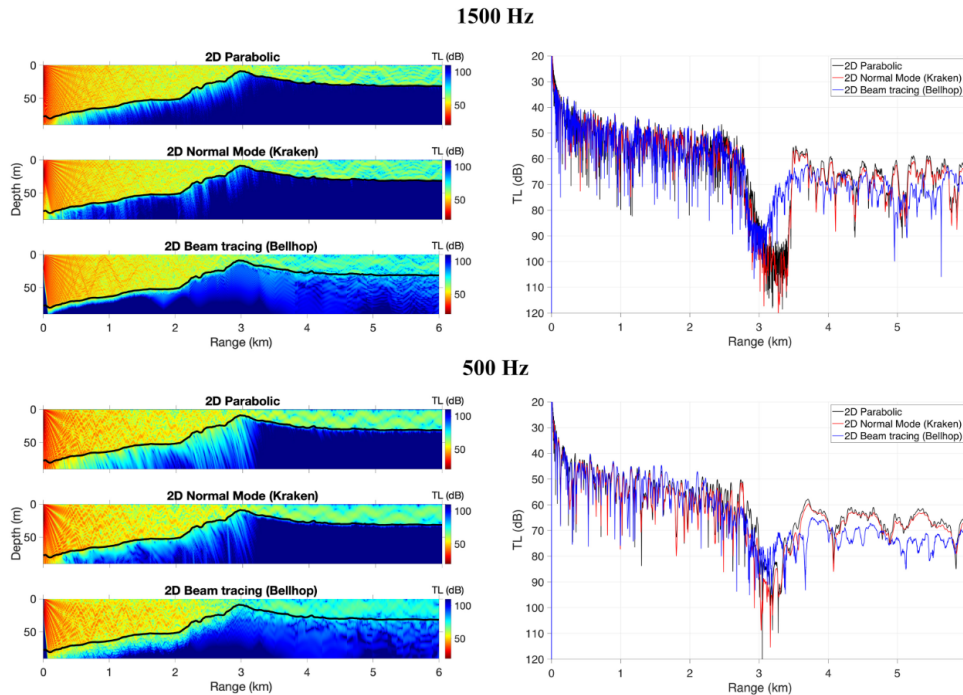


FIGURE 1.6 – Comparaison de résultats de simulation suivant les différentes méthodes sur un fond irrégulier. Gauche : pertes par transmission, droite : pertes à 20m de profondeur. Figure extraite de OLIVEIRA, LIN et PORTER (2021)

dans la mesure où les fluctuations varient selon une échelle spatiale grande par rapport au pas d'intégration. En revanche, la discrétisation de la grille de calcul requiert au moins une taille de grille en z avec $dz = \lambda/4$ et une maille en r d'au maximum $dr = 5dz$ en cas d'interactions avec le fond, et $dr = 50dz$ si non (JENSEN et al. 2011). Les calculs peuvent par conséquent devenir très lourds à haute fréquence et sur de grandes distances de propagation. Il est souvent compliqué d'obtenir un champ ψ initial (ROBINSON et WOOD 1988), tandis que d'autres méthodes calculent leur propre initialisation et sont dites "self-starter", comme celle utilisée dans le code RAM (COLLINS 1995; COLLINS 1992).

Nous montrons en figure 1.6 des comparaisons de champs acoustiques simulés en équation parabolique, en modes normaux et en rayons. Nous pouvons voir que les résultats de modes normaux et d'équation parabolique sont semblables, mais présentent tout de même quelques différences. La méthode des rayons s'éloigne plus des autres. Cela montre bien qu'il est difficile de comparer les résultats de simulations sans se confronter à la mesure *in-situ*.

1.3 Les approximations de l'influence du milieu sur l'acoustique

Étant donnée la complexité des perturbations de l'environnement et de la propagation acoustique, des approximations théoriques ont été réalisés pour estimer l'impact de l'environnement sur certaines variables acoustiques mesurables. Une référence dans ce domaine est le travail de Tatarskii (TATARSKII 1971), qui présente des développements théoriques de l'effet d'un environnement fluctuant sur des ondes acoustiques et électromagnétiques. Plusieurs formalismes sont utilisés afin de réaliser des approximations du champ reçu dans le cas d'une propagation en milieu aléatoire. En se situant dans le formalisme des rayons, c'est-à-dire pour des fréquences élevées et une longueur d'onde plus petite que l'échelle interne de la turbulence (l'échelle à laquelle la dissipation commence à dominer), il est possible de réaliser une expansion de la trajectoire des rayons $\mathbf{x}(s)$ en une somme de perturbations en ordres de μ . Cependant, une limite de cette approximation est la considération qu'au premier ordre le rayon se déplace de manière rectiligne, ce qui place une limite sur la longueur du chemin optique et donc, l'intensité des fluctuations. Cette limite peut être supprimée en considérant une autre approximation, qui sera présentée dans la suite : l'approximation de Rytov. Dans la forme présentée par TATARSKII (1971), la phase est considérée comme une somme de perturbations en μ . Les approximations se basant sur les perturbations supposent de faibles valeurs de μ , il est par conséquent nécessaire de se référer à d'autres méthodes pour traiter les fluctuations de plus forte amplitude. Le formalisme de la mécanique quantique est alors utilisé pour calculer le champ moyen et la fonction de corrélation en réalisant une expansion en opérateurs de l'équation d'onde aidé par des diagrammes de Feynman.

Cependant ces théories ne sont pas valides pour des fluctuations de forte amplitude, ou pour de grandes inhomogénéités qui ont un effet cumulatif important, en particulier dans les calculs d'intensité. Pour pallier ce problème, la théorie de l'intégrale des chemins (path integral theory) a été introduite en acoustique sous-marine, permettant de réaliser une approximation à une solution théorique à l'équation parabolique soumise à des fluctuations aléatoires de la célérité.

1.3.1 L'approximation de petites fluctuations

En considérant des petites fluctuations, il est possible d'appliquer des méthodes de perturbations pour résoudre l'équation d'onde. Les deux approximations les plus connues sont l'approximation de Born et l'approximation de Rytov, qui prennent en compte la diffusion multiple en fonction du nombre de termes utilisés. L'approximation de Born décrit le champ de pression comme une somme :

$$p = p_0 + p_1 + \dots + p_n \quad (1.54)$$

où p_0 représente le champ non perturbé, et le champ p_n représente la prise en compte de n diffusions. L'approximation de Rytov quant à elle considère une expansion exponentielle de la pression :

$$p = e^{S_0 + S_1 + \dots + S_n} \quad (1.55)$$

où ici encore, le terme S_0 correspond à la phase du problème non perturbé. Dans le cas des faibles fluctuations, on prend en compte uniquement les termes jusqu'à $n = 1$. Dans COLOSI (2016) il est montré que ces deux approximations sont équivalentes lorsque $p_1/p_0 \ll 1$, qui est la condition de validité de ces méthodes. Les résultats de ces deux approximations sont par conséquent égaux.

L'approximation de Rytov a été utilisée dans le formalisme de Munk et Zachariassen (MUNK et ZACHARIASEN 1976) pour relier les valeurs statistiques de variables acoustiques à des paramètres (Λ et Φ) décrivant les inhomogénéités de l'environnement, qui seront décrits dans la prochaine section. Cependant les erreurs peuvent être importantes dans le cas des calculs d'intensité, tandis que les calculs des phases sont proches des mesures (COLOSI 2016, Ch. 6). De plus, dû au fait de considérer des petites fluctuations et de prendre un seul terme dans les approximations de Rytov ou Born, cette approximation est limitée lorsque les perturbations sont importantes.

Il a par conséquent été nécessaire de développer une nouvelle théorie analytique pour caractériser l'effet des fluctuations fortes, en particulier sur l'intensité acoustique.

1.3.2 La théorie de l'intégrale des chemins

Ici, nous allons reprendre le formalisme du travail de Flatté (FLATTÉ 1983), résumant la théorie de l'intégrale des chemins appliquée à l'acoustique sous-marine.

Nous allons d'abord reprendre l'équation de la célérité sous la forme de (1.2), et nous rappelons l'équation parabolique sous la forme d'une équation de Schrödinger (équation (1.49)) :

$$2jk_0 \frac{\partial \psi}{\partial r} = \left(2k_0^2 [U_0 + \mu(x, y, z, t)] - \nabla^2 \right) \psi \quad (1.56)$$

D'après les travaux de Feynman en mécanique quantique, on peut résoudre l'équation précédente par les intégrales de chemin. Selon FLATTÉ (1983) :

$$\psi = Q \int d(\text{path}) \exp \left[jk_0 S_0(\text{path}) - jk_0 \int_0^R \mu(x, y(x), z(x), t) ds \right] \quad (1.57)$$

où $d(\text{path})$ représente l'intégrale sur les rayons propres $[y(x), z(x)]$ reliant la source au récepteur dans le cas non perturbé. Ici Q est un facteur de normalisation tel que $\psi = 1$ pour $\mu = 0$. On a aussi l'expression de la phase non perturbée S_0 :

$$S_0 = \int_0^R \left[\frac{1}{2} (\partial_x y)^2 - \frac{1}{2} (\partial_x z)^2 - U_0(z) \right] dx \quad (1.58)$$

A partir de ce formalisme, il est possible de définir des expressions théoriques pour les moments du champ acoustique et les relier à des paramètres de la fluctuation Λ et Φ que nous allons décrire ci-dessous.

Nous allons plus amplement discuter les résultats du formalisme de Flatté en Ch. 3.

1.4 L'impact des fluctuations de l'océan sur la propagation acoustique

De nombreuses études ont été réalisées afin de caractériser l'impact des fluctuations de l'océan sur la propagation acoustique. Les travaux de FLATTÉ (1983), ou ceux de MUNK et ZACHARIASEN (1976), ont posé les bases en liant les statistiques des ondes internes à la phase et l'intensité acoustique.

Nous nous plaçons dans le formalisme de Flatté, suivant l'équation (1.2). On considère les fluctuations μ de l'environnement comme une superposition aléatoire d'ondes internes (pour simplifier la notation on se place sur le plan $y = 0$). En notant $\mathbf{x} = (x, z)$, et \mathbf{k} le

vecteur d'onde, la fluctuation μ peut être exprimée :

$$\mu(x, z, t) = \sum_{\mathbf{k}, \omega} A(\mathbf{k}, \omega) e^{j(\mathbf{k} \cdot \mathbf{x} - \omega t)} \quad (1.59)$$

Les amplitudes $A(\mathbf{k}, \omega)$ sont considérées comme étant gaussiennes, suivant le spectre $S(\mathbf{k}, \omega)$ tel que :

$$\langle A^*(\mathbf{k}', \omega') A(\mathbf{k}, \omega) \rangle = S(\mathbf{k}, \omega) \delta_{\mathbf{k}\mathbf{k}'} \delta_{\omega\omega'} \quad (1.60)$$

où $\langle \rangle$ représente la moyenne sur un ensemble de réalisations. $\delta_{\mathbf{k}\mathbf{k}'}$ est le delta de Kronecker, c'est-à-dire $\delta_{\mathbf{k}\mathbf{k}'} = 1$ si $\mathbf{k} = \mathbf{k}'$ et $\delta_{\mathbf{k}\mathbf{k}'} = 0$ si non. De même pour $\delta_{\omega\omega'}$.

On définit la corrélation entre fluctuations environnementales, notée ρ_c , en deux points (x, z) et (x', z') et deux instants de temps t et t' . On a :

$$\rho_c(x - x', z - z', t - t') = \langle \mu(x, z, t) \mu(x', z', t') \rangle \quad (1.61)$$

Suivant le travail de DASHEN, MUNK et WATSON (2010), on réalise des expansions de ρ_c en fonction de petites séparations en x et en z . On définit ainsi les longueurs de corrélation horizontale et verticale du milieu, L_H et L_V , telles que :

$$\begin{aligned} \rho_c(x - x', 0, 0, \bar{z}) &= \langle \mu^2(\bar{z}) \rangle \left(1 - \left| \frac{x - x'}{L_H} \right|^{q_r - 1} \right) \\ \rho_c(0, z - z', 0, \bar{z}) &= \langle \mu^2(\bar{z}) \rangle \left(1 - \left| \frac{z - z'}{L_V} \right|^{p_r - 1} \right) \end{aligned} \quad (1.62)$$

où $\bar{z} = \frac{1}{2}(z + z')$ est la position verticale moyenne. Les exposants p_r et q_r dépendent de la fluctuation. Par exemple, dans le cas d'une turbulence isotrope on a $p_r = q_r = 5/3$. Au vu de la nature des fluctuations causées par les ondes internes, l'océan présente une longueur de corrélation horizontale L_H plus grande que la longueur de corrélation verticale L_V , donnant lieu à des inhomogénéités oblongues (voir figure 2).

Lorsqu'un rayon acoustique traverse un milieu fluctuant, il est influencé par ces inhomogénéités. Des paramètres ont été introduits par MUNK et ZACHARIASEN (1976) afin de caractériser l'effet de l'environnement sur la variance de la phase ϕ et de la log-amplitude χ des rayons acoustiques. Pour ce faire, la théorie des petites perturbations a été employée, et en particulier le formalisme de Rytov dans MUNK et ZACHARIASEN (1976), puis la

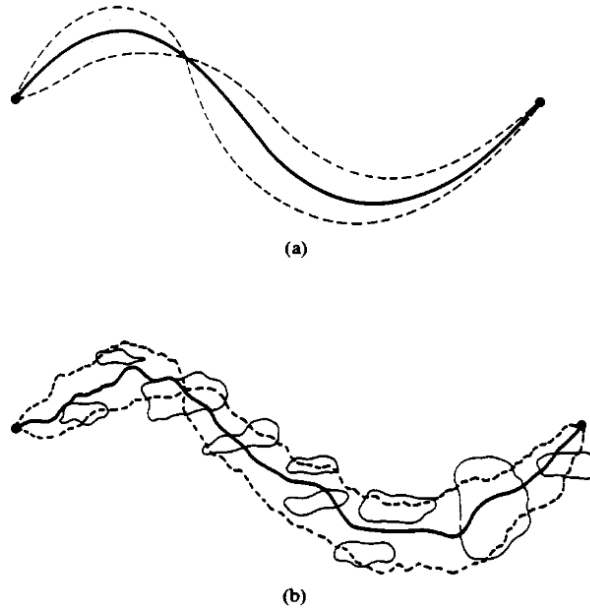


FIGURE 1.7 – (a) Rayon propre non perturbé et tube de rayons. (b) Rayon et tube perturbés par les fluctuations de l'environnement. Figure extraite de FLATTÉ (1983)

théorie de l'intégrale des chemins dans FLATTÉ (1983) pour améliorer le modèle dans le cas de fortes inhomogénéités. Nous allons supposer que chaque interaction entre le rayon moyen (le rayon pour un environnement non perturbé) et les fluctuations aléatoires de l'environnement vont le dévier légèrement (illustration en figure 1.7). L'importance de ces déviations dépend de deux paramètres : l'amplitude des fluctuations Φ et le paramètre de diffraction Λ . L'effet sur les variables acoustiques sera plus amplement discuté en chapitre 3.

Le travail de FLATTÉ (1983) définit le paramètre mesurant l'amplitude des fluctuations comme l'intégrale des fluctuations de l'environnement le long du rayon propre non perturbé. Il s'écrit de la forme :

$$\Phi^2 = \left\langle \left(k_0 \int \mu ds \right)^2 \right\rangle \quad (1.63)$$

où k_0 est un nombre d'onde de référence tel que $k_0 = \omega/C_0$, ds représente l'intégrale le long d'un rayon propre existant dans un milieu non perturbé (c'est à dire pour lequel $\mu(x, z, t) = 0$). On peut faire une approximation de l'intégrale de (1.63) sur une ligne droite entre la source et le récepteur, et en supposant que cette distance R entre source et

récepteur est beaucoup plus grande que la longueur de corrélation L_H des fluctuations de l'environnement, on trouve :

$$\Phi^2 = k_0^2 \int_0^R dx \left[\int_{-\infty}^{+\infty} \rho(u) du \right] \quad (1.64)$$

Finalement, en utilisant l'équation (1.62) on a l'approximation :

$$\Phi^2 \approx k_0^2 \langle \mu^2 \rangle R L_p \quad (1.65)$$

avec L_p une longueur de corrélation de l'environnement le long du rayon, qui est définie comme :

$$L_p = \frac{1}{\langle \mu^2 \rangle} \int_{-\infty}^{+\infty} \rho(u) du \approx 0.4 L_H \quad (1.66)$$

Dans l'approximation géométrique, Φ est égal à la moyenne quadratique de la variation de la phase. Dans ce cas, il est possible de prévoir la variation de la phase à partir des données environnementales. Il devient important de pouvoir estimer la distribution de μ , ce qui est fait à partir du spectre de GM. Ces prévisions sont souvent très proches des données environnementales (COLOSI et al. 2019).

D'un autre côté, le paramètre de diffraction Λ est défini comme le rapport entre la taille de la zone de Fresnel autour d'un rayon et la longueur de corrélation verticale de l'environnement. Il s'écrit :

$$\Lambda = \frac{1}{R} \int_0^R \frac{1}{2\pi} \left[\frac{R_F(x)}{L_v} \right]^2 dx \quad (1.67)$$

où L_v est la longueur de corrélation verticale du milieu, et R_F est le rayon de Fresnel. Le rayon de Fresnel est défini comme la distance entre le rayon acoustique non-perturbé et un rayon perturbé telle qu'il y aurait interférence destructive entre eux. Par conséquent, les rayons qui se trouvent au-delà du rayon de Fresnel créeront des lobes secondaires. Pour une distance de propagation importante ($R \gg R_F$), l'expression du rayon de Fresnel en fonction de la distance horizontale est approximativement :

$$R_F(x) \approx \sqrt{\lambda x \frac{R-x}{R}} \quad (1.68)$$

Le paramètre Λ mesure la diffraction causée par la taille des inhomogénéités de l'environ-

nement.

La propagation acoustique dépend alors des valeurs de Λ et Φ . Trois régimes différents sont définis. Le régime non-saturé est un régime où les fluctuations de l'environnement perturbent le rayon moyen mais pas suffisamment pour qu'il y ait création de rayons supplémentaires. Lorsque les inhomogénéités deviennent plus importantes, il y a création de micro-rayons (selon la nomenclature de FLATTÉ (1983)) autour du rayon moyen, le régime devient dit saturé. Si les inhomogénéités sont assez grandes par rapport au rayon de Fresnel ($R_F \ll L_V$), on est dans le régime de saturation partielle. Dans ce cas les micro-rayons subissent les mêmes fluctuations de phase que le rayon moyen et restent tous corrélés, mais l'amplitude subit tout de même de petites fluctuations. Dans le cas contraire où les inhomogénéités sont petites par rapport au rayon de Fresnel ($R_F \gg L_V$), les micro-rayons subissent différentes fluctuations en amplitude et en phase, créant une somme non-cohérente en réception. On parle dans ce cas de régime complètement saturé. On peut représenter ces différents régimes de propagation dans un diagramme, comme montré en figure 1.9(i).

Les grandeurs Λ et Φ sont difficiles à estimer dans un contexte opérationnel car la connaissance que nous pouvons avoir du milieu est faible. Il existe cependant des approximations de leurs valeurs comme dans ESSWEIN et FLATTE (1980), où des approximations pour un milieu indépendant de la distance sont réalisées afin d'estimer les paramètres environnementaux d'une expérience de propagation d'impulsions à 850 km. On peut également citer le travail de COLOSI (2015), qui propose une reformulation de l'espace $\Lambda - \Phi$. Ce travail se base sur la connaissance accrue du spectre des petites fluctuations de l'océan afin de définir un nombre maximum de modes à considérer, et l'estimation de la taille de la zone de Fresnel est désormais calculée pour des grands angles de propagation. Ces nouvelles approximations permettent de réduire l'erreur d'estimation des paramètres, et donc des régimes de propagation. Cette prise en compte modifie l'espace $\Lambda - \Phi$ (voir figure 1.9(ii)).

Par ailleurs, il peut être intéressant d'introduire l'indice de scintillation et de la distance de propagation pour exprimer les différents régimes de propagation. L'indice de scintillation est défini comme la variance d'intensité normalisée par l'intensité moyenne carrée :

$$SI = \frac{\langle I^2 \rangle - \langle I \rangle^2}{\langle I \rangle^2} \quad (1.69)$$

Ainsi, une représentation des régimes de propagation en fonction de SI et de la distance

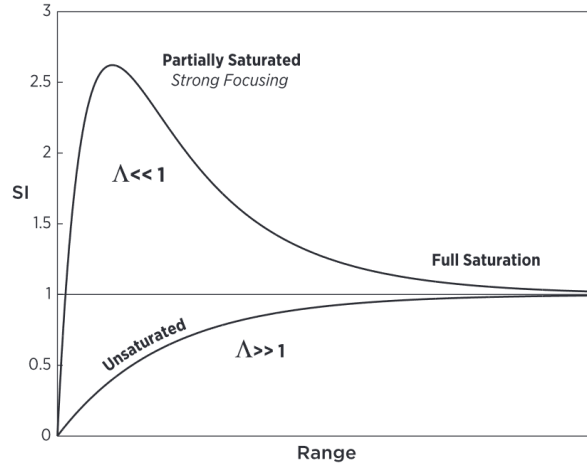


FIGURE 1.8 – Régimes de fluctuation en fonction de l'indice de scintillation et de la distance de propagation. Figure extraite de COLOSI (2015)

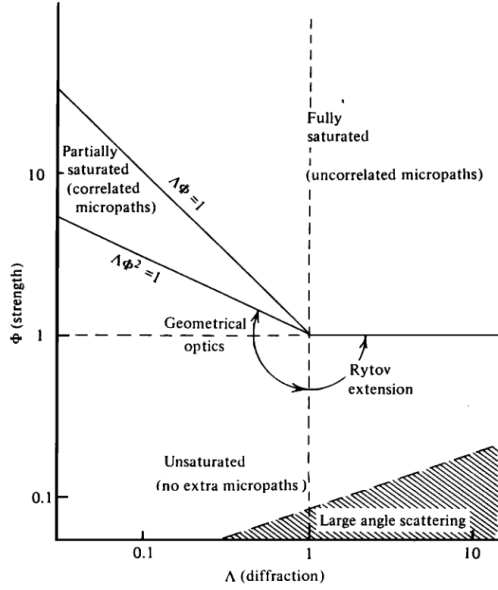
de propagation est proposée dans COLOSI (2015) (cf. figure 1.8).

On note malgré tout des erreurs dans les prédictions de la variance de la phase ou de l'intensité, mais cette méthode reste une bonne indication du comportement acoustique général. Il peut notamment être utile pour évaluer la propagation des impulsions (DASHEN, MUNK et WATSON 2010), par exemple en régime non-saturé on peut s'attendre à une variation du temps d'arrivée de l'impulsion. En revanche, en régime saturé il y aura un étalement du paquet causé par les interactions entre les micro-rayons. Cet effet sera plus important en régime complètement saturé. Il est alors possible de prévoir dans les grandes lignes le comportement acoustique.

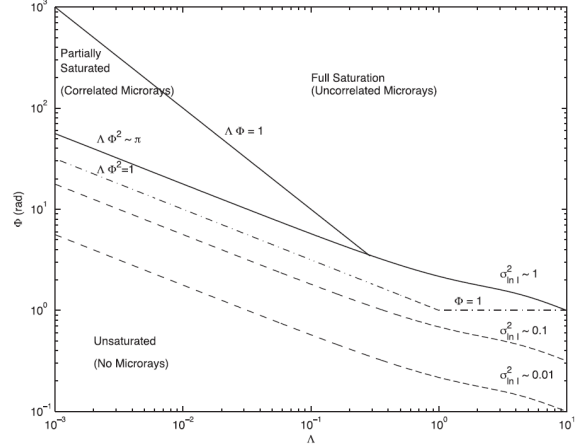
D'autres paramètres ont été utilisés dans le travail de OSTASHEV et WILSON (2017) pour lier les variances de la phase et de la log-amplitude dans le cas d'un milieu aléatoire en mouvement, plus adapté à la propagation acoustique atmosphérique. Dans cette formulation, les paramètres environnementaux sont décrits par Φ et le paramètre d'onde D_L définit comme :

$$D_L = \frac{x}{kL_f^2} \quad (1.70)$$

où x est la distance horizontale de propagation et L_f est une longueur caractéristique du spectre des fluctuations. On peut alors noter une ressemblance avec le paramètre Λ . D_L contrôle donc la diffraction : lorsque $D_L \ll 1$ la diffraction est faible, et inversement lorsque $D_L \gg 1$ la diffraction est forte.



(i) Régimes de propagation acoustique dans l'espace Λ - Φ . Extrait de ESSWEIN et FLATTE (1980).



(ii) Régimes de propagation acoustique dans l'espace Λ - Φ reformulés. Extrait de COLOSI (2015).

FIGURE 1.9 – L'espace Λ - Φ

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit la propagation acoustique en milieu fluctuant appliquée à l'océan. Nous avons présenté le profil de célérité, défini principalement par la température et la pression, qui conditionne la propagation acoustique. Ce profil peut être perturbé par la dynamique océanique, et en particulier nous allons nous intéresser à l'effet des fluctuations créées par les ondes internes, qui se propagent grâce au gradient de densité de l'océan. La complexité de la propagation et de l'environnement implique une résolution de l'équation d'onde par des simulations numériques. Nous avons présenté les trois grandes méthodes : les modes normaux, les rayons et l'équation parabolique, où nous avons discuté leurs forces et limitations. En général, la complexité calculatoire est importante et il est nécessaire de réaliser des approximations afin de résoudre de manière analytique l'équation d'onde. Nous avons présenté les principales méthodes qui sont utilisées, c'est-à-dire l'approximation de petites fluctuations et la théorie de l'intégrale des chemins. Ces deux approximations ont été utilisées dans la littérature pour lier la variance de la phase acoustique et la variance de la log-amplitude à des paramètres environnementaux, Λ et Φ , décrivant les inhomogénéités de l'environnement. Ces paramètres décrivent donc

différents régimes de propagation, qui peuvent être exploités afin de prévoir les paramètres acoustiques. La variance de la phase est prédite avec succès, mais les résultats en log-amplitude sont plus mitigés. Cela résulte de la complexité de la donnée acoustique et des approximations réalisées dans les calculs théoriques.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter la variabilité importante des données *in-situ* récoltées pendant les campagnes océano-acoustiques majeures réalisées pour étudier les fluctuations de la colonne d'eau. Nous pourrions observer la complexité des fluctuations causées par les divers phénomènes océanographiques sur les variables acoustiques, expliquant la difficulté à réaliser des correspondances entre modèles et données.

MESURER LA COMPLEXITÉ ENVIRONNEMENTALE

L’océan étant un milieu complexe, comprenant de nombreuses échelles différentes de fluctuations, il est difficile de l’étudier par la simulation uniquement. C’est pourquoi, de nombreuses campagnes ont été réalisées dans différents lieux de l’océan afin d’étudier une large gamme de phénomènes océanographiques et leurs impacts sur la propagation acoustique. Ces campagnes ont permis d’établir ou de confirmer les liens entre océanographie et acoustique sous-marine, tout en apportant d’importantes connaissances à l’océanographie et à l’acoustique sous-marine dans le but d’améliorer et valider les modèles de propagation et d’environnement.

Dans ce chapitre, nous allons expliciter le besoin opérationnel dans lequel s’inscrit notre travail, avant de réaliser un panorama non-exhaustif des études sur données réelles et présenter les besoins qui ne sont pas encore comblés. Enfin, nous allons détailler les données de campagnes utilisées dans notre étude.

2.1 Problématique spécifique et besoin opérationnel

Notre travail se place dans un contexte de détection passive à bas SNR (rapport signal à bruit) de sources émettant dans les moyennes et hautes fréquences (de 1 à 10 kHz), sur des antennes verticales.

L’objectif est de maximiser le gain d’antenne et de traitement. Dans un cas idéal de front d’onde parfaitement cohérent et de bruit non-cohérent, le gain d’antenne est $G = 10 \log_{10} 2L/\lambda$, où L est la longueur de l’antenne, λ est la longueur d’onde du signal acoustique. La première solution au problème de détection est donc l’augmentation de la taille des antennes. Cependant, comme nous allons le voir dans ce travail, les fluctuations de l’océan induisent une déformation du front d’onde, ce qui réduit la cohérence du signal reçu. Cette perte de cohérence acoustique impacte fortement une plus grande antenne : dans

les traitements d’antenne classiques (Ch. 4), on suppose que l’onde arrivant sur l’antenne est plane, c’est à dire complètement cohérente. Une plus grande antenne demandera donc une longueur de cohérence plus grande. Pour arriver à maximiser les performances du matériel, il serait donc souhaitable de prévoir la déformation du front d’onde afin de pouvoir compenser les pertes dues à la fluctuation. Cela implique d’étudier le lien entre le milieu et l’onde acoustique reçue.

Nous montrerons dans ce chapitre que les études sur les campagnes ont surtout été réalisées à basse fréquence (< 1000 Hz). Depuis, au vu des progrès en discrétion acoustique des navires, l’intérêt opérationnel s’est déplacé des fréquences de l’ordre de 100 Hz, aux fréquences de l’ordre de 10 Hz et 1 kHz. Il y a dans ces gammes un manque de connaissance de l’impact de l’environnement. Les modèles théoriques doivent par conséquent être validés ou corrigés pour ces fréquences.

2.2 Panorama des études sur données réelles

Nous allons focaliser notre revue sur l’impact des fluctuations de la colonne d’eau sur la propagation acoustique. Nous allons donc classer les études par phénomène océanographique étudié.

De nombreuses expériences ont étudié l’influence des ondes internes non-linéaires, les solitons, sur la propagation acoustique dans des zones d’eaux peu profondes. Ces campagnes se sont tenues au niveau du talus continental, proche de zones de génération de solitons. On peut notamment citer SWARM (APEL et al. 1997) pour Shallow Water Acoustic in a Random Medium au large du New-Jersey, PRIMER (SPERRY et al. 2003) au niveau du talus de Nouvelle-Angleterre et SW06 (TANG et al. 2007) sur le plateau continental du New-Jersey, ou encore ASIAEX dans le sud de la mer de Chine (LYNCH et al. 2004).

Les fronts ont aussi suscité de l’intérêt, en particulier les fronts thermiques, notamment dans les campagnes Barents Sea Polar Front Experiment (LYNCH et al. 1996), PRIMER, ou plus récemment les campagnes NARVAL (REAL et al. 2021).

La campagne MATE pour Mid-Ocean Acoustic Transmission Experiment (EWART et REYNOLDS 1984), sur la côte Ouest des États-Unis, a exploré l’effet des ondes internes linéaires sur la propagation acoustique à moyenne fréquence et grands fonds pour une distance de propagation de l’ordre de la dizaine de kilomètres. Cette campagne se rapproche le plus de notre problématique, mais elle ne considère pas de traitement d’antenne, en dépit de l’utilisation de deux hydrophones synchronisés.

Campagne	Propagation	Fréquences émises	Distance	Phénomène océanographique
BSPF	Petits fonds	224 Hz - 400 Hz	50 km	Front, Ondes internes, Marée
SWARM	Petits fonds	224 - 400 Hz	20 - 50 km	Solitons, Ondes internes
PRIMER	Petits fonds	224 - 400 Hz	20 - 50 km	Solitons, Front, Marée
ASIAEX	Petits fonds	50 - 600 Hz	20 km	Solitons, Marée
SW06	Petits fonds	224 - 500 Hz	20 - 50 km	Solitons, Ondes internes
NPAL	Grands fonds	75 Hz	300 - 5000 km	Ondes internes, Mésoéchelle
PhilSea10	Grands fonds	60 - 300 Hz	130 - 450 km	Ondes internes, Mésoéchelle
MATE	Grands fonds	2 - 13 kHz	18 km	Ondes internes
NARVAL19	Fonds moyens	1 - 14 kHz	40 km	Front
INTIMATE96	Petits fonds	300 - 800 Hz	5.6 km	Marée
ALMA2017	Grands fonds	1 - 13 kHz	16.5 km	Ondes internes

TABLE 2.1 – Tableau résumant les campagnes océano-acoustiques étudiées dans ce travail - Partie 1

Campagne	Type de capteur	Éléments	Longueur	Fréquence d'échantillonnage spatial
BSPF	VLA	16	225 m	50 Hz
SWARM	VLA VLA	16 32	52.6 m 64 m	214 Hz 375 Hz
PRIMER	VLA VLA	na na	na na	na na
ASIAEX	VLA HLA	16 32	79 465	200 - 100 Hz 50 Hz
SW06	VLA HLA Hydro	13 32 -	67 465 -	variable 50 Hz -
NPAL	VLA HLA	na na	3000 3600	na na
PhilSea10	VLA	10 à 47	360 à 1000 m	37.5 - 18.75 - 12.5 Hz
MATE	Hydro	-	-	-
NARVAL19	VLA Hydro	6	144 m	44 Hz
INTIMATE96	VLA	4	80 m	21 Hz
ALMA2017	VLA	32	5 m	5 kHz

TABLE 2.2 – Tableau résumant les campagnes océano-acoustiques étudiées dans ce travail - Partie 2. "na" lorsque l'information n'est pas spécifiée.

Une autre série de campagnes s'est intéressée à l'effet des ondes internes linéaires et de la méso-échelle sur la propagation à longue distance dans des fonds profonds : le North Pacific Laboratory (NPAL) (WORCESTER et SPINDEL 2005). Elle s'est déroulée dans l'océan Pacifique en plusieurs endroits. On peut citer en particulier une première moitié de campagne qui s'est déroulée jusqu'en 2004 dans le Pacifique nord. NPAL comprend des expériences de propagation à très grande distance à travers l'océan Pacifique, depuis Hawaï ou la côte ouest des États-Unis. Il y a ensuite eu une deuxième partie en 2010-2011 dans la mer des Philippines (PhilSea10) (WORCESTER et al. 2013).

Les tableaux 2.1 et 2.2 résument les caractéristiques des campagnes que nous avons sélectionnées.

Nous présentons des principaux résultats issus de ces campagnes, en séparant les effets

de chaque type de perturbation affectant la propagation acoustique, comme affiché sur le tableau 2.1.

2.2.1 Effet des solitons

Les solitons sont des ondes internes non-linéaires impactant très largement la distribution de la célérité en créant une dépression ou une remontée de la thermocline, sur des hauteurs jusqu'à plusieurs dizaines de mètres. Étant donnée leur génération par les forçages de marées au niveau de changements brusques de bathymétrie (BUIJSMAN, KANARSKA et MCWILLIAMS 2010), ils peuvent être considérés comme déterministes d'un point de vue océanographique. En revanche, nous allons voir que cela n'est pas transposable au point de vue acoustique, du fait de leur effet complexe sur la propagation.

Des campagnes conséquentes, par leurs nombreuses mesures (multiples chaînes de thermistances, radars, satellites, ...), ont été réalisées pour aider à comprendre le phénomène et permettre de réaliser des simulations d'environnement plus proches de la réalité du terrain. Les données acoustiques acquises sont ensuite comparées aux simulations de propagation afin d'analyser plus en détails l'évolution de l'onde acoustique lorsqu'elle traverse un soliton.

Les études que nous allons détailler ci-dessous ont montré que différentes perturbations apparaissent selon l'angle entre la ligne de propagation acoustique et le front du soliton, comme montré en figure 2.1. Nous allons donc classer les études portant sur les solitons en deux axes : la propagation perpendiculaire aux fronts du soliton, qui cause du couplage entre les modes, et la propagation parallèle, dans laquelle nous prenons en compte les propagations obliques qui font apparaître des réfraction et focalisation horizontales.

Propagation perpendiculaire au soliton

Les premières études menées sur les données acquises pendant la campagne SWARM (APEL et al. 1997 ; HEADRICK et al. 2000a) ont observé que le temps d'arrivée du paquet d'arrivées varie globalement sans que sa forme ne change. Il a aussi été vu qu'il pouvait plus ou moins s'étaler, c'est-à-dire que le délai entre les différentes arrivées d'une même émission

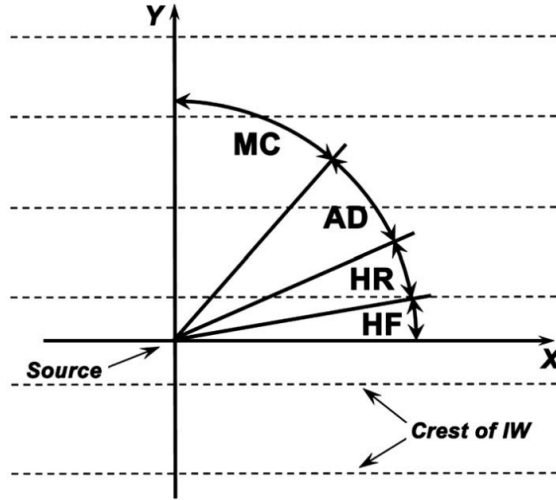
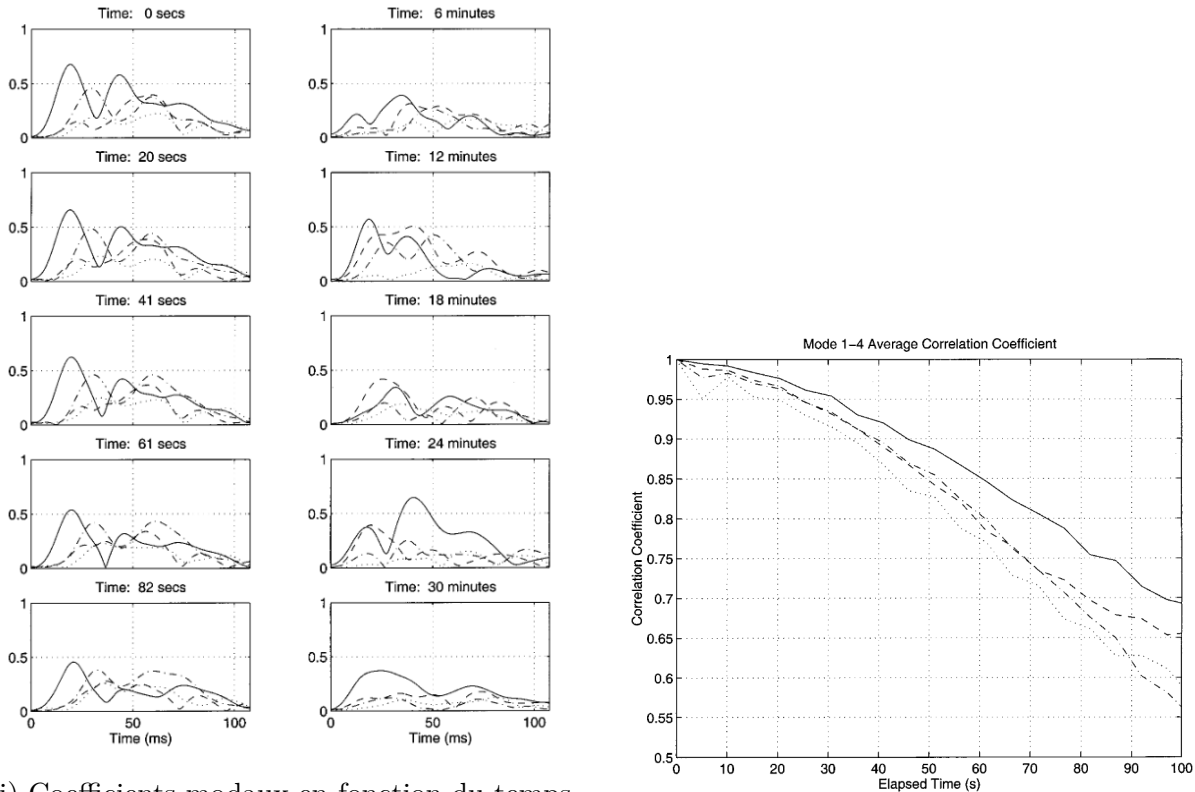


FIGURE 2.1 – Schéma des phénomènes acoustiques en jeu dans la propagation à travers un soliton, en fonction de l’angle entre le rail de propagation et le front du soliton. MC : couplage de modes ; AD : propagation adiabatique ; HR : réfraction horizontale ; HF : focalisation horizontale. Figure extraite de BADIEY et al. (2007).

varie¹. Le travail de HEADRICK et al. (2000a) montre que ces fluctuations en temps d’arrivée et en étalement ont une forte composante M2. Cette fréquence est aussi celle de génération des solitons par la marée, on peut donc supposer que ces phénomènes sont liés. En particulier, il est montré que l’étalement des arrivées est corrélé avec la présence de solitons proches de l’antenne. Cependant, étant donnée la distance de source à antenne (32 km, correspondant environ à 12h de propagation d’un soliton) la présence d’un soliton proche de la source est souvent liée à la présence d’un soliton proche de l’antenne, il est donc difficile de séparer les deux contributions. Des comportements similaires d’étalement et de variation du délai des arrivées ont été observés pour PRIMER dans SPERRY et al. (2003), ou encore pour ASIAEX selon DUDA et al. (2004). Dans le cas de PRIMER, la fluctuation de temps d’arrivée du paquet est moindre dû à des solitons moins énergétiques dans cette zone d’étude, mais l’étalement du paquet est plus importante à cause du front thermique et de distances de propagation plus importantes.

Dans le cas de SWARM, la corrélation des amplitudes des arrivées modales ($A_m(t)$) de

1. Selon la théorie explicitée dans DASHEN, MUNK et WATSON (2010, Chapitre 8), l’extension temporelle d’une impulsion est la transformée de Fourier de la cohérence fréquentielle. Le même formalisme lie l’étalement Doppler à la cohérence temporelle. Ces perturbations peuvent être séparées en *wander* (l’impulsion ne change pas de forme mais son temps d’arrivée varie) et *spread* (son temps d’arrivée moyen ne change pas mais elle subit un étalement). L’étalement a pour origine les multiples trajets.



(i) Coefficients modaux en fonction du temps sur une période de 82 s à gauche, et 30 min à droite. La variabilité est importante d'une période de 6 min à l'autre.

(ii) Corrélation moyenne des coefficients modaux. On observe une décroissance rapide en fonction du temps.

FIGURE 2.2 – Statistiques des modes 1 (solide), 2 (tirets), 3 (points-tirets), 4 (points). Figures de HEADRICK et al. (2000a).

l'équation 1.26) baisse rapidement : elles restent relativement corrélées pendant 100s, mais ne le sont plus 6 min plus tard (figures 2.2). La récurrence des émissions ne permet pas d'avoir une meilleure résolution temporelle. Les plus hautes fréquences (400 Hz) sont plus affectées que les plus basses (224 Hz). Le travail de HEADRICK et al. (2000a) montre que la décorrélation modale (et l'intensité des modes) est aussi liée à la marée M2, et donc possiblement au passage des solitons.

Les nombreuses études sur simulations numériques réalisées pour expliquer les fluctuations observées (ROUSEFF et al. 2002; DUDA et PREISIG 1999; HEADRICK et al. 2000b; FINETTE et al. 2000) ont trouvé des effets de l'environnement sur l'acoustique similaires aux observations, au prix d'importants travaux de modélisation de l'environnement en se basant sur les données *in-situ*. Les travaux de DUDA et PREISIG (1999) ou encore ceux

de SPERRY et al. (2003) ont montré (dans le cadre de SWARM et PRIMER respectivement) que le déplacement du soliton entre source et récepteur crée des fluctuations des composantes modales et d'intensité reçue (d'environ ± 10 dB dans le cas de SWARM). Ces fluctuations sont liées au couplage entre les modes au niveau des faces du soliton (les zones de plus fort gradient de la thermocline) ; ce couplage change selon la phase de chaque mode, qui varie en fonction de la position du soliton. Un tel comportement peut être simulé par une "Sharp Interface Approximation" (SIA) selon HEADRICK et al. (2000b), où les faces du soliton sont modélisés par des changements abruptes de profil de célérité. Cela pourrait simplifier les calculs dans un contexte opérationnel.

Ainsi lorsque le soliton se déplace, la phase des modes relative au soliton évolue et donc le couplage évolue lui aussi. Dans le cas de l'environnement de SWARM, l'intensité reçue augmente si le transfert d'énergie se fait des modes élevés aux modes bas, et l'intensité reçue baisse dans le cas contraire. Le nombre de crêtes dans le soliton impacte fortement le temps d'arrivée du paquet : plus il y a de crêtes, plus le temps d'arrivée et l'étalement du paquet sont variables car il y a un plus grand nombre de couplages. De plus, la présence du soliton proche de l'antenne a un effet plus fort : lorsque le soliton est loin de l'antenne, les fluctuations induites par les couplages entre modes ont le temps d'être "lissées" par la propagation dans l'environnement non-perturbé. En adoptant le point de vue des rayons, à une fréquence acoustique plus élevée, on peut réaliser une déduction similaire pour comprendre les périodes de fluctuations acoustiques (KATSNELSON, GRIGOREV et LYNCH 2008). Lorsque la source et le capteur sont proches du fond, les points de retournement des rayons propres se trouvent dans la thermocline, c'est à dire à l'endroit le plus influencé par les solitons. Les points de retournement sont les zones les plus sensibles aux fluctuations, donc la période de plus importante fluctuation acoustique est influencée par la distance entre les points de retournement, relative à la vitesse du soliton selon le rail de propagation.

Les solitons peuvent aussi redistribuer l'énergie acoustique dans la colonne d'eau, comme montré dans des simulations sur PRIMER (FREDRICKS et al. 2005 ; WARN-VARNAS et al. 2007), ou dans les données ASIAEX (CHIU et al. 2004). Dans le cas de PRIMER, lorsque la source est proche du fond, on peut noter une augmentation de l'intensité reçue à certaines fréquences (224 Hz par exemple). Cela est dû au fait que dans cette campagne, les solitons sont proches du fond. L'énergie dans les parties basses de la colonne d'eau est alors réfractée vers le haut, et se propage plus facilement sur le talus. On l'observe dans ASIAEX avec le point de vue des modes : sans soliton, les modes excités sont les modes bas qui sont piégés au fond. Le soliton crée un transfert d'énergie à des modes plus élevés par couplage entre

modes adjacents en générant une cascade d'énergie qui va exciter les modes occupant le haut de la colonne d'eau.

Des études faites durant ASIAEX vont plus loin, et étudient notamment l'effet des fluctuations environnementales sur les antennes. Le travail de ORR et al. (2004) montre en particulier qu'il existe des variations importantes en gain d'antenne (horizontale), angle d'arrivée du maximum et puissance. Ce gain d'antenne est calculé comme le RSG selon CAREY et al. (2002) : $RSG = SGM - SGT$, où SGM est le gain moyen mesuré et SGT le gain théorique. La variation du RSG traduit alors une variation du gain mesuré. Dans ORR et al. (2004), les auteurs notent que le gain d'antenne est dégradé (de plus ou moins 5 dB) lorsqu'un soliton passe au niveau de l'antenne verticale, mais les auteurs lient ce comportement aux courants importants qui accompagnent les solitons et font donc bouger l'antenne. Cette dégradation du gain est aussi corrélée avec une réduction de la cohérence du champ acoustique. Les variations du gain sur l'antenne horizontale sont expliquées par des vagues de sable sur le fond, induites par les courants des solitons. Il a aussi été observé que la présence de solitons au niveau de la source ou de l'antenne réduit la cohérence acoustique sur l'antenne, et donc son gain. De plus, il est montré que les dégradations du gain d'antenne sont plus faibles pour des antennes de petite ouverture, confirmant que des grandes antennes sont plus sensibles aux fluctuations de l'environnement (figure 2.3 montrant le RSG en valeur absolue).

Dans le cas de SW06, le travail de DUDA et al. (2012) montre que la présence de solitons induit une fluctuation de l'angle du maximum de cohérence d'une antenne horizontale. De plus, dans le cas de propagation perpendiculaire au soliton, le rayon de cohérence est en moyenne plus faible mais plus stationnaire que dans un cas de propagation parallèle. Cela s'explique par la présence d'au moins un soliton entre la source et le récepteur à tout moment, rendant l'environnement relativement stationnaire mais toujours perturbé.

Propagation parallèle au soliton

Des expériences de propagation parallèle (ou à angle faible) aux fronts de solitons ont été réalisées afin d'étudier l'effet tri-dimensionnel de ces perturbations sur la propagation acoustique.

Il y a tout d'abord, comme dans le cas de la propagation perpendiculaire, un transfert d'énergie entre les modes (FRANK et al. 2004 ; DUDA et al. 2012), qui est expliqué dans FRANK et al. (2004) par des interactions résonantes lorsque le nombre d'onde du soliton dans le plan de propagation acoustique est égal à la différence entre les nombres d'ondes

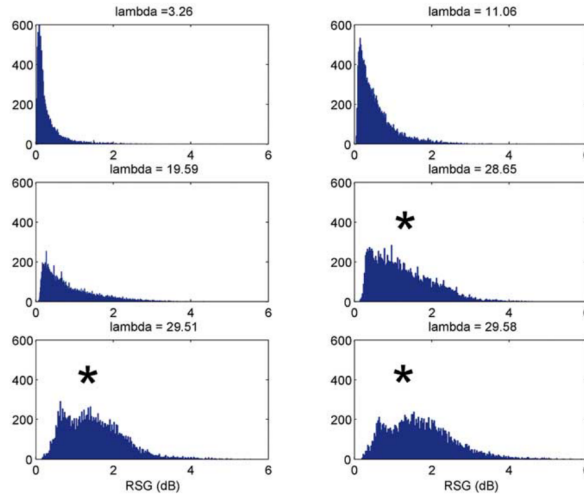


FIGURE 2.3 – Histogrammes du RSG (Relative Signal Gain) en valeur absolue sur une période de 24h, pour différentes ouvertures d’antenne (longueur d’antenne exprimée en nombre de λ). Figure extraite de ORR et al. (2004). Le RSG est défini dans CAREY et al. (2002) comme le quotient entre le gain mesuré et le gain théorique d’une antenne. Il est aussi égal à L/L_c , le quotient entre l’ouverture de l’antenne et le rayon de cohérence du signal.

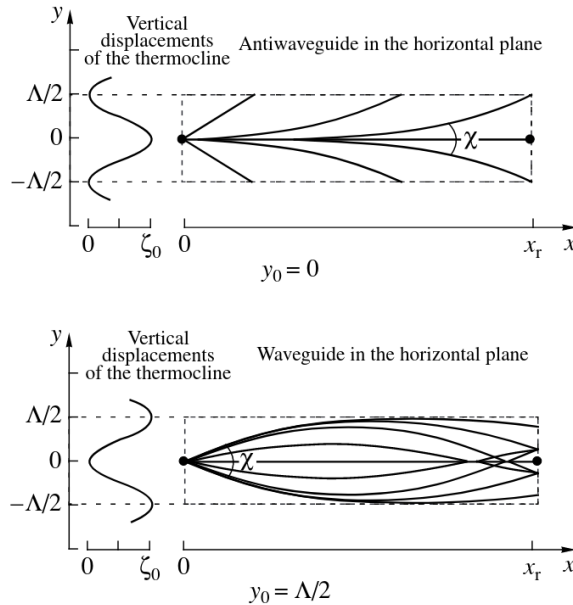


FIGURE 2.4 – Schéma des événements de focalisation et défocalisation horizontales. Lorsque la source est entre deux crêtes du soliton, les rayons sont piégés et créent des zones de focalisation. L’inverse se passe lorsque la source est sur une crête du soliton. Figure extraite de KATSNELSON et PERESELKOV (2000).

de modes acoustiques se propageant. La forme du soliton contrôle donc les interactions entre modes. Ceci a aussi été observé dans le cas de propagation perpendiculaire au soliton dans ZHOU, ZHANG et ROGERS (1991).

Les données acoustiques montrent des évènements de focalisation de l'énergie, notamment sur SW06 grâce à l'antenne horizontale. On observe dans le travail de LUO et al. (2008) la transition d'une propagation adiabatique à une réfraction horizontale, focalisant l'énergie acoustique. À cet instant, les différentes arrivées, qui étaient bien séparables temporellement, se retrouvent mélangées et les arrivées horizontales sont modifiées. Cela peut être dû à du couplage de modes ou de la réfraction horizontale (DUDA et al. 2012).

Il est montré dans l'étude de FRANK et al. (2005) que des simulations 2D ne peuvent pas reproduire les données de l'intégrale verticale de l'intensité : les simulations en deux dimensions montrent moins de 0.5 dB de dynamique alors que les mesures affichent 5 dB, un facteur d'échelle de plus. Cette amplitude est expliquée par l'effet de focalisation de l'énergie acoustique entre deux ondes d'un soliton : en effet il n'y a dans ce cas pas de diffusion cylindrique de l'énergie (figure 2.4). Des simulations 3D en modes adiabatiques ont montré des résultats proches des données expérimentales. Ces résultats ont été confirmés par BADIOY et al. (2005) et KATSNELSON, BADIOY et LYNCH (2007) avec des simulations en rayons horizontaux et modes verticaux, en montrant comment le déplacement du soliton crée des instants de focalisation et de dé-focalisation de l'énergie acoustique. La théorie des modes verticaux et rayons horizontaux stipule aussi qu'à faible angle d'incidence par rapport au front du soliton, l'indice de scintillation dépend de l'indice de réfraction horizontal. Ceci est montré par les données dans BADIOY et al. (2007), de plus ces deux indices présentent une dépendance fréquentielle.

Le gain d'antenne dans le cas de propagation acoustique parallèle au soliton a été étudié dans SW06 (COLLIS et al. 2008). Il est montré dans COLLIS et al. (2008) et DUDA et al. (2012) que le gain d'antenne horizontal est en moyenne plus élevé pour toutes les tailles d'ouverture lorsqu'il n'y a pas de passage de soliton. Dans tous les cas il y a d'importantes variations du gain, dû à d'autres phénomènes environnementaux. En revanche, DUDA et al. (2012) ont montré qu'il est difficile d'estimer le gain d'antenne car il peut être influencé par la directivité du bruit. De façon similaire au gain d'antenne, la cohérence est plus importante et ses variations sont plus faibles lorsqu'il n'y a pas de soliton. Le travail de DUDA et al. (2012) montre aussi une forte baisse de la cohérence horizontale lorsque le soliton passe sur l'antenne, et une remontée de la cohérence à mesure que le front, oblique, se déplace le long du rail de propagation. Cette baisse de cohérence est

accompagnée d'un changement de l'angle du maximum de cohérence, qui est expliqué par une réfraction horizontale induite par le soliton. De plus, la cohérence mesurée est plus faible qu'estimée par des modèles qui prendraient en compte cette réfraction horizontale, il est donc suggéré que les solitons présentent des irrégularités le long de leurs crêtes, ajoutant de la complexité.

On retrouve un comportement similaire en étudiant la cohérence temporelle (DEFERRARI, LYNCH et NEWHALL 2008) : lorsque des solitons sont présents, la cohérence temporelle est divisée par 5 par rapport au cas sans soliton. Cette perte de cohérence temporelle affecte tous les modes de la même manière, et pourrait par conséquent avoir un fort impact dans des applications de communication, qui demandent une connaissance à la fois de la cohérence spatiale et de la cohérence temporelle (KILFOYLE et BAGGEROER 2000).

On a vu que les solitons causent toute sorte de fluctuations du champ acoustique. Les mesures environnementales faites durant les campagnes ont aidé à améliorer la modélisation de ces phénomènes, qui ont ensuite permis de réaliser des simulations numériques. Les résultats de ces simulations ont pu être comparés aux données réelles afin d'expliquer la physique du problème. Il a notamment été vu que les solitons causent du couplage entre les modes à chaque front, et que des simulations en 3D peuvent être nécessaires pour prévoir correctement la propagation acoustique en cas de réfraction horizontale. En revanche, les valeurs acoustiques simulées correspondent difficilement aux valeurs mesurées, il reste donc une importante source d'erreur dans les modèles.

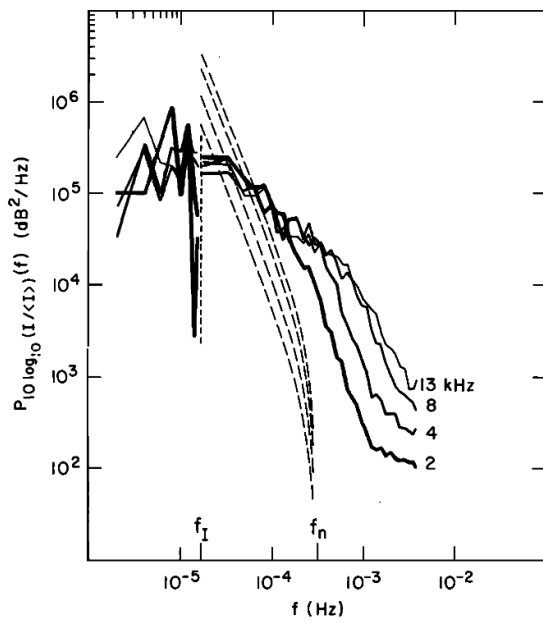
2.2.2 Effet des ondes internes linéaires

Les ondes internes linéaires sont une source de fluctuations environnementales présente partout dans l'océan ; elles peuvent aussi causer d'importantes fluctuations acoustiques. Dans SW06, pendant des périodes sans solitons où la seule fluctuation environnementale était causée par les ondes internes, des mesures ont montré des variations importantes des pertes par transmission ping à ping (TANG et al. 2008a). En revanche, les pertes moyennes incohérentes restent plutôt prévisibles en fonction de la distance. On explique donc les fluctuations ping à ping par des sommes de modes de phases aléatoires. La prévisibilité du comportement moyen se retrouve dans les données de la campagne Barents Sea Polar Front (BSPF pour le front polaire de la mer de Barents) présentées dans le travail de LYNCH et al. (1996) : la théorie des modes normaux permet de prévoir à environ 10 ms près les temps de trajet. En revanche, les fluctuations engendrées par les irrégularités du front ne peuvent pas être prédites par la théorie. Sur les données de SW06, l'étude de

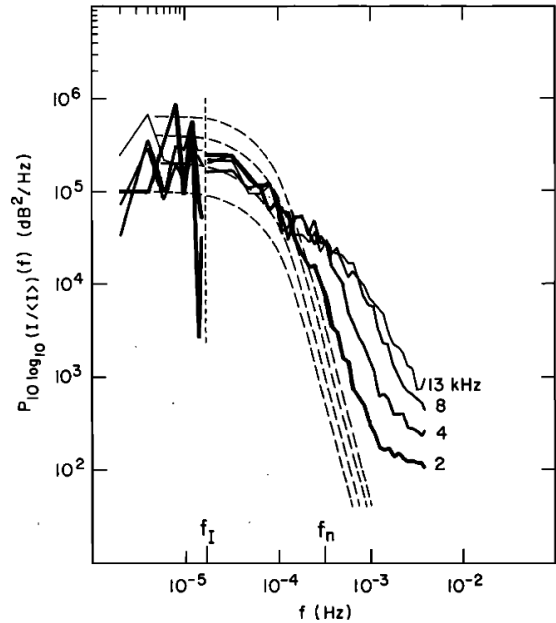
TANG et al. (2008b) montre que l'intensité reçue suit une distribution exponentielle pour les valeurs faibles d'intensité. On observe aussi des fortes réduction (deep fade) d'intensité reçue qui restent inexplicées.

Les fluctuations d'intensité dans la campagne PhilSea10 (COLOSI et al. 2019) semblent dominées par les ondes internes avec des échelles de corrélation temporelle faibles (moins de 3h). Leur effet sur les temps d'arrivée de certains rayons est étudié d'un point de vue statistique pour des propagations à grande distance. Ce point de vue est utilisé parce que la fréquence d'échantillonnage acoustique est relativement faible. On obtient, avec ce point de vue, des variations en temps d'arrivée de l'ordre de $4 \text{ à } 9 \text{ ms} \pm 2 \text{ ms}$. Toutes les directions subissent des fluctuations semblables, ce qui suggère une isotropie du champ d'ondes internes linéaires. De plus, les valeurs expérimentales obtenues sont prédites à 80% par la théorie de l'intégrale des chemins. Dans l'étude de ANDREW et al. (2016), des données et simulations sont utilisées pour étudier l'étalement des arrivées dû aux ondes internes. Il est montré que l'étalement est faible et qu'il dépendra du rayon d'arrivée. Les prévisions de Monte-Carlo par PE prédisent de bonnes valeurs d'étalement, mais les simulations de la théorie de l'intégrale des chemins les surestiment. Le faible étalement des arrivées dues aux ondes internes linéaires a aussi été observé dans MATE (EWART et REYNOLDS 1984). Ici encore, les mesures sont comparées à la théorie de Rytov : comme évoqué en partie 1.3.1, le spectre de la phase est bien prédit mais le spectre de l'intensité n'est pas bien modélisé (figure 2.5). Cette expérience a conduit au questionnement et à la reformulation de modèles numériques et théoriques (HENYEY et EWART 2006 ; MACASKILL et EWART 1984 ; MACASKILL et EWART 1996).

Pour NPAL, des simulations par modes normaux ont été faites pour étudier l'influence de la variation du profil de célérité dû aux ondes internes linéaires (COLOSI et RUDNICK 2020), en particulier leur influence sur la propagation dans le chenal de surface et dans le chenal profond. Des métriques environnementales sont définies pour évaluer les variations sur les profils de température causées par les ondes internes. Les auteurs considèrent la base du chenal de surface, noté SLD (Sound Layer Depth). Il diffère de la base de la couche de mélange car il est défini par la profondeur du maximum de célérité. On considère aussi deux isopycnes à 1025.4 et 1025.9 kg/m^3 définissant respectivement la RML (Remnant Mixed Layer) et HSL (Highly Stratified Layer), qui sont des zones importantes pour la propagation acoustique car très fluctuantes. On peut alors définir des métriques acoustiques pour évaluer les transferts d'énergie du chenal de surface au chenal profond. Les simulations (figure 2.6) montrent qu'il y a des échanges d'énergie entre les deux chenaux. Lorsque

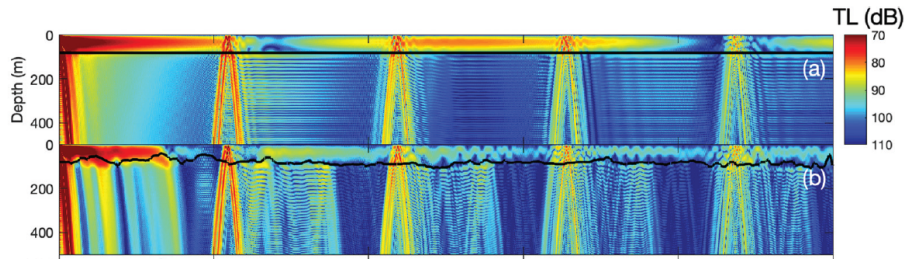


(i) Spectre de $\log I$ mesuré, avec prédictions de Rytov avec le modèle d'ondes internes de GM (pointillés). Figure extraite de EWART et REYNOLDS (1984).

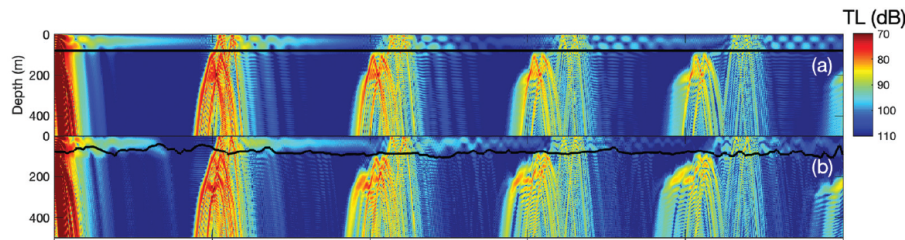


(ii) Spectre de $\log I$ mesuré, avec prédictions de Rytov avec le modèle d'ondes internes de FLATTÉ, LEUNG et LEE (1980) (pointillés). Figure extraite de EWART et REYNOLDS (1984).

FIGURE 2.5 – Spectre mesuré de $\log I$ et prédiction par approximation de Rytov.



(i) Snapshot d'une simulation à 400Hz pour la source à 40m. (a) Environnement non perturbé; (b) Environnement perturbé. Abscisses de 0 à 250 km. Figure extraite de COLOSI et RUDNICK (2020).



(ii) Snapshot d'une simulation à 400Hz pour la source à 200m. (a) Environnement non perturbé; (b) Environnement perturbé. Abscisses de 0 à 250 km. Figure extraite de COLOSI et RUDNICK (2020).

FIGURE 2.6 – Pertes de transmission avec environnement non-perturbé (figures (i)) et perturbé (figures (ii)).

le milieu n'est pas perturbé et que la source est peu profonde (figure 2.6(i)), les modes piégés dans le chenal de surface créent des zones d'interférence de grande échelle. Lorsque le milieu est perturbé par des ondes internes, on voit d'importantes quantités d'énergie acoustique qui s'échappent du chenal de surface pour aller insonifier les zones d'ombres du chenal profond. De plus, le champ acoustique dans le chenal de surface est très perturbé, et les modes piégés dans ce chenal perdent jusqu'à 15 dB en moyenne au-delà de 100 km de propagation. De façon similaire, lorsque la source est sous le chenal de surface (figure 2.6(ii)), les ondes internes vont créer des échanges d'énergie entre le chenal profond et le chenal de surface, qui dans ce cas vont venir augmenter l'énergie dans le chenal de surface d'en moyenne une dizaine de dB. Cependant, l'écart type de ces mesures est d'environ 5 dB en dehors des zones de convergence, ce qui reste une incertitude très importante.

On voit en général que la prise en compte des fluctuations causées par les ondes internes linéaires reste statistique, étant donné qu'elles sont caractérisées la plupart du temps par leur spectre. Les fluctuations qu'elle causent sont donc caractérisées de la même manière.

2.2.3 Effet des marées

Les marées peuvent avoir des effets importants, autres que par la génération de solitons. La marée va en effet affecter toute la colonne d'eau et modifier le profil de vitesse du son, elle va aussi modifier la hauteur d'eau et donc les trajets réfléchis surface et fond.

La campagne ASIAEX montre une importante marée interne (CHIU et al. 2004). Cette marée influence fortement les variations de temps d'arrivée, d'environ 100 ms (DUDA et al. 2004), tandis qu'elles atteignent seulement 10 ms pour SWARM et PRIMER qui ne présentent pas de forte contribution de la marée. Les données de PhilSea10 (COLOSI et al. 2019) montrent des variations en temps d'arrivée allant de 6 ms à 22 ms après correction de la longueur des différents trajets, montrant une anisotropie importante de l'effet de la marée interne dans cette zone.

La marée peut aussi influencer la cohérence temporelle, comme expliqué dans DEFERRARI, LYNCH et NEWHALL (2008) pour la campagne SW06. Lors de phases de faibles fluctuations du milieu, la cohérence temporelle du premier mode acoustique ne varie pas tandis que celle des modes plus élevés varie lentement. Cela a été expliqué par la variation de la hauteur d'eau créée par la marée, qui influence les modes élevés c'est-à-dire ceux qui interagissent avec le fond et la surface. Nous allons voir qu'on retrouve ce phénomène dans les données INTIMATE 96 que nous allons détailler ci-dessous (STÉPHAN et al. 2000).

2.3 Données utilisées dans les travaux de thèse

Comme nous l'avons vu, les données issues de campagnes de mesures en mer enrichissent la connaissance sur les modèles théoriques océano-acoustique. Cette étape est nécessaire car la complexité de l'environnement ne permet pas de le simuler exactement. De plus, des erreurs subsistent dans les modèles et les campagnes à la mer que nous avons présenté ne couvrent pas la totalité des besoins opérationnels actuels. En particulier, cette revue indique un manque de données dans un cadre de propagation à fréquences moyennes (au-dessus de 500 Hz) sur une antenne, dans un milieu fluctuant ainsi que pour des environnements avec un fond très variable.

Dans ce travail, nous avons utilisé les données de deux campagnes océano-acoustiques, répondant chacune à un besoin de notre étude qui n'a pas été couvert par les campagnes que nous avons évoquées précédemment. La première, INTIMATE96, est une campagne en petits fonds sur le plateau continental portugais avec comme principale fluctuation la marée interne. Elle présente, dans la configuration que nous avons étudiée, un environnement

indépendant de la distance. La seconde, ALMA 2017, est une campagne en milieu côtier dans un canyon, présentant donc une propagation complexe à moyenne fréquence dans un environnement avec un fond très variable et des ondes internes. De plus, un ensemble de 4 antennes verticales de 32 capteurs sont utilisées en réception. Ici nous n'utiliserons que l'une de ces antennes verticales. Cette configuration complexe, avec des connaissances approximatives de l'environnement et des capteurs en antenne, en font une campagne particulièrement intéressante mais difficile à analyser.

2.3.1 Plateau continental Portugais : INTIMATE 96

INTIMATE 96 (pour INternal Tide Investigation by Means of Acoustic Tomography Experiment) est une campagne du Service d'Hydrographie et d'Océanographique de la Marine (SHOM), l'Institut Hydrographique du Portugal (IH), l'Université d'Algarve (UAL) et le New Jersey Institute of Technology (NJIT). L'étude de STÉPHAN et al. (2000) contient une description complète de la campagne et des données, nous allons ici nous concentrer sur celles que nous avons utilisées.

La campagne s'est déroulée du 10 au 19 juin 1996 sur le plateau continental portugais, en petits fonds avec environ 130m de profondeur.

La bathymétrie est affichée en figure 2.7. On voit la position de l'antenne verticale, composée de 4 hydrophones (à 35, 70, 105 et 115 m de profondeur). La source était tractée à 90m de profondeur et générait des LFM entre 300 et 800 Hz sur 2 secondes, avec une émission toutes les 8 secondes. Une chaîne de thermistances proche de l'antenne verticale mesurait la température de la colonne d'eau toutes les 10 minutes. La principale fluctuation de l'environnement est la marée interne, qui se déplace d'Ouest en Est. Des solitons ont cependant été observés selon RODRIGUEZ et al. (2000).

La campagne est divisée en 3 parties : deux émissions en point fixe (North Position et West Position), et un trajet en arc de cercle d'une position à l'autre.

La phase contenant les émissions au point Nord est la plus pertinente pour notre analyse. Ce cas présente un environnement fluctuant à cause de la marée interne mais indépendamment de la distance, étant donné que les lignes de phase de la marée sont dans la direction Nord-Sud. La propagation entre le point Nord et l'antenne se fait sur 5.6 km, sur un fond plat. La figure 2.8(i) montre les rayons propres entre la source et l'hydrophone le plus proche de la surface. Le point fixe a duré 25 h, sa réponse impulsionnelle en fonction du temps pour l'hydrophone de surface est montrée en figure 2.8(ii). On y voit d'importantes fluctuations.

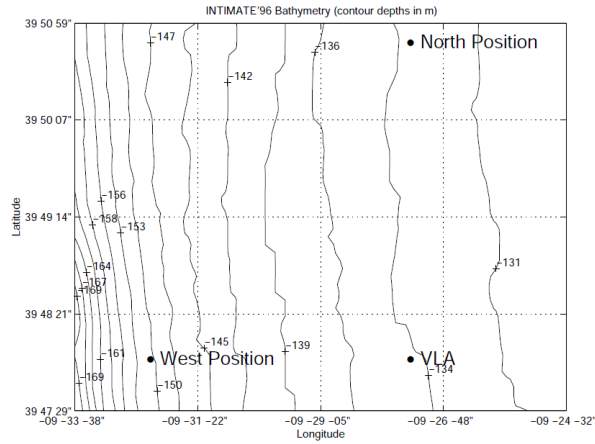
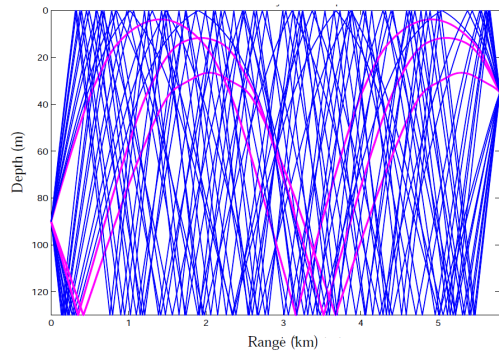
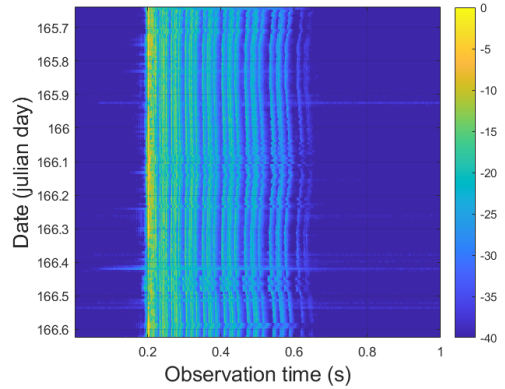


FIGURE 2.7 – Bathymétrie de la campagne INTIMATE 96, avec les positions des points d’émission fixes et de l’antenne verticale. Figure extraite de RODRIGUEZ et al. (2000).



(i) Rayons propres pour l’hydrophone à 35 m de profondeur, propagation depuis le point Nord. Les premières arrivées sont en violet. Figure extraite de STÉPHAN et al. (2000).



(ii) Réponse impulsionnelle pour l’hydrophone à 35m de profondeur, propagation depuis le point Nord.

FIGURE 2.8 – Caractéristiques de la propagation acoustique d’INTIMATE 96

On peut observer tout d’abord des variations de temps d’arrivée des derniers rayons, avec une période d’environ 12h. Ces fluctuations seraient donc influencées par la marée. On peut aussi voir des fluctuations importantes en intensité de la première arrivée, avec des variations de près de 15 dB en moins d’une heure, il est en revanche plus difficile de les expliquer à première vue.

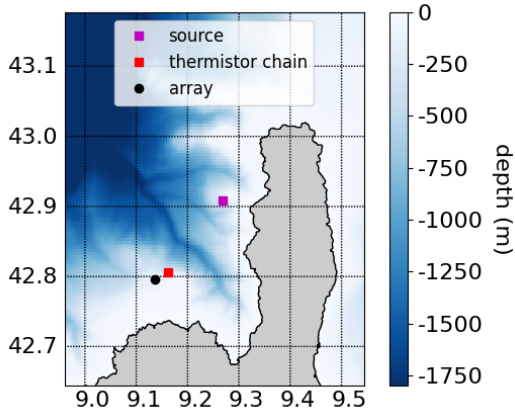
Grâce à des simulations de modes et rayons, il a été montré dans STÉPHAN et al. (2000) que le champ acoustique est composé de deux régimes : un régime instable composé des premières arrivées, et un régime stable qui comprend les arrivées plus tardives. La partie instable est composée de rayons qui sont réfractés dans la thermocline, ils sont donc sensibles à la profondeur et au gradient de la thermocline. La partie stable est composée des rayons réfléchis en surface et au fond, qui parcourent toute la colonne d’eau. Leur temps d’arrivée est donc sensible à la température moyenne de la colonne d’eau et à la hauteur d’eau, c’est à dire la marée externe.

L’environnement est surtout influencé par la marée. D’une part la hauteur d’eau va varier, impactant surtout le régime stable. D’autre part la thermocline va être influencée en étant déplacée et en subissant des variations du gradient, ce qui va impacter les régimes stables et instables.

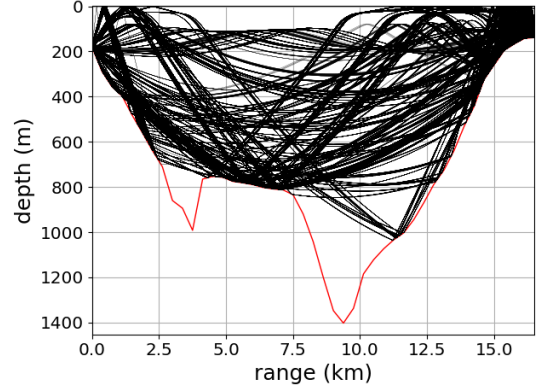
Cette campagne présente une propagation relativement simple à décrire, c’est donc un jeu de données intéressant pour tester des algorithmes sur données réelles.

2.3.2 Fluctuations et propagation complexes : ALMA 2017

ALMA (pour Acoustic Laboratory for Marine Applications) est une série de campagnes océano-acoustiques pilotées par DGA TN, utilisant des antennes dédiées (REAL et FATTACCIOLI 2018 ; FATTACCIOLI et REAL 2019 ; REAL 2017). Elles concrétisent différents scénarios environnementaux. La campagne ALMA 2017 s’est déroulée dans le Golfe de Saint-Florent, du 4 au 13 octobre 2017. La configuration de la campagne est illustrée en figure 2.9(i) sur une carte de la bathymétrie. Deux sources émettent sur le même mouillage ; en réception, une antenne plane est composée de 4 antennes verticales de 32 capteurs accordées à 5 kHz située à 16.5 km des sources ; enfin, une chaîne de thermistances mesure la température de la colonne d’eau sur les premiers 150m. Dans cette étude, nous allons traiter une seule de ces 4 antennes verticales. Nous verrons comment elle nous permettra d’étudier de façon plus complète l’impact des fluctuations sur le champ acoustique, mais également l’évolution de la cohérence et de tester les performances de traitements d’antenne.



(i) Bathymétrie de la campagne ALMA 2017 et position des sources, de l'antenne et de la chaîne de thermistances.



(ii) Tracé de rayons pour la source à 170 m de profondeur.

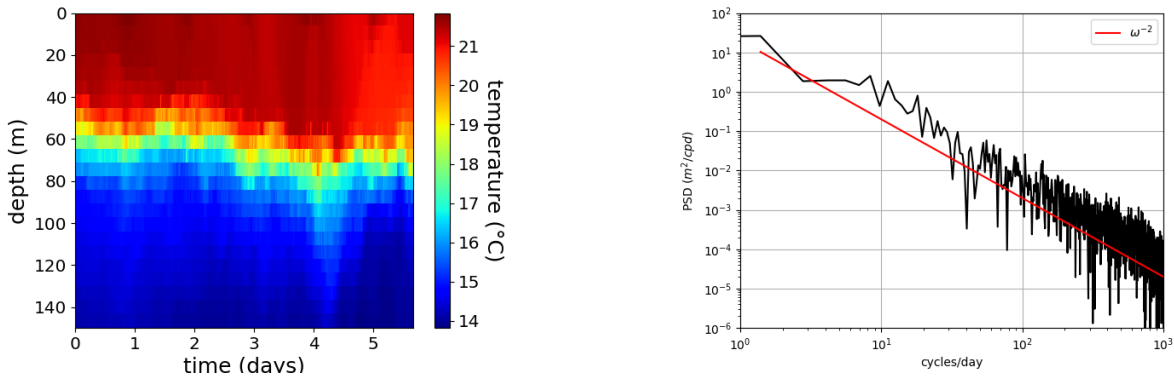
FIGURE 2.9 – Caractéristiques de la campagne ALMA 2017

Une simulation par rayons de la propagation acoustique pour la source à 170m dans un profil de célérité indépendant de la distance, issue de données ARGO prises à l'époque de la campagne, a été réalisée avec le programme de rayons Bellhop (PORTER 2011). Celle-ci est affichée en figure 2.9(ii). On peut y voir une propagation complexe à travers le double canyon, avec des rayons réfractés et d'autres réfléchis en surface et fond, puis des rayons qui sont réfléchis sur le haut du canyon avant d'arriver à l'antenne.

La chaîne de thermistances, comprenant 24 capteurs sur 150 m, enregistre la température toutes les 3 secondes. Nous avons donc une mesure à très haute résolution temporelle des variations de l'environnement. On peut voir dans les données de température (figure 2.10(i)) que l'environnement est très fluctuant, avec des ondes internes et des variations de plus grande échelle temporelle. La profondeur de la thermocline varie beaucoup, entre 40 et 60 m de profondeur. Le spectre du déplacement vertical à 60 m (estimé par la méthode de LYNCH et al. (1996)) montre une décroissance en ω^{-2} , typique des ondes internes selon le spectre de GM (figure 2.10(ii)).

En observant les figures 2.9(ii) et 2.10(i), on peut voir que la profondeur du point de retournement de certains rayons est très proche de la profondeur de la thermocline. Comme nous l'avons souligné précédemment, le point de retournement est le point du rayon le plus sensible aux fluctuations, nous pouvons donc nous attendre à avoir des données acoustiques très fluctuantes.

Les émissions acoustiques sont réalisées depuis deux sources positionnées sur le même



(i) Température mesurée par la chaîne de thermistances.

(ii) Spectre du déplacement vertical à 60m de profondeur.

FIGURE 2.10 – Données de températures de la campagne ALMA 2017

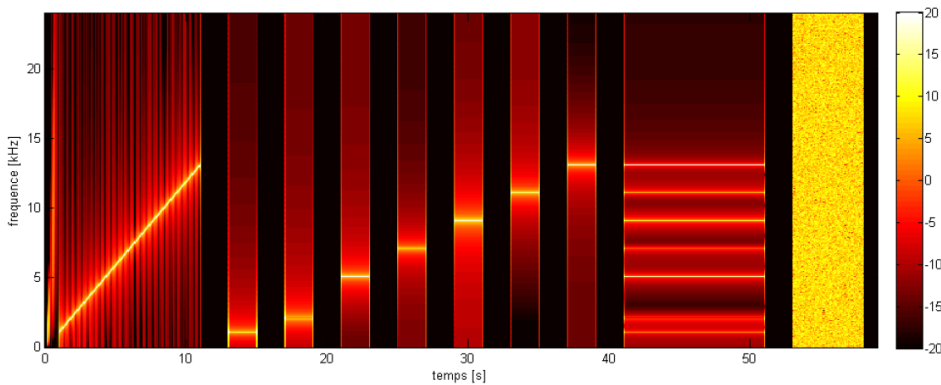


FIGURE 2.11 – Séquence d’émission ALMA pour la source 1, la source 2 émet la même séquence décalée de +100 Hz. Figure issue du rapport de campagne (REAL 2017).

mouillage. La séquence d’émission est affichée en figure 2.11. Elle est notamment constituée d’une LFM de 1 à 13 kHz sur 10s, et de signaux CW à $\{1, 2, 5, 7, 9, 11, 13\}$ kHz. Ces fréquences correspondent à la source 1 ; la source 2 émet la même séquence décalée de +100 Hz. Il y a une émission toutes les 1 min 30 en alternant entre les sources 1 et 2. Chaque source émet donc toutes les 3 min.

La source 1 est toujours positionnée à 170m de profondeur, c’est à dire sous la thermocline, tandis que la source 2, d’abord à 130m de profondeur (sous la thermocline), est déplacée dans un second temps dans la partie la plus variable de la colonne d’eau, à 50 m de profondeur. L’antenne est mouillée par 140 m de fond, à 30 m du fond. Nous allons nous concentrer sur l’étude des phases 1 et 12 de la campagne. La phase 1 a été

enregistrée du 07/10/17 à 18h23 GMT+2 au 08/10/17 à 9h39 GMT+2, et la phase 12 du 09/10/17 à 21h30 GMT+2 au 10/10/17 à 7h GMT+2. Elles ont été choisies pour leur longueur d'enregistrement continu. Le tableau 2.3 résume la profondeur des sources pour ces phases.

La LFM nous permet d'évaluer la réponse impulsionnelle (RI) pour les phases d'étude, le résultat est en figure 2.12 pour la phase 1, et en figure 2.13 pour la phase 12. Toutes sont calculées sur l'hydrophone le plus proche de la surface. La réponse impulsionnelle est obtenue en corrélant le signal reçu avec la LFM envoyée. Pour chaque ping, la réponse impulsionnelle obtenue est corrélée avec la moyenne de toutes les réponses impulsionnelles précédentes, permettant ainsi de recalibrer les temps d'arrivée par rapport au maximum de corrélation.

On observe des comportements similaires entre les deux profondeurs de source dans la phase 1. Tout d'abord il y a les premières arrivées, assez faibles, qui semblent hautement instables. Ensuite on observe l'arrivée d'une amplitude maximale qui semble fluctuer en temps d'arrivée, suivie d'un deuxième paquet d'arrivées relativement important pour la source à 170 m et un peu plus faible pour celle à 130 m. Puis, il y a des arrivées qui semblent être des trajets réfléchis à la surface et au fond. Enfin, nous observons une dernière arrivée très bien définie qui subit une fluctuation importante du temps d'arrivée, similaire entre les deux sources. Cette fluctuation en temps d'arrivée semble répéter une variation du temps d'arrivée du deuxième paquet de forte amplitude de la source à 170 m. On observe aussi une variation du niveau de SNR, qui oscille entre 50 et 30 dB par rapport à l'arrivée la plus énergétique. Les comportements similaires des deux RI semblent venir du fait que les sources sont toutes les deux sous la thermocline pour cette phase.

Pour la phase 12, la source à 170m présente des similarités avec la phase 1 : les premières arrivées ont un faible SNR mais semblent stables, malgré quelques oscillations en amplitude. L'arrivée la plus énergétique est très stable en temps d'arrivée et amplitude, en revanche les arrivées plus tardives ont un faible SNR et sont très fluctuantes. Enfin on observe le train des réfléchis surface et fond qui présente une amplitude très faible, et enfin la dernière arrivée qui semble moins énergétique et beaucoup plus stable en temps d'arrivée que l'arrivée correspondante de la phase 1. Pour ce qui est de la source à 50 m, on voit que les arrivées ont un SNR beaucoup plus faible que pour les sources plus profondes. Les arrivées présentent des amplitudes qui oscillent légèrement mais restent stables en temps d'arrivée. On peut deviner plusieurs arrivées tardives, donc réfléchies en surface et fond. Le SNR sur la phase 12 est stable alors qu'on observait une importante

Phase	Source 1	Source 2
1	170 m	130 m
12	170 m	50 m

TABLE 2.3 – Profondeurs des sources ALMA pour les deux phases étudiées

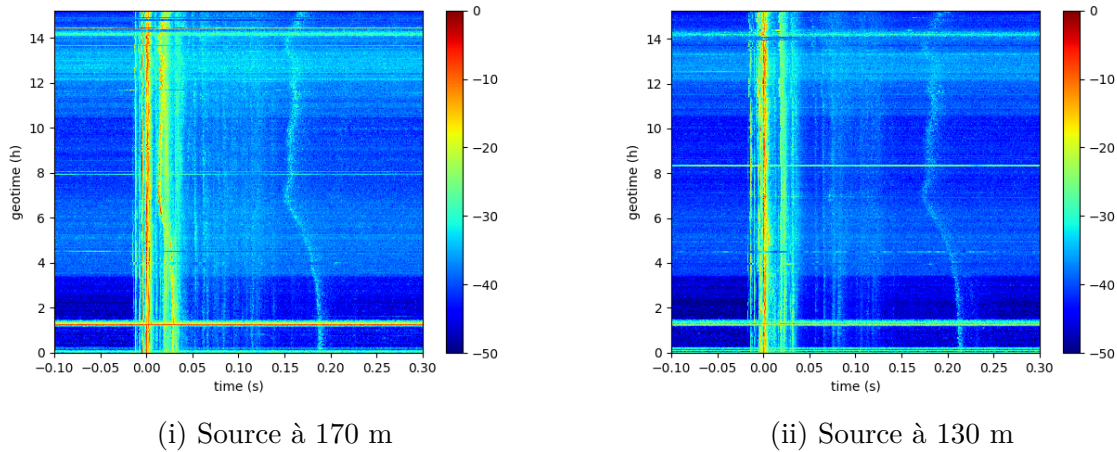
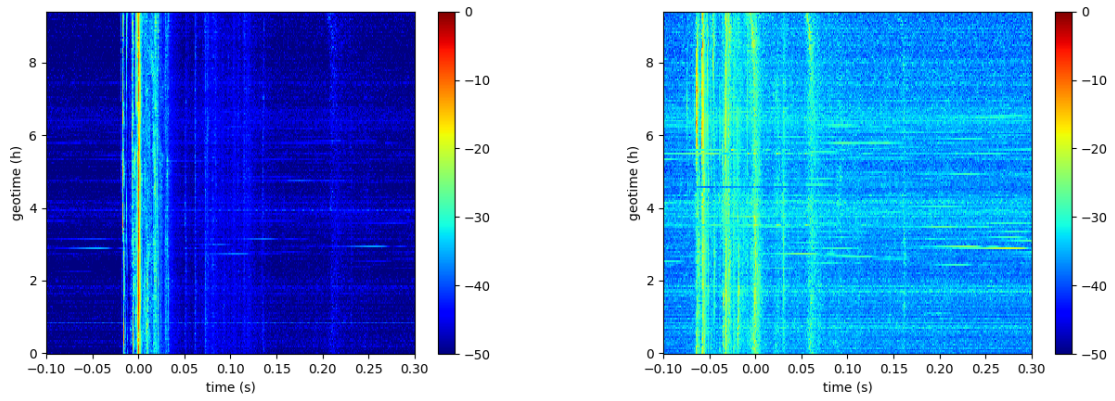


FIGURE 2.12 – Réponses impulsionnelles pour la phase 1

variation en phase 1.

Nous affichons en figure 2.14 les températures et gradients verticaux de température correspondant aux données de thermistance prises pendant la phase 1 et la phase 12. On observe une thermocline légèrement plus basse dans la phase 12, mais surtout le calcul du gradient vertical nous montre d'importantes fluctuations rapides dans la phase 1, alors que les fluctuations dans la thermocline en phase 12 semblent avoir de plus grandes échelles temporelles.

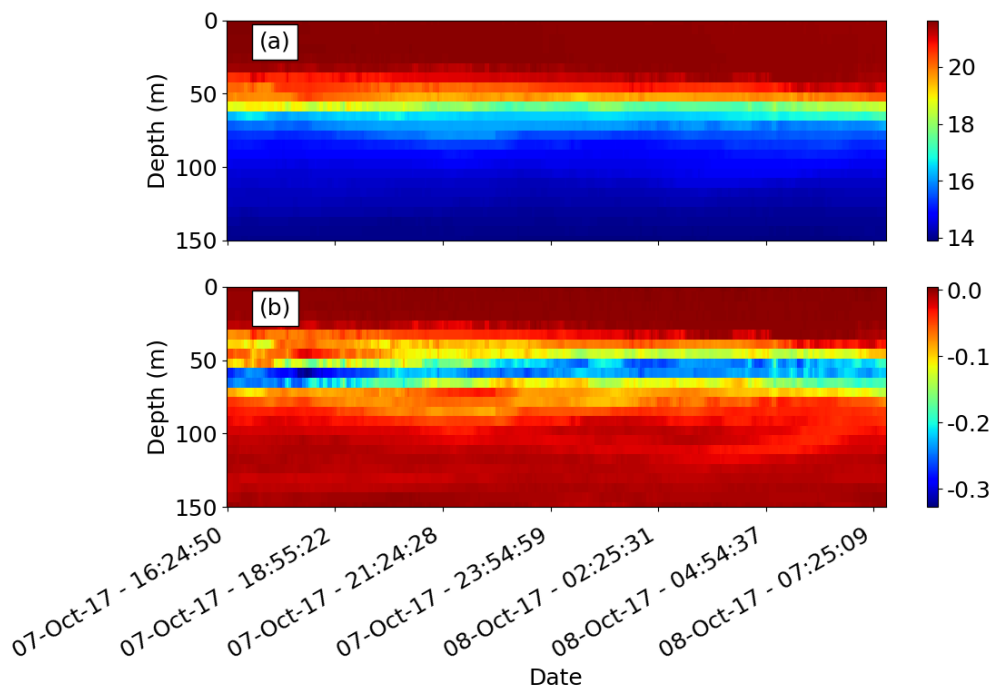
Cette campagne présente donc une propagation complexe dans un environnement fluctuant, influencé par des ondes internes. De plus, la connaissance du milieu est très limitée car nous n'avons que les mesures d'une chaîne de thermistances. Ces éléments en font une bonne candidate pour étudier statistiquement l'impact des fluctuations de l'environnement sur l'acoustique.



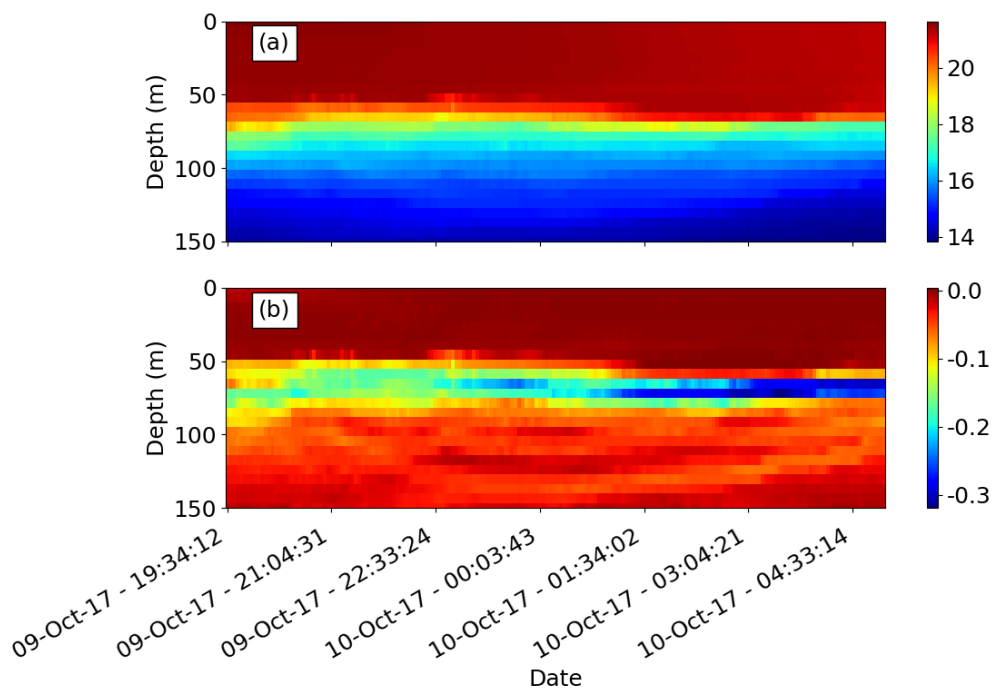
(i) Source à 170 m

(ii) Source à 50 m

FIGURE 2.13 – Réponses impulsionnelles pour la phase 12



(i) Phase 1



(ii) Phase 12

FIGURE 2.14 – Données de la chaîne de thermistances : (i) Température et (ii) $\nabla_z T$. Heure en GMT+0

2.4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la multitude de fluctuations présentes dans l’océan à de nombreuses échelles spatiales et temporelles. Ainsi, nous avons observé que ces dynamiques rendent l’environnement difficile à décrire, même lorsque de nombreux points de mesure sont disponibles. La propagation acoustique est, elle aussi, très complexe étant donné qu’elle dépend de nombreux paramètres différents (champ de célérité, bathymétrie, état de mer). Cela nous montre l’importance de la connaissance de l’environnement afin de comprendre, et donc pouvoir prédire, la mesure acoustique. La théorie et les simulations peuvent se rapprocher des valeurs mesurées *in-situ*, mais cela demande une connaissance fine, fiable et permanente de l’environnement et des analyses poussées, choses irréalisables dans un contexte opérationnel. En revanche, nous avons vu que la description des ondes internes, phénomène au cœur de notre étude, est difficile et donc doit se faire d’un point de vue statistique.

Malgré ces avancées importantes, il y a encore un manque de connaissance dans la propagation à moyenne fréquence (1 - 10 kHz) sur des antennes, qui est le cœur de notre étude. C’est pourquoi nous avons choisi d’exploiter les données de deux campagnes, INTIMATE 96 pour tester la méthode que nous allons présenter dans le chapitre suivant, et ALMA 2017 pour l’appliquer et l’exploiter pour du traitement d’antenne à moyenne fréquence.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les méthodes statistiques de la littérature utilisées pour décrire l’environnement et la propagation acoustique, dont celles que nous avons choisies. Nous présenterons ensuite la méthode que nous avons choisie afin de lier les mesures statistiques de l’océan et du champ acoustique : l’Analyse des Corrélations Canoniques (CCA). Nous montrerons son application sur les données des campagnes INTIMATE 96 et ALMA 2017.

DESCRIPTION STATISTIQUE DE LA PROPAGATION ACOUSTIQUE SOUS-MARINE

Nous avons présenté dans le chapitre précédent le lien étroit entre l'état de l'océan et la propagation acoustique sous-marine. En contexte opérationnel, cette complexité est encore plus impactante car la connaissance du milieu est beaucoup plus limitée. Cela rend difficile (et sans intérêt) l'exploitation de simulations réalistes de l'environnement et de la propagation acoustique. Ces limitations s'appliquent en particulier dans notre cas, étant donné qu'on s'intéresse à l'effet des petites inhomogénéités telles que les ondes internes sur la propagation à moyenne fréquence. Comme évoqué en Ch. 1, et étant donné que le point de vue déterministe est hors de portée, des méthodes statistiques ont alors été développées pour décrire théoriquement l'état de l'océan et son impact sur la propagation acoustique. Grâce à ces modèles, il est possible de lier les statistiques de l'océan à certaines grandeurs acoustiques d'intérêt, notamment utilisant la théorie de l'intégrale des chemins, évoquée précédemment. Malgré les nombreuses approximations réalisées pour développer ces théories, elles ont été appliquées avec succès, en particulier dans la prévision des fluctuations de phase à basse fréquence (COLOSI et al. 2019). Cependant, une différence de facteur deux est ici considérée comme une bonne estimation au vu la complexité du problème.

3.1 Caractérisation des effets de la fluctuation environnementale sur la propagation

Avant de décrire les grandeurs acoustiques, il convient de formuler en premier lieu une statistique représentant l'état de l'océan qui nous intéresse. Dans notre cas, nous

souhaitons alors décrire les inhomogénéités de la célérité dans la colonne d'eau. Nous avons pu voir que même dans le cadre de campagnes importantes, il est difficile d'évaluer correctement cet état exact. Comme présenté en Ch. 1, il est très coûteux de simuler la dynamique océanique, et encore plus à des échelles suffisamment petites pour représenter les ondes internes. Il faut ensuite ajouter la simulation de la propagation acoustique, qui à moyennes et hautes fréquences est très demandeur en ressources de calcul. Cela devient impossible à réaliser dans un contexte opérationnel. La communauté s'est donc dirigée vers des méthodes statistiques qui pourraient modéliser l'océan et ses fluctuations afin de les inclure dans des modèles théoriques de propagation acoustique, ou de réaliser des tirages aléatoires de l'environnement pour appliquer la méthode de Monte-Carlo.

3.1.1 Descriptions statistiques générales et particulières des fluctuations de l'océan

La complexité de l'océan rend sa description statistique difficile, en particulier en raison de la diversité de ses dynamiques mais aussi de leur régionalité. Par exemple, les solitons ont un étalement spatial très faible, mais impactent fortement des petites régions. Pour ce qui est des ondes internes, elles dépendent de la topographie du fond et de la dynamique régionale, mais surtout de la fréquence de flottaison, qui est fonction du gradient vertical de densité (équations (1.3) et (1.4)).

Dans ce qui suit, nous allons exposer des méthodes de description statistique de l'océan : le spectre de Garrett-Munk (GM) qui décrit en moyenne le spectre du déplacement vertical dans l'océan ; et la décomposition en Empirical Orthogonal Functions (EOF) qui sont une manière d'extraire d'un jeu de données les modes spatiaux qui en représentent la plus grande variance, ainsi que les séries temporelles correspondantes. Le spectre de GM permet d'avoir une expression théorique qu'il est alors possible d'utiliser afin de générer des environnements aléatoires, ou encore de l'utiliser directement dans des solutions théoriques de propagation acoustiques. Les EOF, en revanche, permettent une description particulière d'un ensemble de mesures, et s'inscrivent donc dans une analyse plus locale et axée sur les données.

Le spectre de Garrett-Munk : une description générale des ondes internes

Garrett et Munk ont réalisé d'importants travaux (GARRETT et MUNK 1972 ; GARRETT et MUNK 1975) afin de caractériser les fluctuations de l'environnement induites par les

ondes internes. Le spectre GM qu'ils ont développé décrit le spectre énergétique du déplacement vertical des isopycnes (ligne d'iso-densité) dans l'océan. Ce spectre se base sur la supposition que le déplacement vertical est horizontalement isotrope et résulte de la superposition d'ondes internes de différentes amplitudes et fréquences. On peut ainsi décrire le déplacement vertical comme une somme d'ondes internes linéaires :

$$\zeta = \sum_{k_1, k_2, j} G(k_1, k_2, j) W(k, j, z) e^{i[k_1 x + k_2 y - \omega(k, j)t]} \quad (3.1)$$

où $k = \sqrt{k_1^2 + k_2^2}$ est le nombre d'onde, $G(k_1, k_2, j)$ représente les amplitudes des ondes internes, qui sont alors considérées comme des variables aléatoires gaussiennes complexes et $W(k, j, z)$, solutions de l'équation (1.3), sont les modes de déplacement vertical des ondes internes. La densité spectrale d'énergie de ζ est alors :

$$E(k_1, k_2, j) = |G(k_1, k_2, j)|^2 \quad (3.2)$$

En supposant l'isotropie horizontale, on peut réécrire $G(k, j) = (2\pi k)^{-\frac{1}{2}} G(k_1, k_2, j)$, et selon DASHEN, MUNK et WATSON (2010), la fluctuation observée peut alors être représentée par le système :

$$\left\{ \begin{array}{l} \langle |G(k, j)|^2 \rangle = E_0 H(j) B(k, j) \\ H(j) = N_c (j^2 + j_*^2)^{-\frac{p}{2}} \\ B(k, j) = \frac{2}{\pi} k_j k^2 (k^2 + k_j^2)^{-2} \\ k_j = \frac{\pi \omega_i}{B n_0} j \end{array} \right. \quad (3.3)$$

avec les normalisations :

$$\sum_j H(j) = 1 \quad (3.4)$$

$$\int B(k, j) dk = 1 \quad (3.5)$$

Les valeurs utilisées pour décrire les observations en eaux profondes sont : $p = 2$, $E_0 = 0.4$ joule.cm⁻² et $j_* = 3$. Pour $p = 2$, on a $N_c \approx 2j_*/\pi$. Un exemple de résultat est montré en figure 3.1.

Une modification dans LEVINE (2002) résout certains des problèmes des spectres GM

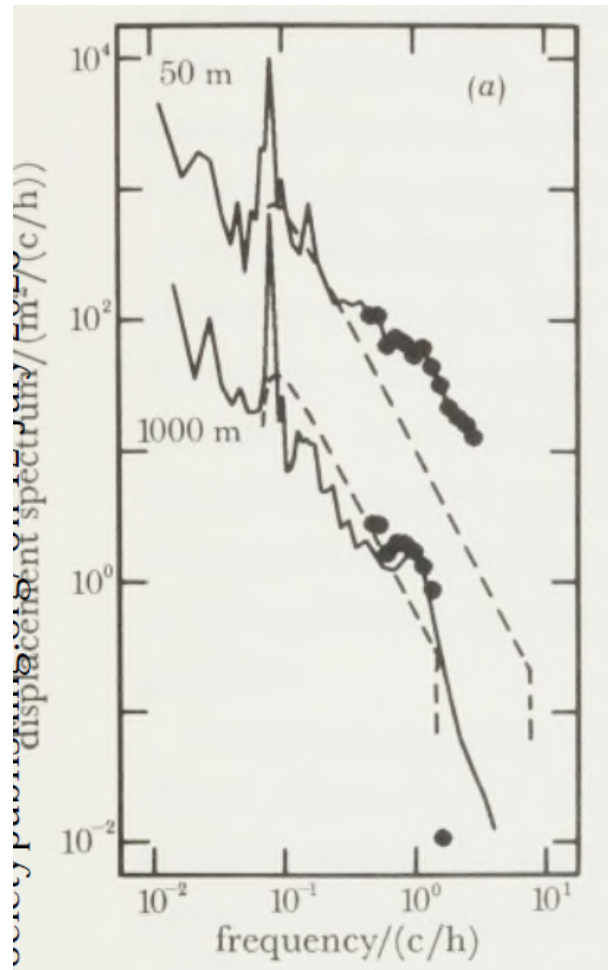


FIGURE 3.1 – Spectre du déplacement vertical observé et modèle GM (pointillés), à 50 m (haut) et 1000 m (bas), extrait de LEVINE et al. (1983). On observe que le spectre mesuré en surface dévie du spectre GM à haute fréquence, en revanche les mesures à 1000 m restent proches du spectre GM.

par l'utilisation d'une approximation WKB (Wentzel–Kramers–Brillouin), notamment la solution à la surface et au fond de l'océan ainsi que la normalisation en fonction de la fréquence.

Cependant, le spectre GM reste une description statistique globale. Il faut donc le modifier d'un lieu à un autre, d'une campagne à une autre, afin de l'adapter à la situation océanographique. Ainsi, le travail de YANG et YOO (1999) propose de modifier le spectre de GM pour des mesures de fluctuations de célérité dans la campagne SWARM, en eaux peu profondes. L'étude de LEVINE et al. (1983) montre les différences entre le spectre GM et les fluctuations mesurées en surface et profondeur. Il est alors nécessaire de modifier les

valeurs des constantes du spectre en fonction des données recueillies, voire d'en modifier l'expression théorique.

Dans le cadre d'une approche statistique axée sur les données, nous allons utiliser une autre méthode : la décomposition en fonctions orthogonales empiriques (EOF), qui extrait les principaux modes de variabilité d'un champ spatio-temporel.

Les fonctions orthogonales empiriques (EOF) : une description adaptée à l'océanographie

La méthode des EOF est similaire à l'analyse en composantes principales (PCA), mais largement utilisée en océanographie. Cette méthode consiste à décrire un champ spatio-temporel (température, salinité, vitesse du son, ...) par ses quelques modes capturant la plus grande variabilité spatiale, et leur évolution temporelle.

Soit $\mathbf{T}(\mathbf{r}, t)$ un champ spatio-temporel, représentant par exemple des mesures de température. On peut alors définir l'anomalie de température $\bar{\mathbf{T}}$ comme :

$$\bar{\mathbf{T}}(\mathbf{r}, t) = \mathbf{T}(\mathbf{r}, t) - \langle \mathbf{T}(\mathbf{r}, t) \rangle_t \quad (3.6)$$

Où $\langle \rangle_t$ est la moyenne temporelle. On définit alors la matrice de covariance de l'anomalie de température comme $\mathbf{C} = \langle \bar{\mathbf{T}}(\mathbf{r}, t) \bar{\mathbf{T}}(\mathbf{r}, t)^T \rangle_t$, où T est la transposée. Les vecteurs propres $\mathbf{e}_k(\mathbf{r})$ de la matrice de covariance représentent les modes spatiaux de variance maximum de $\bar{\mathbf{T}}$, et forment une base orthonormale. On peut donc projeter $\bar{\mathbf{T}}$ sur la base des \mathbf{e}_k pour obtenir leurs variations temporelles $\alpha_k(t)$. Cela nous permet de réécrire le champ de température selon :

$$\mathbf{T}(\mathbf{r}, t) = \langle \mathbf{T}(\mathbf{r}, t) \rangle_t + \sum_{k=1}^N \alpha_k(t) \mathbf{e}_k(\mathbf{r}) \quad (3.7)$$

Avec $\alpha_k(t)$ la projection de $\bar{\mathbf{T}}$ sur la base orthonormale de vecteurs propres de \mathbf{C} :

$$\alpha_k(t) = \bar{\mathbf{T}} \cdot \mathbf{e}_k(\mathbf{r}) \quad (3.8)$$

Cette décomposition en EOF a souvent été considérée dans la littérature océano-acoustique, en premier lieu afin de caractériser le milieu (LYNCH et al. 1996 ; CASAGRANDE et al. 2011 ; COLOSI et RUDNICK 2020). Les EOF sont en général utilisés pour réduire la dimensionnalité des données (LEBLANC et MIDDLETON 1980) et faciliter les analyses. On

citera notamment le travail de LEPAGE (2006) qui propose de recourir aux 9 premiers modes afin de simuler le champ acoustique en utilisant une expansion en chaos polynomial. Ici, les modes permettent alors de simplifier le champ de célérité perturbé, tandis que dans COLLINS et KUPERMAN (1991) les auteurs utilisent les EOF pour paramétrer le champ de célérité dans une procédure de localisation de source.

Les EOF nous permettent d’analyser l’évolution temporelle du milieu de propagation, en isolant l’évolution temporelle des coefficients modes verticaux qui capturent la plus grande variance du milieu.

3.1.2 Description statistique de l’acoustique

Nous avons vu précédemment que le champ acoustique reçu subit des fluctuations importantes, avec notamment des pertes de cohérence de l’ordre de la dizaine de minutes, et des variations d’intensité de plus ou moins 5 dB dans le cas de la propagation à travers des solitons. Les ondes internes, qui nous intéressent dans cette étude, produisent quant à elles des variations en temps d’arrivée de l’ordre de quelques millisecondes (qui peuvent être importantes dans le cas de traitement d’antenne), et des pertes locales d’intensité de la dizaine de dB par rapport au cas moyen. De telles variations difficilement prévisibles nous guident vers une prise en compte statistique de l’acoustique. Nous allons dans ce qui suit décrire les grandeurs utilisées afin de décrire le champ acoustique, en particulier lorsque nous avons accès à des données d’une antenne.

Intensité et cohérence spatiale : métrique d’amplitude et métrique spatiale

Le champ de pression acoustique $p(x, \mathbf{r}, t)$ est un champ quadri-dimensionnel, où x est la coordonnée horizontale et $\mathbf{r} = (y, z)$ est dans le plan transversal. Si nous considérons ce champ comme une variable aléatoire, il nous faut décrire sa distribution statistique pour pouvoir le caractériser. Comme explicité dans DASHEN, MUNK et WATSON (2010), nous pouvons utiliser des grandeurs à 1 point et des grandeurs à 2 points.

Soit le champ acoustique mesuré :

$$p(x, \mathbf{r}, t) = p_0(x, \mathbf{r}) e^{-j\omega t} \quad (3.9)$$

On définit la pression réduite comme :

$$p_r(x, \mathbf{r}, t) = \frac{p(x, \mathbf{r}, t)}{p_0(x, \mathbf{r})} \quad (3.10)$$

On peut alors définir suivant WILSON et OSTASHEV (2001), le moment général d'ordre $m + n$ comme :

$$\Gamma_{m,n}(x; \mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_n; \mathbf{r}'_1, \dots, \mathbf{r}'_m, t) = \langle p_r(x, \mathbf{r}_1, t) \dots p_r(x, \mathbf{r}_n, t) p_r^*(x, \mathbf{r}'_1, t) \dots p_r^*(x, \mathbf{r}'_m, t) \rangle \quad (3.11)$$

où $\langle \rangle$ représente la moyenne sur les réalisations. Ici, nous allons étudier les moments d'ordre 2 à un et deux points. Les moments à un point sont tels que $\mathbf{r}'_i \equiv \mathbf{r}_i$. Sur une métrique à un point nous avons :

$$\Gamma_{1,1}(x; \mathbf{r}_1, t) = \langle p_r(x; \mathbf{r}_1, t) p_r^*(x; \mathbf{r}_1, t) \rangle \quad (3.12)$$

qui représente l'intensité moyenne. Dans le cadre de l'utilisation d'une antenne, la notation $\langle \rangle$ représente une moyenne sur les réalisations et sur les positions des hydrophones \mathbf{r}_1 . Sur une métrique à deux points nous avons :

$$\Gamma_{1,1}(x; \mathbf{r}_1, \mathbf{r}'_1, t) = \langle p_r(x, \mathbf{r}_1, t) p_r^*(x, \mathbf{r}'_1, t) \rangle \quad (3.13)$$

Le moment d'ordre 2 à deux points est aussi appelé fonction de cohérence mutuelle (MCF pour Mutual Coherence Function). La MCF peut être rapportée à l'espacement inter-capteur $\delta \mathbf{r}$, nous avons alors :

$$\Gamma_{1,1}(x; \delta \mathbf{r}, t) = \langle p_r(x, \mathbf{r}, t) p_r^*(x, \mathbf{r} + \delta \mathbf{r}, t) \rangle \quad (3.14)$$

La moyenne sur les réalisations est dans ce cas estimée sur les positions des hydrophones \mathbf{r} et sur les réalisations du champ.

Pour capturer les fluctuations de l'environnement, les moyennes sur les réalisations sont remplacées par une moyenne glissante. Cela nous permet de correctement définir les grandeurs statistiques tout en capturant les fluctuations, mais en lissant les hautes

fréquences. Par exemple, en considérant la MCF, nous avons :

$$\Gamma_{1,1}(x; \delta \mathbf{r}, t) = \frac{1}{N_t} \sum_{i=-N_t/2}^{N_t/2} \langle p_r(x, \mathbf{r}, t + i\Delta t) p_r^*(x, \mathbf{r} + \delta \mathbf{r}, t + i\Delta t) \rangle_{\mathbf{r}} \quad (3.15)$$

où N_t est la longueur de la fenêtre de la moyenne glissante, Δt est le pas temporel de la mesure, et nous avons explicité la moyenne sur les positions des hydrophones en notant $\langle \rangle_{\mathbf{r}}$. Par conséquent, la cohérence et l'intensité que nous estimons correspondent au centre de la fenêtre glissante.

En considérant ces deux mesures statistiques, nous avons alors d'un côté une information énergétique avec l'intensité moyenne, et de l'autre une information spatiale avec la MCF. Désormais nous allons noter $\Gamma(x; \delta \mathbf{r}, t) \equiv \Gamma_{1,1}(x; \delta \mathbf{r}, t)$ la MCF et $I_m(t) \equiv \Gamma_{1,1}(x; \mathbf{r}_1, t)$, l'intensité moyenne.

De nombreux travaux traitent de la MCF. Le travail de GORODETSKAYA et al. (1999) utilise le formalisme des modes pour estimer la MCF dans un environnement fluctuant grand fond. Il y est par ailleurs calculé l'effet des irrégularités de la surface de l'océan. Le travail de DASHEN, FLATTÉ et REYNOLDS (1985), utilise la théorie de l'intégrale des chemins pour réaliser une approximation de la MCF verticale. En se plaçant dans le formalisme parabolique (équation (1.47)) et en considérant uniquement $\delta \mathbf{r} = \delta z$, les auteurs envisagent une propagation acoustique monochromatique dans un champ d'ondes internes présentant des perturbations μ (définies en 1.2) suivant une distribution gaussienne, on arrive à :

$$\Gamma(\delta r, t) = e^{-\frac{1}{2}D(\delta r, t)} \quad (3.16)$$

où $D(\delta r, t)$ est la fonction de structure de phase, qui est définie :

$$D(\delta r, t) = k_0^2 \left\langle \left(\int_0^{\delta r} \mu(t) ds - \int_{\delta r}^0 \mu(t) ds \right)^2 \right\rangle \quad (3.17)$$

où $\int_0^{\delta r} ds$ représente l'intégrale le long du rayon non perturbé qui va de la source au récepteur origine, et $\int_{\delta r}^0 ds$ est l'intégrale le long du rayon non perturbé qui va de la source au récepteur à une distance δr de l'origine. Selon ESSWEIN et FLATTE (1980), sous l'approximation de

Markov¹ on l'écrit :

$$D(\delta r, t) = 2k_0^2 \int_0^R dx \langle \mu(t)^2 \rangle L_p(t) f(\Delta, s) \quad (3.18)$$

Avec $f(\Delta, s)$ la fonction de corrélation de phase et L_p la fonction de corrélation de l'environnement le long du rayon définie en équation 1.66. Δ est la séparation entre deux rayons proches, qui dépend de s , la coordonnée curviligne du rayon. La fonction de corrélation de phase est complexe à évaluer. Le travail de ESSWEIN et FLATTÉ (1981) en propose des approximations, tandis que DASHEN, FLATTÉ et REYNOLDS (1985) la simplifient pour le cas d'une antenne verticale, sous la forme :

$$f(\Delta, s) \propto \frac{1}{2} \Delta^p \quad (3.19)$$

Avec $p = 1.5$ estimé de façon empirique, on déduit une approximation de la MCF verticale monochromatique :

$$\Gamma(\delta r, t) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\delta r}{z_0(t)} \right)^2} \quad (3.20)$$

Avec :

$$z_0(t)^{-2} = k_0^2 \ln \Phi \int_0^R dx \langle \mu(t)^2 \rangle L_p(t) k_v^2 \quad (3.21)$$

où k_v^2 est le nombre d'onde vertical moyen de la fluctuation environnementale. L'évaluation du paramètre z_0 est par conséquent complexe, en particulier dans un contexte opérationnel. On peut alors paramétrer $\Gamma(\delta z, t)$ comme suit :

$$\Gamma(\delta z, t) = e^{-\frac{1}{2} \frac{\delta z^2}{L_c(t)^2}} \quad (3.22)$$

La MCF est alors caractérisée par L_c , le rayon de cohérence acoustique sur l'antenne. Il est défini, selon CAREY (1998), par :

$$\Gamma(L_c) = e^{-\frac{1}{2}} \quad (3.23)$$

1. L'approximation de Markov suppose que $\langle \mu(x, z) \mu(x', z') \rangle = \delta(x - x') \rho(z, z')$, où x est la coordonnée de propagation. Pour qu'elle soit valide, il faut que les grandeurs varient peu sur une distance L_p (HENYEVY et MACASKILL 1996). Notons que l'approximation de Markov n'est pas nécessaire dans la théorie de l'intégrale des chemins, mais elle en simplifie les expressions.

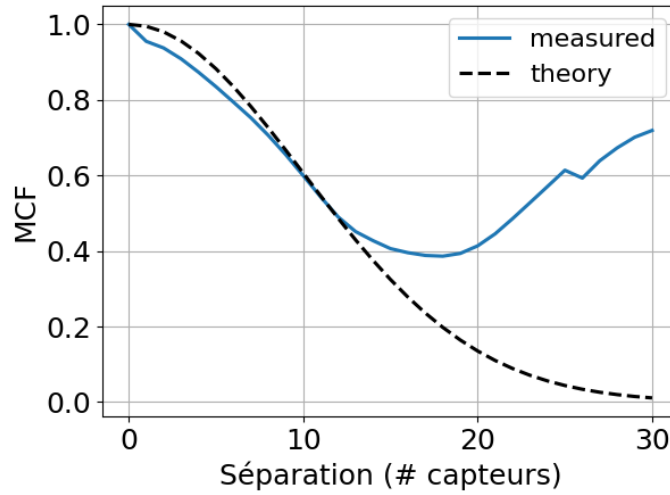


FIGURE 3.2 – Comparaison entre la MCF pour un ping mesurée à 2 kHz et la MCF selon le modèle (3.22) en fonction de l’espacement inter-capteurs δz (en nombre de capteurs).

Nous avons ici explicité la dépendance temporelle pour les cas d’environnements fluctuants.

L’approximation de l’équation 3.22 a été montrée sur données expérimentales dans COLLIS et al. (2008), où la cohérence du champ acoustique soumis à des ondes internes a été calculée. Le travail de REAL et al. (2017) a aussi validé l’approximation de la forme gaussienne de la MCF sur des données de cuve modélisant la propagation sous-marine.

La figure 3.2 montre la fonction de cohérence mutuelle instantanée mesurée sur la phase 1 des données ALMA à 2 kHz pour un seul ping, ainsi que l’approximation réalisée par le modèle de l’équation (3.22). Nous observons que l’approximation coïncide bien sur les faibles séparations inter-capteurs. En revanche il y a apparition d’un important lobe secondaire pour les séparations importantes. Cela a plusieurs explications. Tout d’abord, lorsque nous faisons la moyenne sur les séparations inter-capteurs pour calculer la MCF, il y a naturellement moins de points pour des séparations importantes, ce qui induit une incertitude sur le résultat à grandes séparations. De plus, les lobes secondaires en MCF peuvent apparaître lorsque le maximum de cohérence n’est pas à un angle nul par rapport à l’antenne (broadside). Dans ces cas, il est nécessaire de dépointer² le signal reçu dans la direction du maximum de cohérence pour avoir la mesure la plus précise possible. Cet angle peut également varier d’un ping à l’autre, et c’est pourquoi nous avons calculé les MCF sans dépointer la voie visée. Cependant, l’erreur induite par cette approximation

2. C’est à dire, ajouter des retards sur les signaux reçus afin de pointer l’antenne dans une direction donnée. Cela sera expliqué en formation de voies au Ch. 4.

doit être relativement faible étant donné que les angles d'arrivée des données ALMA 2017 se concentrent autour de $\pm 20^\circ$. Pour illustrer les fluctuations temporelles du rayon de cohérence, nous montrons la MCF en fonction du temps en figure 3.9.

Nous avons décrit d'un côté les métriques statistiques qui nous semblent pertinentes sur les données acoustiques (L_c et I_m), nous permettant ainsi de décrire l'évolution temporelle du champ sur une antenne. D'un autre côté, la décomposition en EOF des données environnementales nous permet d'extraire la variation temporelle des modes verticaux capturant la plus grande variabilité des fluctuations sur les mesures. Notre but est de lier ces séries temporelles, afin d'obtenir un lien entre variations des mesures environnementales et des quantités caractérisant le champ acoustique. Pour ce faire, nous allons utiliser l'Analyse des Corrélations Canoniques.

3.2 Analyse des corrélations canoniques

Nous avons explicité les variables d'intérêt dans le contexte de la propagation acoustique en milieu fluctuant sur une antenne, autant du point de vue océanographique qu'acoustique. Étant donné que l'océanographie va conditionner la propagation acoustique, il est intéressant de chercher les lois statistiques liant les séries temporelles de l'analyse en EOF et les séries temporelles des mesures acoustiques.

Lorsque la connaissance du milieu est imparfaite, nous devons considérer les variables descriptives statistiques développées dans la partie précédente. Nous allons alors utiliser des méthodes statistiques pour lier mesures acoustiques et environnementales. De nombreux travaux (MALLIK, JAIMAN et JELOVICA 2022 ; ZHAO et al. 2021 ; KEXIN et CHITRE s. d.) ont été réalisés sur cette relation, la plupart d'entre eux liant les pertes par transmission à la température de l'océan. Ces variables sont particulièrement intéressantes dans un contexte opérationnel pour pouvoir prédire par exemple des portées de détection d'un système SONAR. Les travaux incluent notamment l'utilisation de réseaux de neurones afin d'apprendre, si possible en ligne, les modèles non-linéaires liant mesures acoustiques et environnementales. Dans ce cas, de nombreuses données d'entraînement sont nécessaires, et il existe un risque de sur-apprentissage du modèle sur une zone particulière, c'est à dire que le modèle pourrait prédire correctement les données sur la zone d'apprentissage mais pas dans de nouveaux cas. D'autres études utilisent des schémas d'assimilation océano-acoustique beaucoup plus complexes, prenant en compte des simulations océanographiques dans la zone étudiée (LERMUSIAUX et al. 2020 ; STORTO et al. 2020).

Nous souhaitons utiliser un modèle statistique, simple, rapide et qui puisse être envisagé avec peu de données. Nous avons donc choisi d'utiliser l'Analyse des Corrélations Canoniques (CCA). Cette méthode, publiée pour la première fois dans le travail de HOTELLING (1936), comme généralisation des techniques de régression linéaire (LEFEBVRE 1976), permet d'établir des combinaisons linéaires des variables de chaque groupe, telles que la corrélation entre ces combinaisons est maximum. De plus, chaque nouvelle combinaison linéaire d'un groupe est non-corrélée avec les précédentes.

La CCA et ses variantes ont été considérées dans de nombreux domaines nécessitant de lier un jeu de données à un autre. En dehors de l'acoustique sous-marine, on peut notamment citer ses applications en recherche médicale (WINKLER et al. 2020 ; WITTEN et TIBSHIRANI 2009), en classification d'actions (KIM, WONG et CIPOLLA 2007) ou en reconnaissance de voix (WANG et al. 2015).

En acoustique sous-marine, la CCA a été utilisée dans la détection d'objets enterrés. Les auteurs de PEZESHKI, AZIMI-SADJADI et SCHARF (2007) et THOMPSON et al. (2006) considèrent cette méthode pour corrélérer les échos successivement reçus entre eux, afin d'en extraire les signatures les plus fortes correspondant à d'éventuels objets. La CCA peut être appliquée comme une première étape d'un processus de classification (KUBICEK, SEN GUPTA et KIRSTEINS 2022). Dans cette dernière étude, l'utilisation de la CCA permet alors d'améliorer les performances du classificateur. La CCA a aussi été utilisée afin d'évaluer le délai entre deux signaux : les auteurs de LIM et HONG (2013) montrent que le retard peut être estimé par la corrélation entre les variables canoniques. Cette méthode est plus robuste face au bruit et à la réverbération que des méthodes plus classiques. L'étude de la cohérence spatiale entre deux antennes séparées a été faite par CCA (GE, KIRSTEINS et WANG 2009), quoique dans un contexte de haut SNR pour les deux antennes.

Plus proche de notre utilisation, le travail de LUO et al. (2023) utilise une méthode dérivée de la CCA pour de l'estimation de positionnement par acoustique, en apprenant un modèle liant signal acoustique à données inertielles. On peut aussi évoquer les travaux de STORTO et al. (2020) et STORTO et al. (2021) qui considèrent la CCA pour lier des mesures de températures à des simulations de pertes dans le cadre d'un modèle plus général d'assimilation océano-acoustique. Ils comparent alors les performances entre leur utilisation de la CCA et un réseau de neurones : l'assimilation est parfois plus proche de la réalité terrain en utilisant une CCA, mais en général il est tout de même préférable d'utiliser un réseau de neurones.

Dans le type d'applications qui nous intéresse, c'est à dire l'apprentissage d'un modèle

simple, la CCA peut être exploitée comme un modèle prédictif. Le travail de BARNSTON et ROPELEWSKI (1992) utilise la CCA afin de prédire les événements ENSO (El Niño Southern Oscillation), une formulation similaire a été utilisée pour la prédiction de structures anatomiques dans l'étude de LIU, SHEN et DAVATZIKOS (2004). D'une autre manière, le travail de BARNETT et PREISENDORFER (1987) considère la CCA de façon itérative afin de prédire la température de l'air aux États-Unis à partir de données de pression à la surface de l'océan. Avec une méthode plus proche de la nôtre, les auteurs de WILKS (2008) réalisent aussi des prédictions de température en Amérique du Nord. Il y a aussi d'autres formulations plus complexes, comme dans RAI et DAUME (2009) où les auteurs adoptent un point de vue probabiliste pour de la prédiction multi-label. Enfin, la CCA a encore été utilisée dans des modèles auto-régressifs en acoustique sous-marine (LE CADRE et RAVAZZOLA 1990) pour prédire des mesures acoustiques à partir des mesures précédentes.

3.2.1 Théorie

Le modèle de CCA

Soient \mathbf{X} et \mathbf{Y} , respectivement de tailles $(n \times p)$ et $(n \times q)$ deux groupes de variables, où n est le nombre de mesures, p est le nombre de variables dans le groupe \mathbf{X} et q le nombre de variables dans le groupe \mathbf{Y} . Dans notre cas, \mathbf{X} correspond au groupe de variables acoustiques et \mathbf{Y} au groupe de variables environnementales. L'objectif est de chercher des matrices de changement de variables $\Sigma_{\mathbf{A}}$ et $\Sigma_{\mathbf{B}}$, aussi appelées matrices des coefficients canoniques, de dimensions $(p \times k)$ et $(q \times k)$, avec $k = \min(p, q)$. Soient \mathbf{U} et \mathbf{V} les variables canoniques, de taille $(n \times k)$, telles que :

$$\begin{cases} \mathbf{U} = \mathbf{X}\Sigma_{\mathbf{A}} \\ \mathbf{V} = \mathbf{Y}\Sigma_{\mathbf{B}} \end{cases} \quad (3.24)$$

La CCA consiste à chercher $\Sigma_{\mathbf{A}}$ et $\Sigma_{\mathbf{B}}$ telles que la corrélation entre les variables canoniques \mathbf{U} et \mathbf{V} sont maximales. Les matrices des coefficients canoniques sont alors solutions du problème d'optimisation :

$$(\hat{\Sigma}_{\mathbf{A}}, \hat{\Sigma}_{\mathbf{B}}) = \operatorname{argmax}_{\Sigma_{\mathbf{A}}, \Sigma_{\mathbf{B}}} \operatorname{corr}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) \quad (3.25)$$

On peut ensuite définir les “loadings” $L_{\mathbf{X}_i \mathbf{U}_j}$ comme la corrélation entre les variables de chaque groupe et la variable canonique correspondante. Ainsi :

$$L_{\mathbf{X}_i \mathbf{U}_j} = \text{corr}(\mathbf{X}_i, \mathbf{U}_j) \quad (3.26)$$

Où \mathbf{X}_i est la i -ème variable mesurée et \mathbf{U}_j est la j -ème variable canonique correspondant à \mathbf{X} . On obtient les loadings pour l’autre groupe en échangeant \mathbf{X} par \mathbf{Y} et \mathbf{U} par \mathbf{V} . Les loadings sont fréquemment préférés pour analyser les résultats d’une CCA. En effet, les loadings ne sont pas influencés par les intercorrélations au sein d’un même groupe, contrairement aux coefficients canoniques.

De plus, la somme des carrés des loadings dans chaque groupe mesure la variance qui est extraite par les variables canoniques. En divisant cette somme par le nombre de variables dans chaque groupe, on obtient la proportion de variance du groupe qui est capturée par la variable canonique (TATHAM et DORNOFF 1973). Ici nous allons nous concentrer sur l’analyse des loadings ainsi que des coefficients canoniques des matrices Σ , qui nous permettront d’analyser les liens entre les quantités des deux groupes (THOMPSON 1988).

La CCA comme modèle génératif prédictif

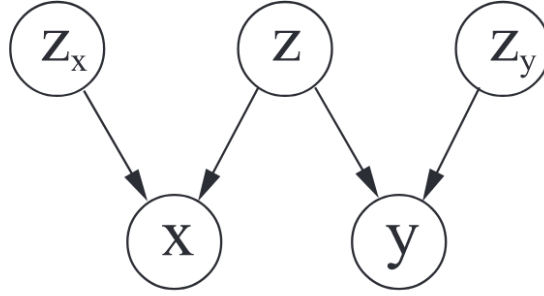
En considérant le modèle présenté dans l’équation (3.25), il est aussi possible de le reformuler dans une version générative afin de déduire les valeurs inconnues d’un groupe de variables à partir des valeurs connues de l’autre groupe, à l’aide des matrices de coefficients canoniques Σ apprises précédemment :

$$\mathbf{A} = \Lambda \mathbf{B} \left(\Sigma_{\mathbf{A}} \Sigma_{\mathbf{B}}^T \right)^+ \quad (3.27)$$

où Λ est la matrice diagonale des corrélations canoniques r_i . Par l’équation (3.27), on présente directement la CCA comme une généralisation des techniques plus classiques de régression. On suppose alors que le système sous-jacent, liant \mathbf{A} et \mathbf{B} , est statistiquement stationnaire entre l’apprentissage des $\Sigma_{\mathbf{A}}$, $\Sigma_{\mathbf{B}}$ et l’utilisation du modèle génératif.

Point de vue statistique de la CCA

En se basant sur le travail de TIPPING et BISHOP (1999) sur le point de vue statistique de la PCA, les auteurs de BACH et JORDAN (2005) font correspondre la CCA à un modèle

FIGURE 3.3 – Modèle des variables latentes. Les variables mesurées sont \mathbf{X} et \mathbf{Y} .

probabiliste de variables latentes. Les auteurs montrent ainsi qu'on peut expliquer la CCA par un modèle supposé gaussien liant les variables mesurées \mathbf{X} et \mathbf{Y} , à une troisième variable non-mesurée (la variable latente) \mathbf{Z} . En suivant le formalisme de KLAMI et KASKI (2008), on suppose que \mathbf{X} et \mathbf{Y} dépendent par ailleurs d'autres variables \mathbf{Z}_x et \mathbf{Z}_y spécifiques à \mathbf{X} et \mathbf{Y} (figure 3.3).

A partir de KLAMI et KASKI (2008), on peut écrire le modèle de variables latentes tel que :

$$\begin{cases} \mathbf{X} = f(\mathbf{Z}|\mathbf{W}_x) + g(\mathbf{Z}_x|\mathbf{B}_x) + \epsilon_x \\ \mathbf{Y} = f(\mathbf{Z}|\mathbf{W}_y) + g(\mathbf{Z}_y|\mathbf{B}_y) + \epsilon_y \end{cases} \quad (3.28)$$

où \mathbf{W}_x , \mathbf{W}_y , \mathbf{B}_x , \mathbf{B}_y sont les paramètres des fonctions f et g , qui vont de l'espace des variables à l'espace latent, ϵ_x et ϵ_y sont des bruits aléatoires. La CCA est alors un modèle où f et g sont des fonctions linéaires déterministes : $f(\mathbf{Z}|\mathbf{W}_x) = \mathbf{W}_x\mathbf{Z}$ et $g(\mathbf{Z}_x|\mathbf{B}_x) = \mathbf{B}_x\mathbf{Z}_x$, ainsi que $f(\mathbf{Z}|\mathbf{W}_y) = \mathbf{W}_y\mathbf{Z}$ et $g(\mathbf{Z}_y|\mathbf{B}_y) = \mathbf{B}_y\mathbf{Z}_y$. Ce modèle est très général. Le modèle présenté dans BACH et JORDAN (2005) suppose que $g(\mathbf{Z}_x|\mathbf{B}_x) = 0$ et $g(\mathbf{Z}_y|\mathbf{B}_y) = 0$. De plus chaque variable subit respectivement un bruit gaussien μ_x et μ_y . On a donc :

$$\begin{cases} \mathbf{Z} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{I}_d) \\ \mathbf{X}|\mathbf{Z} \sim \mathcal{N}(\mathbf{W}_x\mathbf{Z} + \mu_x, \Psi_x) \\ \mathbf{Y}|\mathbf{Z} \sim \mathcal{N}(\mathbf{W}_y\mathbf{Z} + \mu_y, \Psi_y) \end{cases} \quad (3.29)$$

où Ψ_x et Ψ_y sont des paramètres. La solution peut être trouvée par des méthodes d'espérance-maximisation présentées par BACH et JORDAN (2005) et KLAMI et KASKI (2008). Nous n'avons pas utilisé le point de vue probabiliste dans notre travail mais il

nous semblait important de l'évoquer pour ses possibles utilisations pour notre usage. En effet, des simulations par Monte-Carlo de la propagation acoustique en amont pourraient s'appuyer sur ce formalisme afin de caractériser les fonctions f et g qui pourraient alors être utilisées en mer. Ceci restera en perspectives et sera discuté dans la conclusion.

3.2.2 Métriques de l'erreur de la méthode

De nombreuses contributions se sont intéressées à l'évaluation de la signifiante des résultats de CCA. Les principaux étant ceux de WILKS (1935) et ROY (1953) qui ont respectivement publié les tests classiques de Wilks et de Roy. Ils ont pour but de tester l'hypothèse que les plus petites corrélations d'un résultat de CCA sont égales à 0.

Le test de Wilks exploite la métrique suivante :

$$\lambda_l = - \left(n - \frac{p + q + 3}{2} \right) \ln \left(\prod_{i=l}^k (1 - r_i^2) \right) \quad (3.30)$$

où les r_i sont les corrélations canoniques, donc les corrélations entre \mathbf{U} et \mathbf{V} . Si l'hypothèse de normalité des variables et de grand n sont satisfaites, alors le paramètre λ_l est supposé suivre une distribution χ^2 à $(p - l + 1)(q - l + 1)$ degrés de liberté. Il est donc possible de tester la probabilité de la valeur de λ_l , pour la l -ième variable canonique.

Le test de Roy utilise la métrique suivante :

$$\theta = r_1^2 \quad (3.31)$$

où r_1 est donc la corrélation des premières variables canoniques. En calculant ensuite les paramètres liés aux tailles des vecteurs de mesures $s = \min(p, q)$, $m = (|p - q| - 1) / 2$ et $N_\alpha = (n - p - q - 2) / 2$, il est possible de trouver la p-value correspondant au résultat de la CCA dans des tableaux comme présentés par HECK (1960). La p-value quantifie la probabilité d'obtenir une valeur pour un test statistique. Une p-value faible indique une valeur peu probable et l'hypothèse testée est rejetée.

On peut aussi évoquer la méthode de permutations sur les variables afin de trouver celle qui maximise les paramètres de tests statistiques (WINKLER et al. 2020). Cependant, comme les permutations sont réalisées sur la première dimension de \mathbf{X} et \mathbf{Y} , il y aurait rupture de la causalité de nos variables.

3.3 Application de la CCA afin de lier environnement et acoustique

Tout d’abord, nous appliquons la CCA aux données INTIMATE 96 (partie 2.3.1). Comme c’est une campagne où l’environnement et la propagation acoustique sont connus et relativement interprétables, c’est un bon cas de test pour la CCA sur données réelles. Nous considérerons l’application de la CCA aux données plus complexes de la campagne ALMA 2017 dans la section 3.3.2.

3.3.1 CCA sur données INTIMATE 96

Comme décrit dans la section 2.3.1, le signal acoustique reçu présente deux fluctuations principales : le temps d’arrivée des rayons réfléchis sur la surface et le fond, qui fluctue avec la profondeur de la thermocline et la hauteur d’eau (qui est liée à la marée M2), et l’intensité de la première arrivée qui fluctue avec la profondeur et le gradient de la thermocline.

Nous devons sélectionner des variables qui puissent capturer ces phénomènes. Du côté des variables acoustiques, ce sont précisément ces deux variables qui nous intéressent et donc que nous sélectionnons. Pour caractériser l’environnement, nous réalisons une décomposition en EOF de la température mesurée par la chaîne de thermistances et de son gradient vertical. Le premier mode de la température capture le déplacement vertical de la thermocline, alors que le premier mode du gradient capture le changement de gradient de la thermocline à plus petite échelle spatiale (figure 3.4). Pour capturer la marée, nous utilisons l’intégrale verticale de la vitesse mesurée par ADCP (courantomètre Doppler) afin d’avoir une variable proportionnelle au forçage de la marée.

Dans la littérature, la sélection du nombre d’EOF peut sembler parfois arbitraire. Les auteurs de COLOSI et RUDNICK (2020) en sélectionnent 4, et ceux de LEPAGE (2006) en prennent 9. En général, peu de modes sont sélectionnés car les premiers capturent déjà une part importante de la variance du champ décomposé. En revanche, à notre connaissance, le gradient de température (ou de célérité) n’est pas considéré dans la littérature. Le prendre en compte nous a semblé pertinent étant donné qu’il capture les petites fluctuations verticales qui peuvent avoir un fort impact en propagation acoustique.

Ainsi, nous avons deux variables acoustiques :

- Intensité de la première arrivée : I

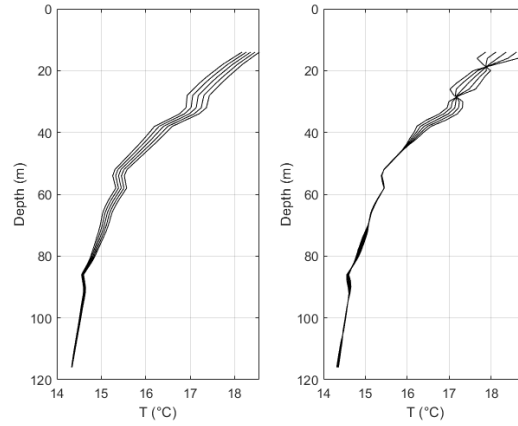


FIGURE 3.4 – Variation des EOF verticaux autour du profil moyen (Gauche : variation du premier mode de T ; Droite : variation du premier mode de ∇T)

— Temps d’arrivée du dernier rayon : t_{last}

Et trois variables environnementales :

- Premier mode temporel de T (déplacement vertical de la thermocline) : T_1
- Premier mode temporel de ∇T (gradient de la thermocline) : ∇T_1
- Forçage externe de la marée : F_{ext}

La CCA est calculée après application d’une moyenne glissante d’une durée de 30 pings sur chaque variable. Cela permet de réaliser la moyenne sur plusieurs réalisations tout en conservant l’évolution temporelle des quantités, mais elle permet aussi de lisser les fluctuations de hautes fréquences. Ce lissage évite un sur-apprentissage : en pratique, en présence de hautes fréquences, nous avons vu que la CCA tend à maximiser les corrélations entre celles-ci, résultant dans des coefficients canoniques très élevés et déséquilibrés entre variables.

Afin d’expliquer les résultats, nous analysons les matrices Σ_A et Σ_B , ainsi que les loadings définis en équation (3.26) (figures 3.5 et 3.6). Dans ce travail, les matrices de coefficients canoniques sont étudiées par l’intermédiaire du module des coefficients normalisés pour que la somme de chaque colonne soit égale à 1. De cette manière nous obtenons des valeurs entre 0 et 1 reflétant l’importance de chaque variable dans la matrice des coefficients canoniques.

L’objectif est d’identifier les quantités mesurées qui contribuent aux variables canoniques de chaque groupe. Comme ces dernières sont corrélées d’un groupe à l’autre, on pourra conclure à la corrélation entre combinaisons linéaires de variables acoustiques et variables

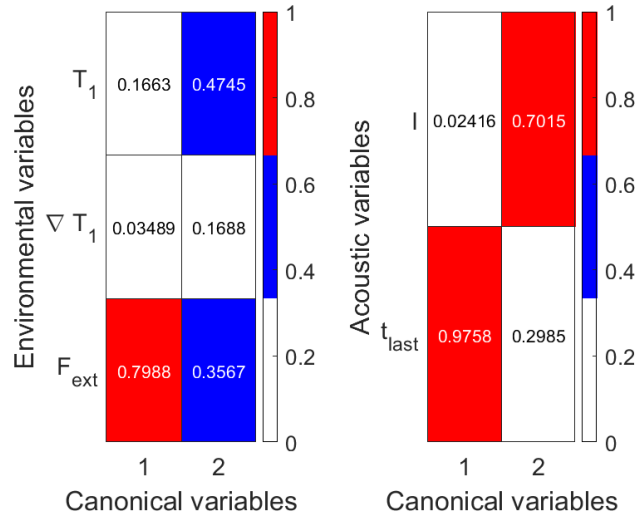


FIGURE 3.5 – Matrices Σ des valeurs absolues des coefficients canoniques normalisés (Gauche : environnemental ; Droite : acoustique). Les couleurs indiquent l'importance des variables.

environnementales. Pour qu'une grandeur mesurée contribue à une variable canonique, il faut que ses loadings et coefficient canonique soient tous deux élevés. En effet, nous avons vu l'importance des loadings dans l'analyse des résultats de CCA, cependant les corrélations croisées inter-groupe peuvent être trompeurs (par exemple toutes les variables risquent d'avoir un loading relativement fort du fait d'une importante composante de la marée). C'est pourquoi nous considérons aussi les coefficients canoniques dans notre analyse. Il convient de préciser que les résultats de la CCA sont au signe près.

Nous avons appliqué les tests présentés en section 3.2.2 afin d'évaluer la signifiante des résultats de la CCA. Le test de Roy indique une p-value plus petite que 0.01, tandis que le test de Wilks indique une p-value plus petite que 10^{-10} pour chacune des deux variables canoniques. Nous concluons donc que le résultat de la CCA est significatif.

Considérant la première variable canonique, le coefficient canonique environnemental le plus élevé est celui du forçage externe F_{ext} , suivi du coefficient du premier mode de température T_1 , avec une valeur faible. Enfin, le coefficient du premier mode du gradient est proche de 0. En analysant les loadings environnementaux, le loading le plus élevé est celui du forçage externe F_{ext} , puis à égalité nous trouvons les coefficients du premier mode de température et du gradient vertical de température. En se rappelant qu'il faut à la fois un loading et un coefficient canonique élevé pour qu'une variable mesurée soit importante dans une variable canonique, nous en déduisons que le forçage externe et le

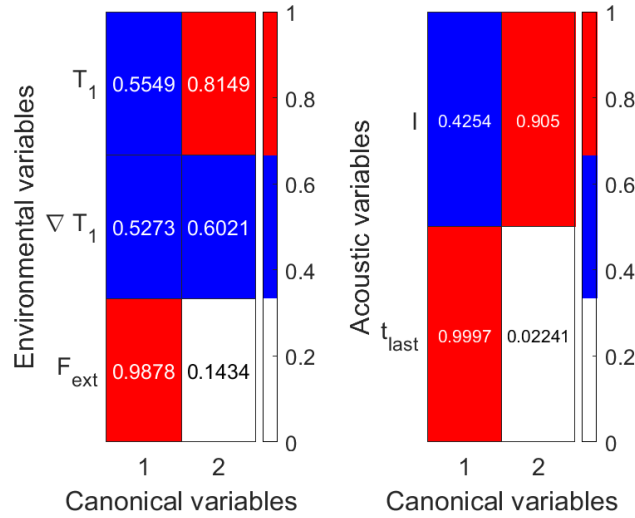


FIGURE 3.6 – Matrices des valeurs absolues des loadings $L_{\mathbf{X}_i \mathbf{U}_j}$ et $L_{\mathbf{Y}_i \mathbf{V}_j}$ (Gauche : environnemental ; Droite : acoustique). Les couleurs indiquent l’importance des variables.

premier mode de température sont les principaux contributeurs à la première variable canonique. En considérant désormais les variables acoustiques (toujours pour la première variable canonique), le temps d’arrivée du dernier rayon t_{last} a un coefficient canonique très élevé alors que l’intensité I a un coefficient proche de 0. De plus, le loading de t_{last} est très élevé alors que celui de I est plus faible. Nous comprenons donc que la première variable canonique acoustique est dominée par le temps d’arrivée du dernier rayon. Comme les variables canoniques acoustiques et environnementales ont une corrélation élevée ($r = 0.98$), nous en déduisons que le temps d’arrivée du dernier rayon est corrélé à une combinaison linéaire de la marée M2 et du gradient de la thermocline.

En appliquant le même raisonnement pour la deuxième variable canonique, on trouve que l’intensité de la première arrivée I est liée à la profondeur de la thermocline, capturée par T_1 , et au gradient de la thermocline, capturé par ∇T_1 . En revanche, la corrélation canonique est plus faible ($r = 0.64$), ce qui montre qu’il pourrait manquer des variables significatives pour expliquer les fluctuations de l’intensité de la première arrivée.

Nos conclusions rejoignent donc celles de STÉPHAN et al. (2000) : la variation du temps d’arrivée des derniers rayons est liée à la marée et au gradient de la thermocline, et la variation d’intensité de la première arrivée est liée à au gradient et à la profondeur de la thermocline. Cela montre que la CCA nous permet, dans un environnement relativement simple, de trouver des relations entre variables qui expriment la physique sous-jacente du

problème. Nous avons publié ce résultat dans L'HER et al. (2022a).

3.3.2 CCA sur données ALMA 2017

Après avoir appliqué la CCA sur des données in-situ recueillies dans un contexte physiquement interprétable, nous proposons un autre cas d'application : la campagne ALMA 2017, dont le jeu de données présente un niveau de complexité accru. L'objectif de cette démarche est d'évaluer la transposabilité de notre analyse à un cas très différent.

D'une part, sur INTIMATE nous étions dans un cas où bathymétrie et célérité sont indépendantes de la distance. Sur ALMA 2017, comme montré en section 2.3.2, ce n'est pas le cas. La bathymétrie est composée d'un double canyon, et la célérité est majoritairement inconnue et fortement influencée par des ondes internes, donc dépendante de la distance et du temps. De plus, il peut exister des phénomènes océanographiques de plus basse fréquence, notamment des solitons ou des oscillations de canyon (PETRUNCIO, ROSENFELD et PADUAN 1998 ; BRUN et al. 2023), mais l'instrumentation déployée pendant la campagne ne permet pas de mesurer de tels phénomènes. Les mesures de la chaîne de thermistances (température et gradient vertical) sont affichées en figure 2.14 pour les données correspondant aux deux phases étudiées. Les figures du gradient vertical nous permettent notamment d'observer d'importantes fluctuations au niveau de la thermocline.

Les variables de la CCA

Les grandeurs à utiliser dans la CCA sont choisies selon la problématique que nous voulons traiter. Du côté acoustique, nous souhaitons profiter des capteurs en antenne pour avoir une information énergétique et une information spatiale, qui pourraient ensuite être utilisées pour informer des traitements d'antenne. Nous allons donc considérer les variables caractérisant les moments du champ acoustique présentés précédemment : l'intensité moyenne sur antenne I_m et le rayon de cohérence L_c . Pour ce qui est des variables environnementales, nous utiliserons la décomposition en EOF de la température et du gradient vertical $\nabla_z T$, afin de caractériser les fluctuations. Nous devons tout d'abord évaluer combien de modes retenir pour avoir une représentation pertinente des champs spatio-temporels. Pour ce faire, il existe de nombreuses méthodes et critères. Une revue générale peut se trouver dans le travail de JOLLIFFE (2002). Ici nous avons choisi d'utiliser la règle dite "Rule N" (XIAO-FENG et al. 2000). Celle-ci stipule que le signal d'un champ décomposé en EOF est capturé par les modes dont les valeurs propres se trouvent au-dessus

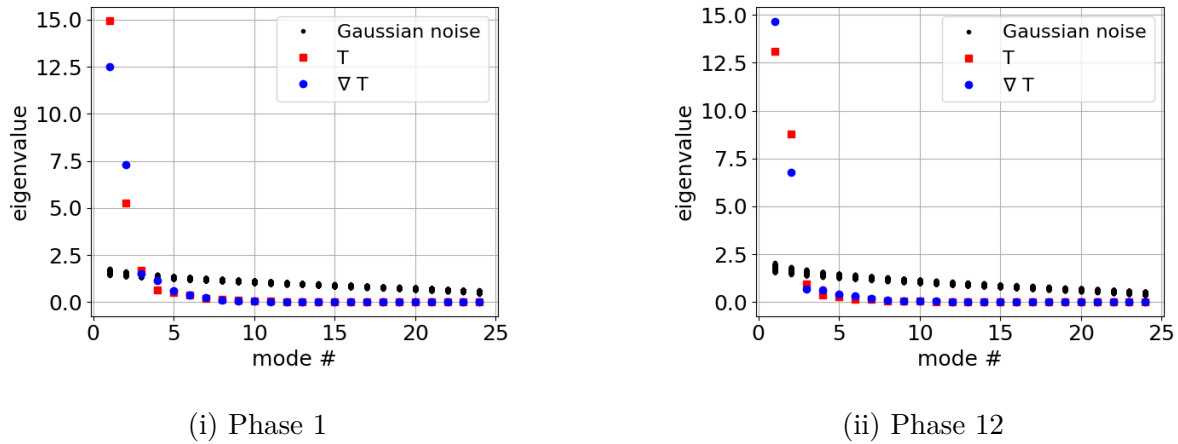


FIGURE 3.7 – Règle Rule N

de celles d'une variable gaussienne de moyenne 0 et écart-type 1. Les modes sélectionnés par cette règle reconstruisent donc du signal et en augmenter le nombre ne ferait qu'ajouter du bruit à la reconstruction. Nous montrons la figure correspondant à la Rule N en figure 3.7.

Notons tout de même que d'autres méthodes, comme la méthode "du coude" qui consiste à sélectionner les EOF jusqu'au changement de pente de la valeur propre, nous donnent des résultats similaires. En océanographie, la règle de North (NORTH et al. 1982) est très utilisée, elle définit une erreur dans le calcul de la valeur des valeurs propres de la matrice de covariance du champ, qui est proportionnelle à $1/\sqrt{n}$, où n est le nombre d'échantillons temporels. Selon, cette règle, on sélectionne uniquement les modes qui n'ont pas leurs valeurs propres dans la zone d'incertitude des valeurs propres des modes voisins. Cependant, cela s'applique lorsque le nombre d'échantillons du champ décomposé est faible, ce qui est souvent le cas en océanographie, mais n'apporte pas une analyse pertinente pour nos données car elles sont très bien échantillonnées temporellement.

Nous observons tout d'abord une différence dans le résultat de la Rule N entre les deux phases étudiées : pour la phase 1, les 3 premiers modes de la température (représentant 91% de la variance) et les 3 premiers modes du gradient (représentant 89% de la variance) ont des valeurs propres supérieures au bruit gaussien. En revanche, la phase 12 est bien représentée par 2 modes de T (pour 91% de la variance) et 2 modes de $\nabla_z T$ (avec 89% de la variance représentée). Étant donné que représenter la phase 1 avec seulement deux EOF fait baisser la variance représentée à 84% et 81% pour la température et le gradient respectivement, nous choisissons de considérer 3 modes de chaque quantité pour représenter

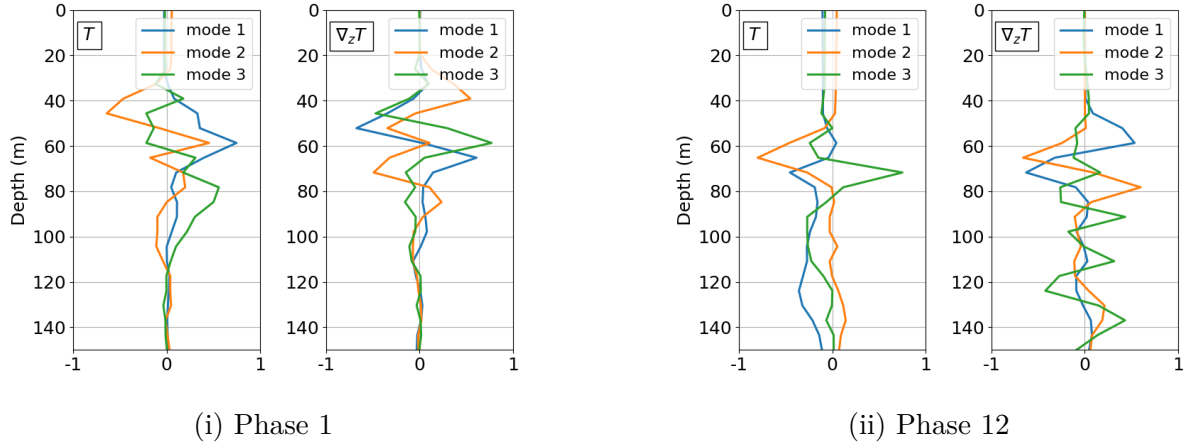


FIGURE 3.8 – EOF verticaux de la température (gauche) et du gradient de température (droite).

les deux phases. Nous risquons alors d'ajouter du bruit dans la phase 12, mais cela nous semble plus judicieux que de perdre de l'information de la phase 1.

Afin de visualiser les fluctuations capturées par la décomposition en EOF, nous montrons les modes verticaux de la température et du gradient en figure 3.8, pour les phases 1 et 12. Nous observons qu'ils présentent des différences. Les maxima des modes sont à différentes profondeurs, confirmant ce que nous observons en figure 2.14 : la thermocline de la phase 12 est légèrement plus profonde que celle de la phase 1. De plus, les modes verticaux de la phase 12 semblent moins oscillants que les modes de la phase 1, en particulier concernant la température. On peut donc supposer que la phase 1 présente des fluctuations de petite taille plus importantes que la phase 12. En revenant à la figure 2.14, on remarque que le gradient est plus perturbé au niveau de la thermocline en phase 1 qu'en phase 12, ce qui va dans le sens d'une présence plus importante de petites fluctuations spatiales. Le 3ème mode de la phase 12 présente de nombreuses oscillations sur toute sa longueur qui pourrait principalement représenter du bruit, comme stipulé par la Rule N.

On voit pour la phase 12 que le premier mode de T représente bien la profondeur de la thermocline et de sa base (entre 120 et 140m de profondeur), tandis que le premier mode de ∇T capture la variation du gradient de la thermocline. Le deuxième mode de T concorde bien avec la profondeur de la thermocline et celui de ∇T capture quant à lui le gradient de la thermocline et de sa base autour de 130m de profondeur (la variabilité de la base de la thermocline peut aussi être observée en figure 2.14(ii)).

Nous allons considérer les évolutions temporelles de ces modes dans la CCA, qui vont

alors constituer les variables environnementales de notre traitement. Pour ce qui est des variables acoustiques, comme évoqué précédemment, nous allons considérer l'intensité moyenne I_m et le rayon de cohérence L_c . Le rayon de cohérence est calculé à partir de la MCF (équation (3.23)), que nous montrons à 2 kHz en figure 3.9 (rayon de cohérence en noir).

On observe en figure 3.9 que la MCF fluctue de manière plus importante en phase 1 qu'en phase 12 malgré l'application de la moyenne glissante. On peut le voir en particulier en comparant les figures 3.9(ii) et 3.9(iii), ayant la même échelle temporelle. Cette observation va dans le sens de notre hypothèse des petites fluctuations qui semblent plus présentes dans la thermocline dans la phase 1 que dans la phase 12. Nous retrouvons aussi d'importantes fluctuations dans les données d'intensité moyenne I_m (figure 3.10), les fluctuations sont alors globalement similaires en phase 1 et phase 12.

Comme commenté précédemment, nous réalisons une moyenne glissante afin de réaliser la moyenne sur les réalisations tout en conservant les fluctuations des variables. Celle-ci est réalisée sur 30 pings (équivalent à 90 min) pour toutes les variables considérées. Comme dans le cas d'INTIMATE 96, la moyenne glissante filtre les hautes fréquences, qui sont difficiles à corrélérer entre elles, et réduit donc le sur-apprentissage de la CCA. Nous affichons les variables ainsi traitées et utilisées dans la CCA en figure 3.11 pour le cas des émissions du pulse CW à 2 kHz, les autres fréquences ($\{5; 7; 9\}$ kHz) sont présentées en Annexe B. On observe d'importantes fluctuations à basse fréquence : on note par exemple que le L_c en phase 1 peut être divisé par deux en l'espace de 30 pings, c'est à dire 90 min.

En résumé, nous allons utiliser deux variables acoustiques :

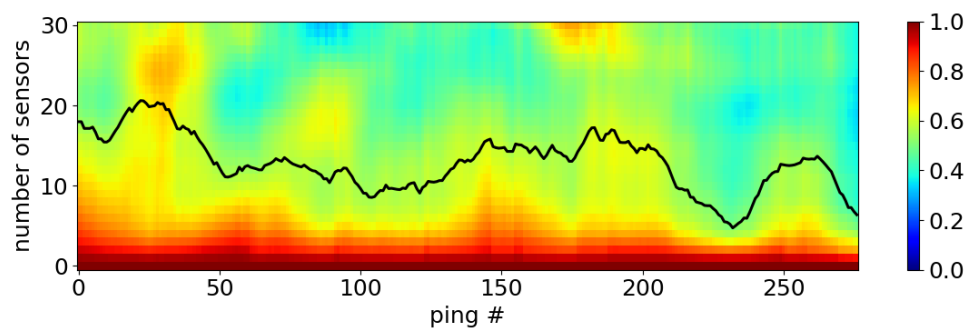
- Rayon de cohérence : L_c
- Intensité moyenne : I_m

Et six variables environnementales :

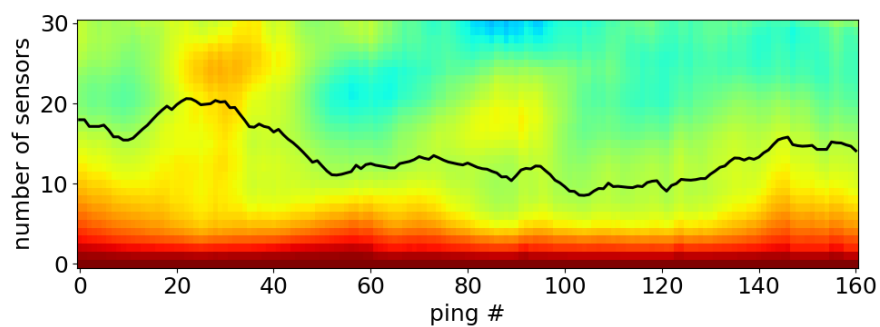
- Trois premiers modes temporels de T
- Trois premiers modes temporels de $\nabla_z T$

Résultat de la CCA

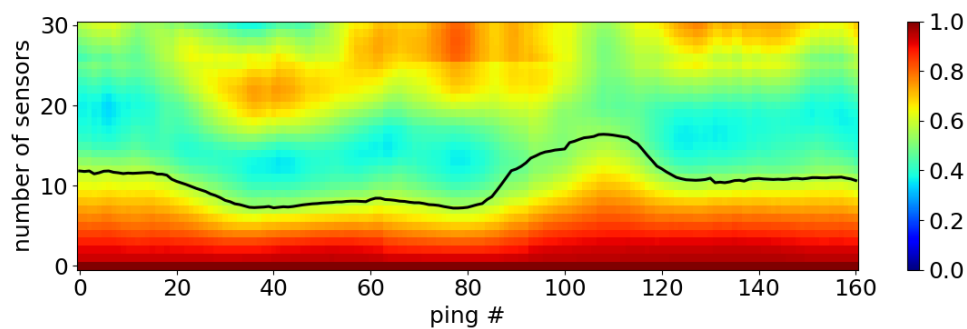
Nous avons appliqué la CCA aux variables de la figure 3.11 afin de lier l'acoustique à l'environnement. Ici nous allons principalement commenter les données à 2 kHz, les résultats pour les autres fréquences ($\{5; 7; 9\}$ kHz) sont présentés en Annexe B et commentés en fin de section. Nous affichons les coefficients de Σ_A et Σ_B en figure 3.12, et les loadings comme définis en équation (3.26). Nous pouvons alors réaliser la même analyse que celle



(i) Phase 1

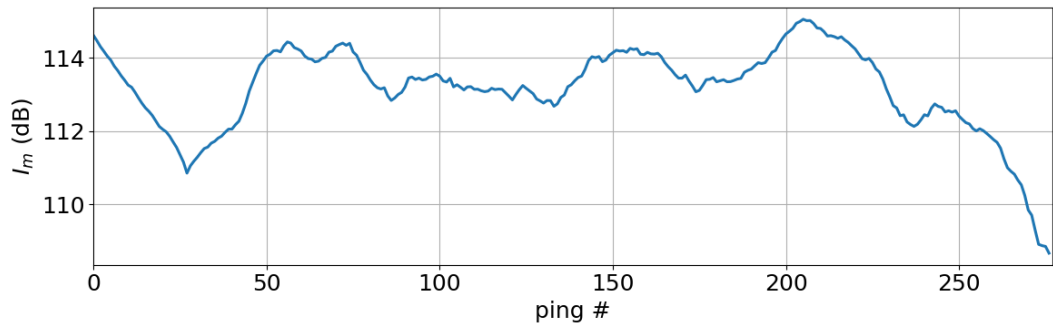


(ii) Zoom sur la phase 1

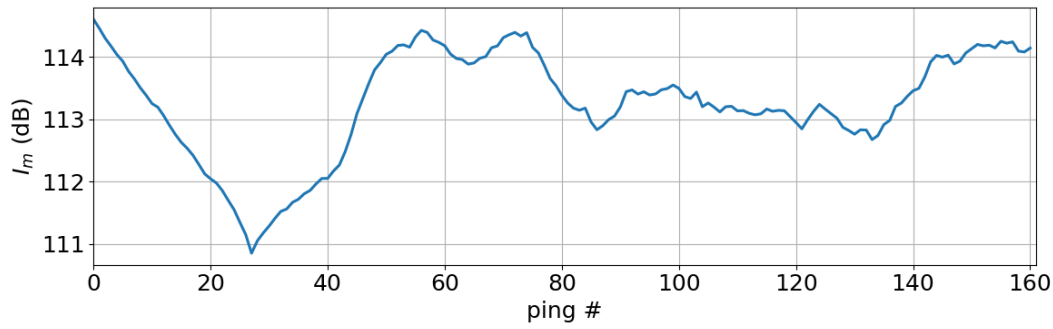


(iii) Phase 12

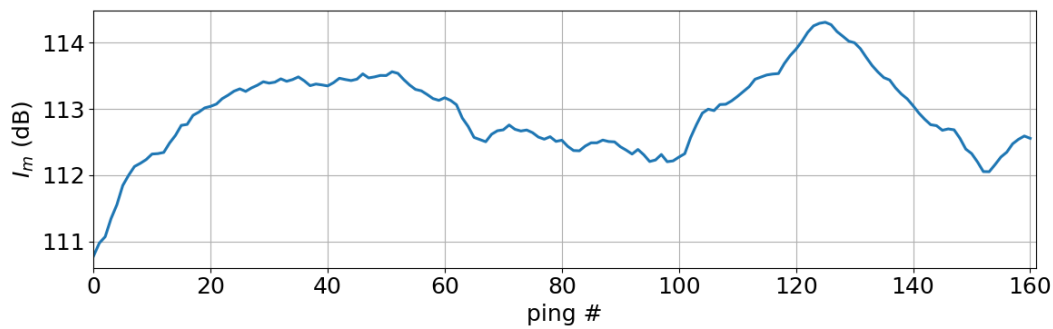
FIGURE 3.9 – MCF à 2 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1, et rayon de cohérence L_c en noir.



(i) Phase 1



(ii) Zoom sur la phase 1



(iii) Phase 12

FIGURE 3.10 – I_m à 2 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1.

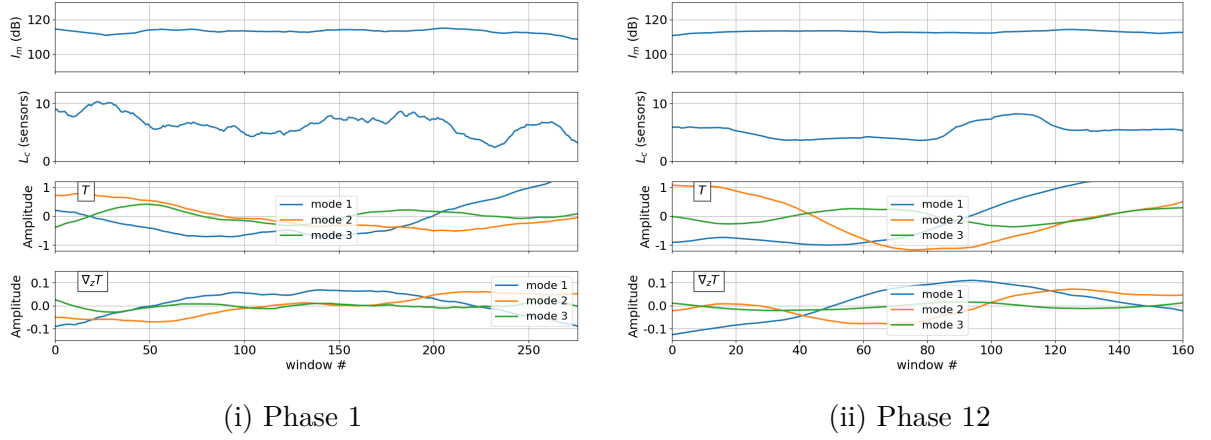


FIGURE 3.11 – De bas en haut : intensité moyenne (I_m), rayon de cohérence (L_c), EOF temporels de T , EOF temporels de ∇T à 2 kHz. Les données des autres fréquences sont présentées en Annexe B.

faite sur les données INTIMATE. L'analyse se fait sur la phase 12, car c'est celle qui sert à entraîner notre modèle et donc à expliquer les fluctuations acoustiques par l'environnement. Comme précédemment, le test de Wilks donne une p-value plus petite que 10^{-10} pour les deux variables canoniques et le test de Roy une p-value plus petite que 0.01, pour les phases 1 et 12. Les résultats sont donc significatifs.

En observant les matrices des coefficients canoniques normalisés en valeur absolue (figure 3.12), on peut dans un premier temps remarquer que les deux variables canoniques sont dominées par le deuxième mode de gradient de T , de façon plus marquée pour la première d'entre elles. Côté acoustique, la première variable canonique a un coefficient plus élevé pour l'intensité moyenne, et inversement pour la deuxième variable canonique. En se tournant vers la figure 3.13 contenant les loadings, nous observons quelques tendances plus claires : les deux variables canoniques environnementales sont dominées par les premiers et troisièmes modes de T , ainsi que les deuxièmes et troisièmes modes de $\nabla_z T$. Pour ce qui est du groupe acoustique, la première variable canonique est dominée par l'intensité moyenne, et la deuxième par le rayon de cohérence. En rappelant qu'il faut à la fois un coefficient élevé et un loading élevé pour qu'une quantité d'un groupe soit importante dans le résultat de CCA, on peut conclure pour la première variable canonique qu'une combinaison dominée par l'intensité moyenne est corrélée à une combinaison du premier mode de T et deuxième mode de $\nabla_z T$. Pour la deuxième variable canonique on voit qu'une combinaison dominée par le rayon de cohérence est corrélée avec une combinaison linéaire du premier mode de T , et des deuxième et troisième modes de ∇T . Cependant ce troisième

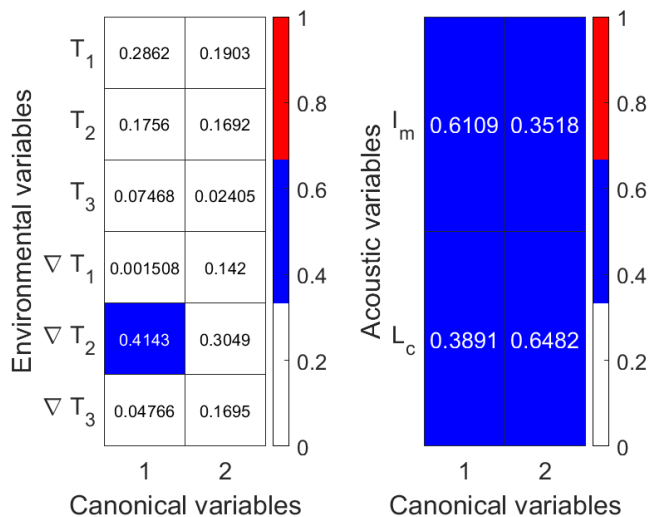


FIGURE 3.12 – Matrices Σ de coefficients canoniques normalisés en valeur absolue (Gauche : environnemental ; Droite : acoustique) pour les données ALMA à 2 kHz, phase 12.

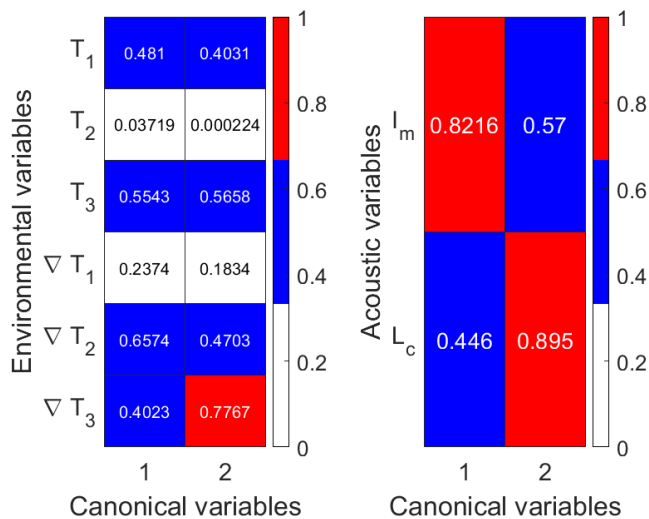


FIGURE 3.13 – Matrices des loadings en valeur absolue (Gauche : environnemental ; Droite : acoustique) pour les données ALMA à 2 kHz, phase 12.

mode est peu représentatif car il reconstruit un bruit d'après la Rule N. On a donc vu que la dynamique de I_m et L_c de la phase 12 à 2 kHz est surtout liée au premier mode de T et deuxième mode de ∇T . Comme présentés en figure 3.8(ii), ces modes capturent à la fois la variabilité de la thermocline (en gradient et profondeur) et de sa base vers 130 m de profondeur.

Nous allons désormais commenter les résultats présentés en Annexe C. Tout d'abord, à 5 kHz (figure C.1) nous voyons que la première variable canonique environnementale est dominée par le premier mode de température et en moindre mesure les deux premiers modes de gradient ainsi que le deuxième mode de T . Du côté de la variable canonique acoustique, le rayon de cohérence est le poids le plus important de cette variable canonique. L_c est donc lié à la variabilité de la profondeur thermocline et de son gradient, en plus d'une contribution de la fluctuation à 130m de profondeur. Considérant la deuxième variable canonique, le groupe environnemental montre l'importance du deuxième mode de température et du premier mode de gradient, tandis que le groupe acoustique est dominé par l'intensité moyenne. On peut donc conclure que la variation de l'intensité est liée au gradient et à la profondeur de la thermocline, mais semble moins influencée par la variation de sa base. A 7 kHz (figure C.2), on voit en premier lieu que la première variable canonique acoustique est composée presque exclusivement du rayon de cohérence. Côté environnemental, on observe que le premier mode de gradient domine, tandis que les autres variables ont des contributions assez équilibrées. On peut conclure à un lien entre le rayon de cohérence et les variations du gradient de la thermocline capturées par le premier mode de ∇T . En analysant la deuxième variable canonique, on trouve qu'une combinaison du deuxième mode de T , et des premier et deuxième modes du gradient T est liée à l'intensité moyenne. La variation de la profondeur et du gradient de la thermocline ainsi que de sa base semble donc liée aux variations d'intensité moyenne. De façon similaire, à 9 kHz l'intensité moyenne est liée à une combinaison des deux premiers modes de T et du premier mode de gradient, via la première variable canonique. On retrouve donc ce lien de l'intensité avec la variation de la profondeur et du gradient de la thermocline et de sa base à 130m de profondeur. Par la deuxième variable canonique, on trouve un lien entre le rayon de cohérence et une combinaison du premier mode de T et du deuxième mode de ∇T . Il pourrait donc encore une fois y avoir un effet relativement important de la fluctuation à 130m de profondeur sur le rayon de cohérence.

Au delà de quelques grandes tendances, la difficulté d'analyse de la CCA sur ALMA pouvait être attendue. En effet, comme nous l'avons commenté précédemment, l'océa-

nographie d'un canyon peut être complexe. Le fait d'avoir un seul point de mesure sur un bord de ce canyon ne représentera sûrement pas toute la dynamique. De plus, les ondes internes créent un champ de célérité dépendant de la distance, alors que dans INTIMATE 96 nous avons un champ indépendant de la distance. Enfin, les fréquences ALMA 2017 sont plus élevées que la fréquence centrale de la LFM INTIMATE (300-800 Hz), rendant la propagation dans ALMA 2017 plus sensible aux petites structures. La physique du problème nécessite donc une description plus fine dans le cas ALMA 2017, ce qui se retrouve dans l'analyse par CCA des données. Nous avons cependant observé un lien qui semble s'établir entre les variables acoustiques et la profondeur et gradient de la thermocline. Il semble aussi il y avoir un effet d'une fluctuation de la profondeur de la base de la thermocline, vers 130m de profondeur. Nous retrouvons donc une dépendance vis à vis de fluctuations de variables présentant des similarités avec celles définies dans COLOSI et RUDNICK (2020) pour caractériser la propagation acoustique.

Comme il est difficile d'utiliser directement la sortie de CCA pour expliquer la physique fine du problème, nous allons l'utiliser comme modèle, en utilisant $\Sigma_{\mathbf{A}}$ et $\Sigma_{\mathbf{B}}$ apprises sur la phase 12. Nous allons ensuite inférer une variable, L_c dans notre cas, sur la phase 1 en utilisant le modèle génératif de l'équation 3.27. Il nous sera alors possible d'informer des traitements d'antennes avec les variables inférées pour qu'ils puissent s'adapter à la dynamique du milieu et la propagation acoustique que l'on pourrait attendre d'un tel milieu.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une description statistique du lien entre océanographie et acoustique. Nous avons tout d'abord présenté le spectre de Garrett et Munk (GM) comme une description générale du spectre des fluctuations verticales de la température. Cependant, nous préférons nous centrer sur une description locale, orientée sur les données, et c'est pourquoi nous utilisons la décomposition en EOF. Cette décomposition a pour but d'extraire des modes verticaux représentant le maximum de variance des données de température, ainsi que leur variation temporelle. Il est alors possible de décrire un jeu de données grâce à quelques modes spatio-temporels. Nous avons ensuite présenté la méthode que nous proposons d'utiliser afin de lier statistiquement des données océanographiques à des données environnementales : l'Analyse de Corrélations Canoniques. Cette généralisation des techniques de régression linéaire nous permet de trouver un modèle liant

l'évolution temporelle de deux groupes de variables : un groupe acoustique et un groupe environnemental. Nous avons d'abord appliqué la CCA aux données INTIMATE 96. Pour capturer la variabilité environnementale, nous avons décomposé la température et son gradient vertical en EOF, où nous avons gardé uniquement le premier mode pour chaque variable. L'utilisation du gradient vertical nous permet alors de capturer la variabilité de la thermocline ainsi que les petites fluctuations verticales qui n'apparaissent pas dans les modes de température. La variabilité acoustique associée a été capturée en notant une variation de l'intensité de la première arrivée, ainsi qu'une fluctuation du temps d'arrivée des derniers rayons. Nous avons ensuite montré que la CCA nous permet de retrouver le lien entre ces deux groupes de variables, décrivant la relation océano-acoustique causée par la propagation présente dans INTIMATE 96. Par la suite, nous avons appliqué ces mêmes méthodes aux données de l'environnement plus complexes d'ALMA 2017. Cette fois nous utilisons la Rule N afin de choisir les EOF que nous pouvons garder, qui sont 3 modes de température et 3 modes de son gradient vertical. Pour le côté acoustique, nous utilisons des variables nous donnant une information spatiale et énergétique du champ, c'est à dire l'intensité moyenne sur l'antenne I_m et le rayon de cohérence L_c . Dans un environnement complexe comme ALMA 2017, le lien entre variables issues de la CCA devient difficile à analyser. Cependant, il semble se dessiner un lien entre les quantités acoustiques et les variations de la profondeur de la thermocline, de son gradient et les fluctuations de sa base ; l'unique étude des résultats de la CCA ne permet cependant pas de conclure définitivement cela, et un important travail de simulation serait sûrement nécessaire. Dans notre cadre, nous construisons sur cette analyse en choisissant d'utiliser la CCA comme modèle génératif prédictif. De cette manière nous apportons des informations supplémentaires orientées par les données sur le lien entre la propagation acoustique et l'environnement au traitement d'antenne, en particulier en ayant choisi des variables acoustiques pertinentes pour ce traitement.

Dans le chapitre suivant, nous allons nous intéresser au traitement d'antenne appliqué aux milieux fluctuants, et en particulier aux données ALMA 2017. Nous effectuerons un rapide panorama des méthodes de formation de voies, et nous parlerons des particularités de la formation de voies en milieu non-homogène (donc sur des fronts d'onde non-cohérents). Nous présenterons alors la méthode que nous avons choisie, qui est un traitement par sous-antennes où leurs taille est paramétrée par la longueur de cohérence L_c . Nous évaluerons le potentiel de la CCA en tant que modèle génératif prédictif, afin d'inférer la longueur de cohérence d'un signal avant une éventuelle détection, pour en informer le traitement

par sous-antennes. La méthode par sous-antennes résultant en une perte de résolution angulaire, nous utiliserons alors une régularisation en norme ℓ_0 sur chaque sous-antenne afin de compenser cette perte. Nous comparerons cette méthode à la formation de voies classique, en performances de détection et en résolution.

TRAITEMENT D'ANTENNE DANS UN ENVIRONNEMENT FLUCTUANT

Le traitement d'antenne regroupe un large éventail de méthodes de traitement du signal servant à analyser le signal reçu par plusieurs récepteurs synchronisés. Nous allons ici nous intéresser aux traitements sur des antennes linéaires uniformes (ULA), même si la plupart des méthodes peuvent s'appliquer sur toute forme d'antenne.

La propagation acoustique étant très dépendante du milieu (champ de célérité et bathymétrie), il est souhaitable d'inclure la physique de la propagation dans les traitements d'antenne pour les optimiser : c'est le postulat de départ au Matched Field Processing (MFP) (BAGGEROER, KUPERMAN et MIKHALEVSKY 1993). Cette méthode consiste à comparer le champ reçu à la fonction de Green du milieu. Selon la théorie, cette méthode permet de prendre en compte toute la complexité de la physique de la propagation acoustique, en considérant les liens qu'il existe entre les multi-trajets ou les modes, selon le formalisme employé. Le travail fondateur de MFP est celui de BUCKER (1976). Dans sa version classique, le MFP consiste à corrélérer la matrice de corrélation du signal reçu avec la matrice de corrélation de signaux simulés pour plusieurs positions de sources ; le maximum de corrélation permet alors de localiser la source. Des petites erreurs dans la modélisation de l'environnement peuvent cependant induire des erreurs importantes (DEL BALZO, FEUILLADE et ROWE 1988 ; GINGRAS 1989) ou nécessitent une connaissance importante de l'environnement (SOARES, SIDERIUS et JESUS 2002), en particulier à grande distance de propagation et à haute fréquence. Le risque d'erreur est d'autant plus important que le milieu est fluctuant : par exemple une modélisation d'ondes internes linéaires implique une prise en compte statistique du milieu comme nous l'avons vu au chapitre précédent, de plus l'évaluation de la matrice de corrélation du signal présentera elle aussi une forte sensibilité aux erreurs de modèle dans ce type d'environnement. Il est donc difficile d'avoir de bonnes performances pour un MFP classique dans un environnement fluctuant. C'est pourquoi de nouvelles techniques ont été testées : NOLTE et SHOREY (1996) montre que

l’erreur de localisation de la source peut être réduite en considérant une prise en compte probabiliste du signal reçu et des incertitudes de l’environnement. Le travail de LE GALL et al. (2016) obtient des meilleures performances que le MFP conventionnel en utilisant le point de vue bayésien pour prendre en compte les incertitudes de l’environnement dans la fonction de Green (aléatoire). La prise en compte bayésienne (Sparse Bayesian Learning, SBL) est encore étudiée dans GEMBA et al. (2017), en considérant une incertitude sur l’inclinaison de l’antenne et un mismatch entre le dictionnaire des signaux simulés et les données. Dans les deux cas, l’algorithme SBL obtient des performances en localisation et détection de source supérieure aux algorithmes classiques. Nous voyons donc que le point de vue bayésien permet d’obtenir de meilleures performances que les algorithmes classiques, notamment à cause des incertitudes sur l’environnement.

Traditionnellement, on simplifie voir robuste le problème en adoptant un modèle minimal du champ acoustique en ondes planes, en réduisant par conséquent l’espace de recherche de la source. On va donc s’intéresser au problème d’estimation de directions d’arrivée (Direction Of Arrival DOA), qui peut être assimilé à du MFP où les répliques du champ acoustique sont des ondes planes arrivant à différents angles sur l’antenne. Un problème de recherche en (\mathbf{r}, \mathbf{z}) devient par conséquent un problème de recherche en angles. Les ondes planes ont de plus une forme analytique, ce qui élimine la partie fastidieuse de simulation de la propagation dans un environnement fluctuant.

Cependant, malgré cette simplification, il existe encore de nombreux problèmes, créés notamment par la perte de cohérence du champ acoustique, qui remet en cause l’hypothèse d’ondes planes. Nous allons tout d’abord expliquer la formation de voies dans un environnement bruité mais non fluctuant et voir les diverses méthodes de résolution. Nous allons ensuite réaliser un panorama non exhaustif des méthodes utilisées pour traiter les environnements fluctuants, et nous allons enfin nous concentrer sur la méthode que nous avons choisie pour cette thèse, combinant traitement dans un environnement fluctuant et résolution d’un problème non-fluctuant.

4.1 Formulation du problème d’estimation des directions d’arrivée

Lorsqu’une onde plane arrive avec un angle θ sur l’antenne, chaque capteur reçoit un signal de façon décalée dans le temps par rapport à ses voisins (cf. figure 4.1). La formation de voies classique consiste à appliquer un retard au signal reçu par chaque capteur dans le

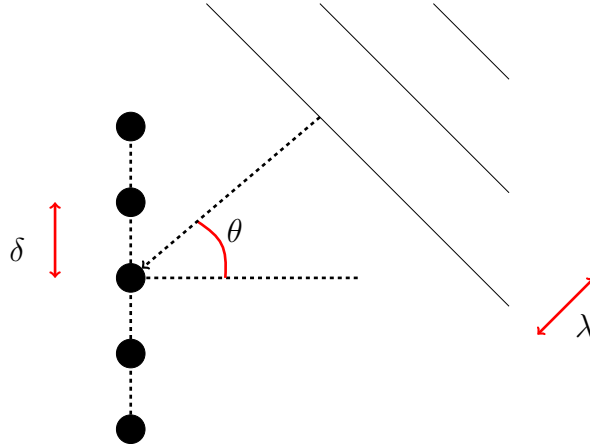


FIGURE 4.1 – Schéma d'une onde plane arrivant à un angle θ sur une antenne linéaire verticale.

domaine temporel afin de scruter chaque angle d'arrivée possible. En faisant la somme des signaux sur les capteurs, il y a un maximum lorsque les signaux décalés concordent. Ce maximum correspond à un front arrivant à un angle correspondant au décalage du signal. Lorsqu'on travaille dans le domaine fréquentiel, le décalage temporel entre deux capteurs successifs τ se transforme en multiplication par une exponentielle complexe $e^{j\omega\tau}$.

A partir de la figure 4.1, nous pouvons calculer le retard entre deux capteurs selon $\tau = \Delta/C$, où Δ est la distance supplémentaire parcourue et C la célérité dans le milieu. Notant δ la distance inter-capteur, on a $\Delta = \delta \sin \theta$ la distance que le front d'onde doit faire entre deux capteurs. De plus, en considérant que $\omega/C = 2\pi/\lambda$, on arrive à un facteur de décalage d'un élément à son voisin :

$$e^{j\omega\tau} = e^{j\frac{2\pi}{\lambda} \delta \sin \theta} \quad (4.1)$$

Pour considérer l'antenne complète, nous allons écrire le problème d'estimation de directions d'arrivée sous une forme matricielle. Nous supposons qu'un signal arrive sur une antenne de M éléments. Dans le domaine fréquentiel, nous pouvons écrire le modèle de signal suivant :

$$\mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4.2)$$

où \mathbf{y} est le vecteur colonne du signal (complexe) reçu par l'antenne de taille $(M \times 1)$,

\mathbf{D} est une matrice de N vecteurs de directions d'arrivée, c'est-à-dire que chaque colonne

de \mathbf{D} est un vecteur $\mathbf{d}(\theta_i) = [1, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\delta \sin(\theta_i)}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(M-1)\delta \sin(\theta_i)}]^T$, avec \cdot^T la transposée et les θ_i les N angles de recherche de source,

\mathbf{x} est un vecteur ($N \times 1$) des contributions des sources à chaque angle de recherche de la matrice \mathbf{D} ,

\mathbf{n} est vecteur ($M \times 1$) de bruit gaussien additif complexe, qui représente à la fois le bruit électronique des systèmes de mesure et le bruit ambiant acoustique.

Selon le modèle (4.2), résoudre le problème d'estimation de directions d'arrivée revient à estimer le vecteur \mathbf{x} . Nous réalisons ci-après un rapide panorama des techniques proposées dans la littérature sans considération particulière des fluctuations de l'environnement.

4.2 Méthodes de résolution du problème de DOA

Il existe différentes méthodes de résolution du problème (4.2), nous pouvons les classer en deux types : les méthodes par scrutation qui résolvent le problème angle par angle, et les méthodes globales qui résultent en un problème plus complexe d'optimisation.

4.2.1 Méthodes par scrutation

Les méthodes par scrutation considèrent une solution au problème (4.2) où chaque angle d'arrivée possible $\mathbf{d}(\theta_i)$ est testé. Cela simplifie grandement le problème, plutôt que de considérer l'optimisation globale (qui sera présentée dans la partie suivante), mais reste une approximation forte, on cherche en effet ainsi à expliquer le signal reçu par une contribution provenant d'une unique direction.

Formation de voies classique

Formulation Sous l'hypothèse d'une unique source, le problème (4.2) revient à estimer pour chaque angle de recherche θ_i , l'amplitude correspondante $\hat{x}(\theta_i)$ et à en extraire, dans un second temps, le ou les maxima. Il s'agit donc d'abord de résoudre le problème :

$$\forall \theta_i \quad \hat{x}(\theta_i) = \underset{x(\theta_i)}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{d}(\theta_i)x(\theta_i)\|_2^2, \quad (4.3)$$

où $\|\cdot\|_2$ représente la norme ℓ_2 et $x(\theta_i)$ correspond au i -ème élément de \mathbf{x} . Le problème (4.3) est un simple problème au sens des moindres carrés dont la solution prend la forme :

$$\forall \theta_i \quad \hat{x}(\theta_i) = \frac{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{y}}{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{d}(\theta_i)}, \quad (4.4)$$

où \cdot^H est l'opérateur de transposée conjuguée. L'expression (4.4) permet ainsi d'estimer l'amplitude acoustique d'une source provenant d'une direction θ_i si elle était unique.

Le spectre de puissance, expliquant la variance de $\hat{x}(\theta_i)$ peut alors être calculé selon l'expression :

$$P_{\text{CBF}}(\theta_i) = \langle \hat{x}(\theta_i) \hat{x}(\theta_i)^* \rangle \quad (4.5)$$

Où $\langle \rangle$ représente une moyenne (empirique) sur plusieurs réalisations. Une amplitude élevée du spectre de puissance indiquera la présence possible d'une source. Pour la formation de voies classique, on peut le calculer :

$$P_{\text{CBF}}(\theta_i) = \frac{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{S}_y \mathbf{d}(\theta_i)}{M^2} \quad (4.6)$$

où \mathbf{S}_y est la matrice de covariance de \mathbf{y} (estimée empiriquement sur la base de plusieurs signaux reçus à la suite).

Limitations Pour séparer des sources proches en direction d'arrivée, la formation de voies classique présente une limite en résolution angulaire. Afin d'évaluer la résolution, nous devons d'abord définir le facteur d'antenne. Celui-ci est défini comme le produit scalaire entre un vecteur de pointage $\mathbf{d}(\theta_i)$ et le vecteur de pointage à l'angle souhaité θ_0 :

$$P(\theta_i) = \frac{|\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{d}(\theta_0)|}{\|\mathbf{d}(\theta_i)\|_2^2} \quad (4.7)$$

Pour une antenne continue et finie de longueur L , on peut obtenir le produit scalaire entre deux vecteurs de pointage :

$$|\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{d}(\theta_0)| = L \operatorname{sinc} \left(\frac{\pi}{\lambda} L (\sin(\theta_i) - \sin(\theta_0)) \right) \quad (4.8)$$

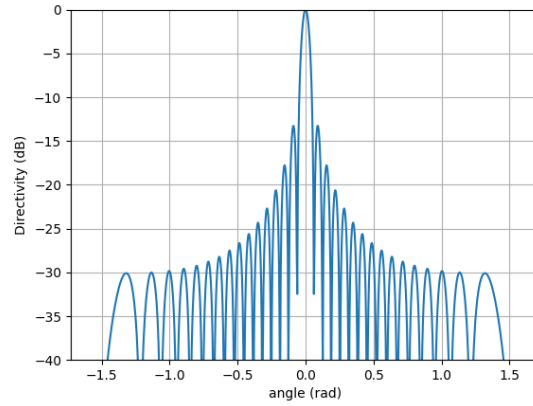


FIGURE 4.2 – Diagramme de réponse d'antenne pour $M = 32$ éléments et $\frac{d}{\lambda} = 0.5$, la condition de Nyquist.

Avec $\text{sinc } x = \frac{\sin x}{x}$. Par définition du facteur d'antenne on prend $\theta_0 = 0$. On obtient donc :

$$P(\theta_i) = \left| \frac{\sin\left(\frac{\pi}{\lambda} L \sin \theta_i\right)}{\frac{\pi}{\lambda} L \sin \theta_i} \right| \quad (4.9)$$

La largeur du faisceau donne la résolution angulaire que peut atteindre l'antenne afin de séparer deux sources proches. Il faut donc calculer la largeur du lobe principal de la puissance $|P(\theta)|^2$ (figure 4.2). La largeur du faisceau est définie comme $2\theta_{3dB}$, telle que $|P(\theta_{3dB})|^2 = 1/2$.

$$|P(\theta_{3dB})|^2 = \left| \frac{\sin\left(\frac{\pi}{\lambda} L \sin \theta_{3dB}\right)}{\frac{\pi}{\lambda} L \sin \theta_{3dB}} \right|^2 \quad (4.10)$$

On peut résoudre cette équation comme $|\text{sinc } x|^2 = 1/2$. C'est à dire : $x \approx 1.392$. Donc on a :

$$\theta_{3dB} = 0.443 \frac{\lambda}{L} \quad (4.11)$$

Ce qui nous donne en degrés :

$$2\theta_{3dB} \approx 50 \frac{\lambda}{L} \quad (4.12)$$

Cette solution représente la distance angulaire à laquelle la formation de voies classique

peut séparer des sources. Deux sources plus proches que $2\theta_{3dB}$ seront confondues dans le lobe principal. Ceci explique la tendance à avoir des antennes plus longues : lorsque L augmente, $2\theta_{3dB}$ diminue et la résolution angulaire augmente. De même pour la montée en fréquence : lorsque la fréquence augmente, λ diminue ce qui permet de maintenir une résolution d'antenne élevée (à condition d'avoir dimensionné δ en conséquence) lorsque L est limité par les contraintes de taille du porteur de l'antenne.

Autres algorithmes

De nombreux autres algorithmes de DOA ont été proposés pour pallier les limitations de la formation de voies classique.

Le plus classique est l'algorithme "adaptatif" de Capon ou *Minimum Variance Distortionless Response* (MVDR) (CAPON 1969 ; LI, STOICA et WANG 2003). Cette approche repose sur un point de vue analytique : $\hat{\mathbf{x}}$ est vu comme le résultat d'une opération de "filtrage" (c'est-à-dire $\hat{x}(\theta) = \mathbf{h}(\theta)^H \mathbf{y} \quad \forall \theta$). Alors que dans la formation de voies classique, le filtre $\mathbf{h}(\theta)$ est égal au vecteur de direction $\mathbf{d}(\theta)$, dans l'approche MVDR, il résulte d'une optimisation du filtre. Formellement, l'estimation MVDR est obtenue en minimisant la puissance de sortie de la formation de voies sous la contrainte que le signal provenant de la direction θ reste non déformé, c'est-à-dire :

$$\hat{\mathbf{h}}(\theta_i) = \underset{\mathbf{h}(\theta_i)}{\operatorname{argmin}} E[x(\theta_i)x(\theta_i)^H] \quad \text{tel que } \mathbf{h}(\theta_i)^H \mathbf{d}(\theta_i) = 1 \quad (4.13)$$

$$= \underset{\mathbf{h}(\theta_i)}{\operatorname{argmin}} \mathbf{h}(\theta_i)^H \mathbf{S}_y \mathbf{h}(\theta_i) \quad \text{tel que } \mathbf{h}(\theta_i)^H \mathbf{d}(\theta_i) = 1 \quad (4.14)$$

Le problème peut ensuite être résolu par une approche Lagrangienne, résultant en la solution :

$$\hat{\mathbf{h}}(\theta_i) = \frac{\mathbf{S}_y^{-1} \mathbf{d}(\theta_i)}{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{S}_y^{-1} \mathbf{d}(\theta_i)} \quad (4.15)$$

Le terme de source inféré par cette méthode est tel que :

$$\hat{x}(\theta_i) = \mathbf{h}(\theta_i)^H \mathbf{y} = \frac{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{S}_y^{-1} \mathbf{y}}{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{S}_y^{-1} \mathbf{d}(\theta_i)} \quad (4.16)$$

Le spectre de puissance est par conséquent :

$$P_{\text{MVDR}}(\theta_i) = \frac{1}{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{S}_y^{-1} \mathbf{d}(\theta_i)} \quad (4.17)$$

La forme du spectre de puissance montre que l’algorithme MVDR aura tendance à réduire les lobes secondaires par rapport à la formation de voies classique.

Les performances de cet algorithme sont supérieures à celles de la formation de voies classique si la discrétisation de l’espace de recherche en DOA correspond avec les directions d’arrivée. En revanche, il est plus sensible aux erreurs de modèle que la formation de voies classique. De plus, le MVDR nécessite l’estimation de la matrice de covariance du signal reçu \mathbf{S}_y . Ceci a un usage limité lorsque le signal est très instationnaire, ou lorsque le nombre de capteurs est très important : ce problème est récurrent dans les méthodes utilisant la matrice de covariance du signal. De plus, il est supposé que les éléments de \mathbf{x} sont non-corrélés, ce qui est faux dans le cas de propagation multi-trajets qui est omniprésente en acoustique sous-marine.

D’autres méthodes exploitent le fait que la matrice de covariance du signal reçu peut être séparée en covariance des signaux d’intérêt et covariance du bruit :

$$\mathbf{S}_y = \mathbf{D}\mathbf{S}_x\mathbf{D}^H + \mathbf{S}_w \quad (4.18)$$

où \mathbf{S}_x et \mathbf{S}_w sont respectivement les matrices de corrélation du terme de source et du bruit. Parmi les méthodes de type sous-espace, l’algorithme MUSIC (pour Multiple Signal Classification) est un des plus connus. Il consiste à réaliser une décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance \mathbf{S}_y :

$$\mathbf{S}_y = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}_y\mathbf{U}^H \quad (4.19)$$

où \mathbf{U} est une matrice unitaire contenant les vecteurs propres de \mathbf{S}_y et $\mathbf{\Lambda}_y$ une matrice diagonale contenant les valeurs propres de \mathbf{S}_y . Supposons maintenant la présence de S sources non-corrélées. Alors les S premiers vecteurs propres $[\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_S]$ (associés aux S plus grandes valeurs propres) correspondent aux contributions des sources et se trouvent donc dans le même sous-espace que les vecteurs de pointage $\mathbf{d}(\theta)$. Les $S - M$ vecteurs propres suivants $\mathbf{U}_w = [\mathbf{u}_{S+1}, \dots, \mathbf{u}_M]$ sont associés au bruit et sont orthogonaux au sous-espace engendré par les vecteurs de pointage, c’est à dire $\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{U}_w = 0, \forall \theta_i$. Ainsi, définissant le

spectre de puissance de MUSIC comme :

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta_i) = \frac{1}{\mathbf{d}(\theta_i)^H \mathbf{U}_w \mathbf{U}_w^H \mathbf{d}(\theta_i)} \quad (4.20)$$

nous nous attendons à voir des maxima aux lieux des directions d'arrivée des sources. Ici encore, nous sommes limités par l'estimation de la matrice de covariance du signal, notamment lorsque le milieu est fluctuant et que certaines arrivées (provenant d'une même source) sont corrélées à cause du multi-trajets. De plus, dans le cas de faible SNR qui nous intéresse, il devient difficile de séparer les sous-espaces signal et bruit et la méthode ne s'applique plus. Par ailleurs, d'après REAL (2015, Ch 5), MUSIC est plus sensible aux fluctuations de l'environnement que la formation de voies classique : en effet, le gain de MUSIC subit alors de plus importantes dégradations.

Pour une revue générale des méthodes classiques, le lecteur intéressé est invité à lire GODARA (1997).

4.2.2 Méthodes globales

Principe Les méthodes globales ont pour but de résoudre le problème inverse attaché au modèle génératif (4.2) dans sa globalité, c'est à dire en considérant l'ensemble des contributions des sources. On peut reformuler ce problème comme la minimisation :

$$\hat{\mathbf{x}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2^2 \quad (4.21)$$

Au contraire du problème (4.3), où la minimisation se fait angle par angle, ici le problème considère l'ensemble des éléments du dictionnaire d'arrivées \mathbf{D} . En général, le nombre d'angles de recherche N est supérieur au nombre de capteurs M . En conséquence, il n'existe pas de solution unique à (4.21), le problème est mal posé et on doit faire appel à une régularisation.

Régularisation La régularisation que nous appliquons consiste à ajouter une contrainte sous la forme d'un terme de pénalisation à l'équation d'origine. On peut écrire :

$$\hat{\mathbf{x}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2^2 + \mu g(\mathbf{x}) \quad (4.22)$$

où $g(\mathbf{x})$ est une fonction apportant différentes contraintes sur la source, et $\mu > 0$ est le multiplicateur de Lagrange pondérant l’importance donnée au terme de pénalisation. La contrainte ajoutée réduit l’espace des solutions possibles.

Types de régularisation

Typiquement, la fonction de régularisation $g(\mathbf{x})$ est une norme ℓ_p , où $\|\mathbf{x}\|_p = (\sum_{i=1}^n |x_i|^p)^{1/p}$. Pour $p \geq 1$, $g(\mathbf{x})$ est convexe ; pour résoudre (4.22), on pourra faire appel à des programmes d’optimisation convexe.

Norme ℓ_2 La norme ℓ_2 est très souvent considérée et conduit à une résolution analytique du problème (4.22), proche de la formulation des moindres carrés. Elle est ainsi facile à interpréter, mais l’a priori qu’elle suppose sur les sources - énergie minimale - n’est pas toujours en accord avec les données réelles. De fait, elle produira des solutions lissées et étendues, ce qui peut paraître peu pertinent dans le contexte d’estimation de directions d’arrivée.

Norme ℓ_1 La norme ℓ_1 est préférée dès lors que l’on souhaite prendre en compte la parcimonie (c’est à dire un petit nombre) de sources. La résolution du problème (4.22) a fait l’objet de nombreuses contributions de la littérature (cf. FOCUSS dans GORODNITSKY et RAO (1997), LASSO dans TIBSHIRANI (1996) par exemple) et a été appliquée avec succès en estimation de DOA (XENAKI, GERSTOFT et MOSEGAARD 2014).

Norme ℓ_0 Les normes avec $p < 1$ ne sont plus techniquement des normes, mais des pseudo-normes. car elles ne satisfont plus l’inégalité triangulaire, et l’homogénéité n’est plus respectée lorsque $p = 0$.¹ La pseudo-norme ℓ_0 , en particulier, est attachée à la contrainte de parcimonie. Elle revient à compter le nombre d’éléments non nuls contenus dans un vecteur. Le problème d’optimisation dans ce contexte devient une recherche combinatoire sur l’espace des solutions \mathbf{x} , ce qui est un problème NP-difficile. Il y a donc deux options : la recherche de solution se fera par des algorithmes plus complexes, ou la solution trouvée sera non-optimale. Pour une théorie générale, se référer à ELAD (2010).

1. Une norme $f : X \rightarrow \mathbb{R}$ a les propriétés suivantes :
— Inégalité triangulaire : $f(x + y) \leq f(x) + f(y) \forall x, y \in X$
— Homogénéité : $f(ax) = |a|f(x) \forall x \in X; a \in \mathbb{R}$
— Définie positive : si $f(x) = 0$ donc $x = 0 \forall x \in X$

La difficulté du problème de décomposition (ou représentation) parcimonieuse réside dans l'estimation du "support", c'est à dire des lieux des coefficients non nuls composant le vecteur recherché. Dès lors que le support est estimé, l'obtention des amplitudes associées peut être réalisée par la résolution d'un problème au sens des moindres carrés mettant en jeu une matrice réduite aux colonnes spécifiées par le support (le problème, sur-déterminé, admet alors une unique solution analytique). C'est le coeur de l'algorithme OMP (Orthogonal Matching Pursuit) (PATI, REZAIIFAR et KRISHNAPRASAD 1993), algorithme itératif, dit de poursuite, car estimant à chaque itération un élément du vecteur parcimonieux. Une autre méthode consiste à approcher le problème de départ par une version relaxée. En pratique, il s'agit de remplacer la norme ℓ_0 par une norme ℓ_p avec $0 < p \leq 1$. On pourra dans ce cas fait appel aux algorithmes FOCUSS ou LASSO tels que discutés dans le paragraphe précédent.

Algorithmes bayésiens

Le problème de décomposition parcimonieuse - qui semble intéressant dans le cadre de l'estimation de directions d'arrivée - a également été considéré d'un point de vue bayésien dans la littérature. Trois grands avantages à ces méthodes peuvent être avancés : *i*) la modélisation bayésienne permet d'explicitier des modèles a priori sur les sources, le bruit, ou encore les paramètres en jeu, *ii*) l'enjeu du cadre bayésien est d'estimer une distribution a posteriori, formalisant ainsi naturellement les incertitudes que l'on peut avoir sur les estimations, *iii*) enfin, les approches bayésiennes permettent également le recours à des outils probabilistes intéressants pour la résolution du problème d'intérêt. Ce sont ces trois qualités qui nous ont fait décider pour une approche bayésienne dans cette thèse.

A notre connaissance, deux algorithmes bayésiens de décompositions parcimonieuses ont déjà été considérés en acoustique sous-marine : le Sparse Bayesian Learning (SBL) (TIPPING 2001) (exploité en estimation de directions d'arrivée dans les travaux de GERSTOFT et al. (2016), DAI et al. (2016) et DAI et SO (2017)) et l'algorithme Soft Bayesian Pursuit (SoBaP) exploité en estimation modale dans DRÉMEAU, LE COURTOIS et BONNEL (2017). C'est ce dernier que nous avons choisi dans cette thèse.

SoBaP Les algorithmes bayésiens de décomposition parcimonieuse se distinguent principalement par le modèle a priori, le problème d'estimation considéré et le type d'outils probabilistes qu'ils utilisent pour résoudre le problème. En ce qui concerne le choix du modèle a priori, une approche populaire consiste à modéliser \mathbf{x} par une variable aléatoire

dont la distribution présente un pic net à zéro et des queues lourdes (par exemple, les distributions de Cauchy (OLSHAUSEN et FIELD 1997), Laplace (LEWICKI et SEJNOWSKI 2000), t-Student (FEVOTTE et GODSILL 2006)). L’algorithme SoBaP définit les éléments du vecteur \mathbf{x} comme la multiplication d’une variable gaussienne, notée \mathbf{z} , et d’une variable de Bernoulli, notée \mathbf{s} . Cette variable de Bernoulli formalise le support de la décomposition parcimonieuse dont nous avons souligné précédemment l’importance. Considérant ce modèle Bernoulli-gaussien, il a pu être montré que l’ensemble des solutions de l’estimation au sens du maximum a posteriori joint de \mathbf{z} et \mathbf{s} correspond à celui de (4.22) sous contrainte ℓ_0 , justifiant ainsi ce choix au regard des autres distributions de la littérature.

Exploitant ce modèle, l’algorithme SoBaP propose de s’intéresser à une estimation au sens du maximum a posteriori marginalisé des éléments du support \mathbf{s} :

$$\hat{s}_i = \operatorname{argmax}_{s_i \in \{0,1\}} \log p(s_i | \mathbf{y}) \quad (4.23)$$

Pour résoudre ce problème, SoBaP cherche une approximation de champ moyen de $p(s_i | \mathbf{y}) \forall i$, par une approche d’espérance-maximisation variationnelle bayésienne (VBEM). Dans ce manuscrit, nous ne rentrons pas dans les détails de l’algorithme, mais renvoyons le lecteur à DRÉMEAU, HERZET et DAUDET (2012).

Limitations : modèle de bruit L’une des limitations de SoBaP, lorsqu’appliqué à des données réelles, est l’a-priori sur le modèle de bruit. En effet, le modèle suppose que le bruit \mathbf{n} de l’équation (4.2) est gaussien (hypothèse souvent considérée par ailleurs). En pratique cette hypothèse n’est pas toujours vérifiée, en effet des sources impulsionnelles de bruit peuvent faire dévier le bruit d’une normale (KINDA, LE COURTOIS et STÉPHAN 2017; ZHANG et al. 2020; ZHOU et al. 2021). Les bruits impulsionnels suivent des distributions à queue lourde, qui contiennent par conséquent des outliers pour un modèle gaussien. Cela peut créer des erreurs, en particulier pour les régularisations en norme ℓ_2 comme suggéré dans YARDIMCI, CETIN et CADZOW (1998). De plus, SoBaP suppose que le bruit est identiquement distribué sur les directions d’arrivée alors qu’il est généralement directif en acoustique sous-marine (KENNEDY et SZLYK 1989; CAREY et al. 1990; SHORT 2005).

Quelques travaux ont spécifié un modèle de bruit différent d’un bruit gaussien. Cette considération ajoute un fort coût algorithmique mais améliore les résultats (DAI et SO 2017; GUO et al. 2021). Ainsi, il serait intéressant de modifier SoBaP afin de lui permettre modéliser et prendre en compte les bruits impulsionnels ainsi que la distribution angulaire

du bruit, mais cela sort du périmètre de notre étude et sera mentionné comme perspective d'amélioration en conclusion.

Limitation : cohérence de \mathbf{D} Une autre limitation que nous avons identifiée vient de l'unicité de la représentation parcimonieuse. En effet, d'après ELDAR et KUTYNIOK (2012, Ch. 1), la solution au problème (4.22) sous contrainte de parcimonie est unique si :

$$\|\mathbf{x}\|_0 < \frac{1}{2} \left(1 + \frac{1}{\mu(\mathbf{D})} \right) \quad (4.24)$$

Où $\mu(\mathbf{D})$ est appelée la cohérence de la matrice \mathbf{D} définie telle que

$$\mu(\mathbf{D}) = \max_{i \neq j} \frac{|\mathbf{d}(\theta_i)^T \mathbf{d}(\theta_j)|}{\|\mathbf{d}(\theta_i)\|_2 \cdot \|\mathbf{d}(\theta_j)\|_2} \quad (4.25)$$

Elle représente la ressemblance entre les colonnes de la matrice \mathbf{D} . On peut réécrire l'équation (4.24) pour avoir une condition sur la matrice \mathbf{D} en fonction de la parcimonie des DOA :

$$\mu(\mathbf{D}) \leq \frac{1}{2\|\mathbf{x}\|_0 - 1} \quad (4.26)$$

Avec la condition que $2\|\mathbf{x}\|_0 - 1 > 0$, donc il y a au moins une contribution de source. De façon similaire au calcul de directivité (équation (4.8)), dans le cas d'un dictionnaire de directions d'arrivées pour une antenne supposée continue mais finie de longueur L , le produit scalaire entre deux vecteurs de pointage de directions d'arrivée respectives θ_i et θ_j donne :

$$|\mathbf{d}(\theta_i)^T \mathbf{d}(\theta_j)| = L \operatorname{sinc} \left(\frac{\pi}{\lambda} L (\sin \theta_i - \sin \theta_j) \right) \quad (4.27)$$

On peut donc voir que la réponse d'antenne est une mesure de la cohérence entre les colonnes du dictionnaire et l'onde arrivant de façon perpendiculaire (*broadside*). Le maximum de $|\mathbf{d}(\theta_i)^T \mathbf{d}(\theta_j)|$ est obtenu pour une différence $(\sin \theta_i - \sin \theta_j)$ petite. Ceci peut justifier un développement de Taylor du sinus cardinal :

$$\mu(\mathbf{D}) = 1 - \frac{1}{3!} \left(\frac{\pi}{\lambda} \right)^2 L^2 (\sin \theta_i - \sin \theta_j)^2 + \mathcal{O}((\sin \theta_i - \sin \theta_j)^2) \quad (4.28)$$

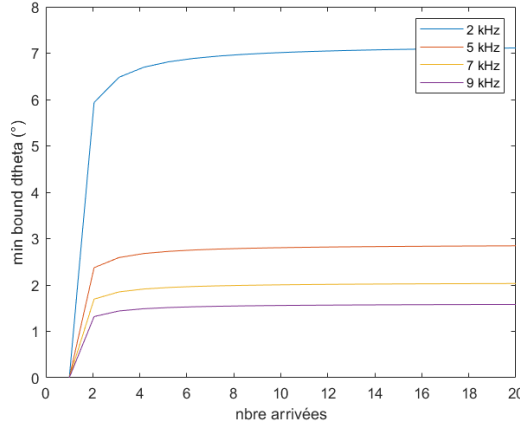


FIGURE 4.3 – Borne inférieure de $d\theta$ en fonction de la parcimonie de \mathbf{x} , pour une antenne de 32 éléments, une séparation inter-captteur $\delta = 0.15$ m, aux fréquences ALMA étudiées.

En utilisant ensuite l’approximation de petits angles pour les sinus et en notant $d\theta = \theta_i - \theta_j$, on déduit :

$$\mu(\mathbf{D}) = 1 - \frac{1}{6} \left(\frac{\pi}{\lambda} \right)^2 L^2 d\theta^2 + \mathcal{O}((d\theta)^2) \quad (4.29)$$

Ainsi, sous hypothèse parcimonieuse, le vecteur \mathbf{x} pourra être retrouvé si la condition suivante est satisfaite :

$$d\theta \geq \sqrt{\frac{6}{\left(\frac{\pi}{\lambda}L\right)^2} \left(1 - \frac{1}{2\|\mathbf{x}\|_0 - 1}\right)} \quad (4.30)$$

Autrement dit, nous obtenons une borne inférieure sur la résolution du dictionnaire de directions d’arrivées en fonction de la parcimonie du vecteur \mathbf{x} (cf. fig. 4.3). Ce développement devrait être revu, sans considérer l’approximation de petits angles.

Pour prendre en compte cette condition, il conviendrait d’ajuster simultanément fréquence, longueur d’antenne et nombre d’arrivées (la parcimonie du vecteur \mathbf{x}). En ne connaissant pas le nombre d’arrivées, il est possible de prendre la valeur de $d\theta$ lorsque $\|\mathbf{x}\|_0 \rightarrow \infty$:

$$d\theta_{\|\mathbf{x}\|_0 \rightarrow \infty} \geq \sqrt{\frac{3!}{\left(\frac{\pi}{\lambda}L\right)^2}} \quad (4.31)$$

Cette prise en compte de la cohérence de \mathbf{D} restera en perspectives. Dans l'application sur les données ALMA 2017, nous utiliserons une résolution $d\theta = 1^\circ$, qui n'est, selon cette théorie, pas adaptée pour garantir l'unicité de la représentation parcimonieuse. Pour la garantir, la résolution doit dépendre de la fréquence et du nombre d'arrivées comme présenté en figure 4.3. De plus, dans le cas de méthodes par sous-antennes, il convient également de tenir compte de la longueur des sous-antennes. Globalement la résolution du dictionnaire doit être plus faible, réduisant par conséquent la précision du résultat de DOA. Pour résoudre ce problème il y a la possibilité d'utiliser une variante de SoBaP réalisant une descente de gradient entre deux θ_i du dictionnaire. Cette méthode permettrait alors d'utiliser un $d\theta$ grand et d'avoir malgré cela une bonne précision. Ceci sera discuté comme perspective dans les conclusions.

Nous avons donc vu les différentes méthodes de résolution du problème de DOA. En revanche nous nous sommes contentés d'étudier le problème classique de l'équation (4.2), lorsque le milieu n'est pas considéré comme aléatoire. Comme nous l'avons vu, un milieu aléatoire va induire des fluctuations de l'onde et réduire les performances des algorithmes que nous avons abordés jusqu'ici. Dans ce qui suit, nous allons faire un rapide panorama des différents modèles prenant en compte l'aléatoire du champ acoustique sur l'antenne.

4.3 Traitement de la fluctuation

Les méthodes que nous avons vues précédemment s'appliquent lorsqu'on ne considère pas de perturbation sur le champ acoustique : les ondes incidentes sont supposées planes. Dans la réalité, les fluctuations de l'environnement vont induire des perturbations en temps d'arrivée et en amplitude. Nous allons voir ici plusieurs grandes façons de modéliser et traiter ces perturbations : un modèle de bruit additif, un modèle de bruit multiplicatif et les algorithmes de reconstruction de phase.

4.3.1 Bruit additif

Le modèle de bruit additif considère une perturbation sous la forme d'une matrice de bruit \mathbf{D}_e additionnée à \mathbf{D} . On obtient un modèle de la forme :

$$\mathbf{y} = (\mathbf{D} + \mathbf{D}_e) \mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4.32)$$

La matrice \mathbf{D}_e porte l’a-priori de l’effet de la fluctuation sur l’acoustique. On peut aussi ré-exprimer l’équation (4.32) pour qu’elle soit de la forme :

$$\mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x} + \zeta \quad (4.33)$$

Avec $\zeta = \mathbf{D}_e\mathbf{x} + \mathbf{n}$. Cette formulation est par exemple exploitée dans NANNURU, GERSTOFT et GEMBA (2017) pour de la DOA en présence de perturbations gaussiennes complexes. Les contributions de TEKE, GURBUZ et ARIKAN (2013) ou encore ZHU, LEUS et GIANNAKIS (2011) utilisent un formalisme similaire pour prendre en compte l’erreur de discrétisation du dictionnaire de DOA.

On peut traduire ce modèle comme une supposition que les directions d’arrivée suivent une vraie matrice \mathbf{D}_r . Dans ce cas la matrice \mathbf{D}_e représenterait l’écart entre notre dictionnaire classique \mathbf{D} et les arrivées réelles \mathbf{D}_r . En revanche, ce modèle reviendrait à considérer que la fluctuation de l’environnement ne fait qu’induire une perturbation linéaire, alors qu’il pourrait être préférable de garder une prise en compte non-linéaire. En effet les différentes échelles des inhomogénéités présentent des effets cumulatifs qui peuvent être non-linéaires, on peut notamment voir l’apparition de comportements chaotiques (NOEL, VIALA et STEPHAN 1999). De plus, le modèle additif ne représente pas les fluctuations de phase, alors que c’est la variable d’importance en estimation de direction d’arrivée. A cet égard, on remarque que les fluctuations en phase sont présentes dans tous les régimes de fluctuations de l’espace $\Lambda - \Phi$, alors que les fluctuations d’amplitude apparaissent surtout en régime saturé (DASHEN, MUNK et WATSON 2010, fig 8.8).

4.3.2 Bruit multiplicatif

Les perturbations du champ acoustique peuvent aussi être prises en compte sous la forme d’un bruit multiplicatif. Ce modèle est pertinent dans le cas de fluctuations acoustiques sous-marines, en effet nous avons vu les inhomogénéités causées par les ondes internes causent des fluctuations de phase et d’intensité à cause de la focalisation et défocalisation des fronts d’onde. Le bruit multiplicatif permet de directement prendre en compte ces deux phénomènes, tout en gardant une prise en compte des non-linéarités du milieu. Il peut s’écrire de la forme :

$$\mathbf{y} = (\mathbf{G} \odot \mathbf{D})\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4.34)$$

Où \mathbf{G} est la matrice des bruits complexes représentant la perturbation, et \odot est le produit d'Hadamard (produit terme à terme). Cette méthode a d'abord été proposée dans PAULRAJ et KAILATH (1988) pour prendre en compte la décohérence du front d'onde dans un algorithme MUSIC, les résultats sont cependant très dépendants de la connaissance de la matrice de covariance du signal, qui dépend de \mathbf{G} . L'algorithme proposé n'est donc pas adapté à un environnement fluctuant ou à une situation à faible SNR. Dans RINGELSTEIN, GERSHMAN et BOHME (2000), les auteurs appliquent un bruit multiplicatif dans un contexte de covariance matching pour de l'estimation de DOA en ajoutant la possibilité d'avoir des sources de différentes cohérences. On a cependant le même problème de nécessité de l'estimation de la matrice de covariance du signal. De plus, la matrice \mathbf{G} est très difficile à évaluer car elle contient de nombreuses contributions du bruit en phase et en amplitude.

4.3.3 Bruit de phase

Une alternative au modèle de bruit multiplicatif tel que présenté ci-dessus, consiste à ne considérer que les mesures des amplitudes du signal :

$$\mathbf{y} = |\mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{n}| \quad (4.35)$$

Ce modèle est celui considéré en reconstruction de phase et on trouve de nombreuses contributions s'attachant à sa résolution. Le travail de FIENUP (1982) fait un état des lieux des méthodes de résolution. Des méthodes de reconstruction de bruit de phase en acoustique sous-marine ont été utilisées dans la thèse de BEAUMONT (2020). Ces travaux s'inscrivent eux aussi dans l'étude de propagation en milieu fluctuant sur données ALMA.

Les solutions à ce problème souffrent d'ambiguïtés, notamment l'ambiguïté de décalage de phase (phase shift) et l'ambiguïté de miroir de phase. Elles peuvent être résolues en plaçant une source de référence de position connue (WAN et LIU 2020 ; ZHANG et al. 2019 ; KIM, HAIMOVICH et ELDAR 2014). Une reformulation de ce problème permet d'inclure explicitement une phase aléatoire, dans ce cas on a :

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4.36)$$

Où $\mathbf{A} = \text{diag}\{e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_n}\}$, avec ϕ_i les phases aléatoires. Ce modèle explicite un retard aléatoire, attaché à chaque capteur, engendré par la fluctuation de l'environnement. Ce

modèle correspond donc physiquement au phénomène de déformation du front d’onde. Exploité dans un cadre bayésien, il peut être enrichi d’une distribution a priori informative et manipulé ensuite par des outils probabilistes (DRÉMEAU et KRZAKALA 2015). Cette richesse lui permet d’intégrer le problème de reconstruction de phase (4.35) comme un cas particulier, supposant une loi uniforme sur les phases ϕ_i du modèle (4.36) (SCHNITER et RANGAN 2014).

Si le bruit de phase peut sembler le principal facteur impactant les erreurs d’estimation de directions d’arrivée en présence de fluctuations, il se prive tout de même d’une information importante portée par l’atténuation ou au contraire l’amplification de certaines arrivées. A mi-chemin entre le modèle de bruit multiplicatif et celui de phase, nous proposons dans cette thèse de considérer le modèle suivant :

$$\mathbf{y} = \mathbf{P}\mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4.37)$$

Où, cette fois, \mathbf{P} est une matrice diagonale complexe ($M \times M$) – et non plus seulement limité à un bruit de phase – créant une fluctuation en phase et en amplitude sur chaque capteur.

4.4 Traitements par sous-antennes

Dans cette section, nous justifions et décrivons l’approche par sous-antennes que nous avons choisie pour résoudre le problème (4.37).

4.4.1 Utilisation et critères de la taille de sous-antennes

Dans un monde parfait, le gain d’antenne est théoriquement égal à :

$$G = 10 \log_{10} \frac{2L}{\lambda}. \quad (4.38)$$

Où L est la longueur de l’antenne et λ est la fréquence acoustique d’intérêt. C’est pourquoi, les antennes sont devenues de plus en plus grandes pour atteindre un gain plus important. Cependant, cela est vrai seulement si le signal est complètement cohérent sur l’antenne, et le bruit complètement incohérent, deux conditions qui sont rarement vraies dans la pratique.

Comme montré dans COX (1973a) (figure 4.4), le gain de traitement par formation de

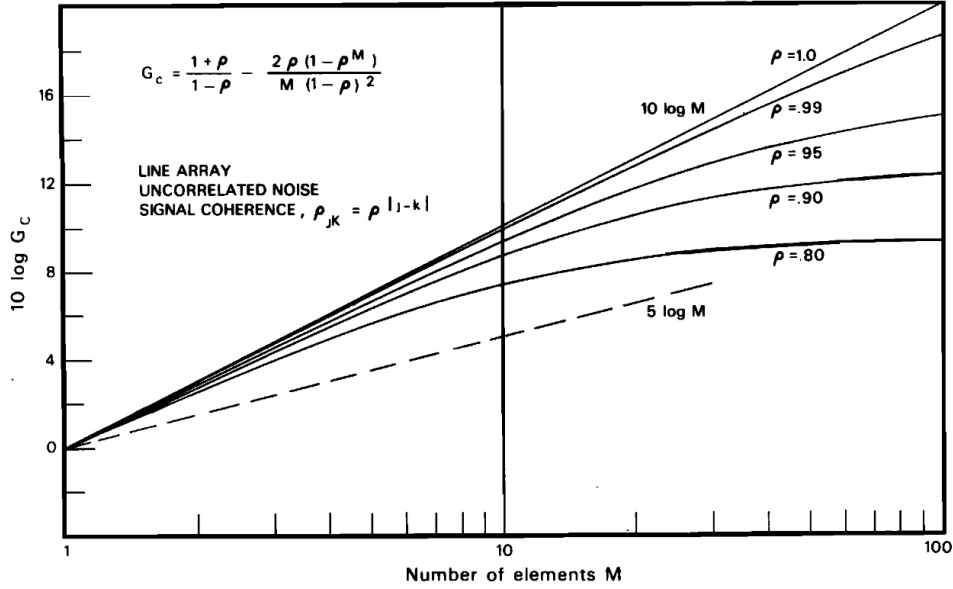


FIGURE 4.4 – Gain d'une formation de voies conventionnelle pour plusieurs valeurs ρ de cohérence du signal. Figure extraite de COX (1973a).

voies classique décroît lorsque le signal perd en cohérence. On observe que le gain en fonction du nombre de capteurs finit par atteindre une asymptote si le signal est très décohérent : ajouter des capteurs n'ajoute donc plus d'information. Le travail de COX (1973a) définit un traitement sous-optimal en considérant K sous-antennes sans recouvrement à partir de l'antenne de M capteurs. Pour une antenne spatialement échantillonnée à Nyquist ($\delta = \frac{\lambda}{2}$), idéalement le gain est :

$$G = 10 \log_{10} M \quad (4.39)$$

En y définissant m sous-antennes combinées de manière incohérente, le gain du traitement (idéal lui aussi) est :

$$G_{sa} = 5 \log_{10} m + 10 \log_{10} \frac{M}{m} \quad (4.40)$$

Pour certaines valeurs de cohérence, il sera donc préférable d'utiliser une méthode par sous-antennes. Par exemple, lorsque la cohérence entre un capteur et son voisin est de 0.9, une antenne de 100 éléments aura un gain de 12.4 dB tandis que le traitement incohérent présentera un gain de 14 dB. Un travail similaire, dans SMIRNOV et MALEKHANOV (2021), calcule le gain théorique du traitement par sous-antennes en présence d'un signal

décohérent, et le compare avec le processeur quadratique et la formation de voies classique. Il est montré qu'un traitement par sous-antennes obtient un meilleur gain que le traitement sur antenne complète lorsque le signal est très décohérent, mais lorsque la cohérence augmente la formation de voies classique devient meilleure.

Les performances en détection sont comparées dans JIN et FRIEDLANDER (2004) dans le cas d'une somme cohérente et incohérente en utilisant du MVDR pour l'estimation de DOA par sous-antennes. Il est montré que lorsque le nombre de snapshots est faible, donc lorsque l'environnement fluctue ou les sources bougent, les matrices de covariance sont mal conditionnées et l'utilisation des sous-antennes est par conséquent supérieure au traitement par antenne complète en termes de détection. De plus, le processeur incohérent est supérieur au cohérent. Cependant, cet article travaille sur données simulées et ne discute pas les probabilités de fausses détections.

L'étude de SHAO et SUN (2016), présente un détecteur utilisant une méthode de formation de voies par sous-antennes sans recouvrement sur une antenne horizontale. Les auteurs montrent que les performances en détection de la méthode par sous-antennes sont largement supérieures aux performances du détecteur en antenne complète, dans un guide de Pekeris, lorsque le nombre de snapshots utilisés pour calculer la matrice de covariance du signal est important. En revanche, lorsque le nombre de snapshots est faible le traitement par sous-antennes incohérentes tend vers les performances de l'antenne complète. Ils montrent aussi que la taille des sous-antennes a un effet important sur les probabilités de détection : dans leur cas, des petites sous-antennes sont plus performantes.

Une méthode pour la sélection de la taille des sous-antennes est proposée dans COX, ZESKIND et MYERS (1990). En supposant une antenne sur toute la colonne d'eau, un critère est posé à partir d'un changement d'angle des rayons. La longueur de la sous-antenne doit être telle que le changement d'angle d'un rayon sur la longueur de la sous-antenne doit être inférieur à la largeur du lobe principal (équation (4.12)) de cette sous-antenne. Cette hypothèse correspond à l'hypothèse qu'une décomposition en ondes planes doit être une bonne représentation du signal sur chaque sous-antenne. En appliquant la formule de l'article, qui suppose un gradient de célérité constant, aux paramètres du problème d'ALMA 2017 :

$$L \leq C \left(2f^2 \left| \frac{dC}{dz} \right| \right)^{-1/3} \quad (4.41)$$

Avec $C = 1500$ m/s, $f = 5000$ Hz, et pour $|dC/dz| = 0.3$ s⁻¹ au niveau de la thermocline,

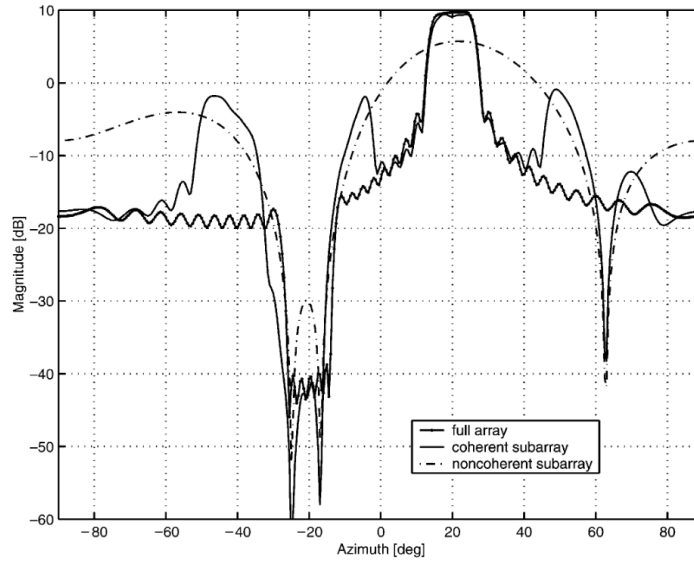


FIGURE 4.5 – Sorties de formations de voies pour l’algorithme classique, les traitements par sous-antennes cohérent et incohérent. Il y a une source signal à $+20^\circ$ et une source interférante à -20° . Figure extraite de JIN et FRIEDLANDER (2004).

on obtient $L \leq 6$ m. Ce critère n’est donc pas adapté à notre cas car l’antenne ALMA est courte, avec ses 5 m de long.

Dans tous les cas, on observe une réduction de la résolution spatiale lors de l’utilisation de sous-antennes. En effet, la longueur effective de l’antenne est réduite, et donc le $2\theta_{3dB}$ augmente (équation (4.12)). On l’observe en figure 4.5, où la résolution est dégradée dans le cas incohérent. Le cas cohérent maintient la même résolution que la formation de voies classique mais produit des lobes secondaires importants.

4.4.2 Méthode par sous-antennes informée

Nous avons choisi d’utiliser la méthode des sous-antennes publiée dans LEFORT et al. (2017), présentée sur le schéma en figure 4.6. Cette approche utilise M sous-antennes avec recouvrement, de la longueur du rayon de cohérence, puis somme les M sorties de formation de voies des sous-antennes de manière incohérente.

Comme écrit dans le modèle (4.37), la décohérence sur une antenne linéaire peut être modélisée par un bruit gaussien complexe multiplicatif attaché aux capteurs. Ici nous considérerons un environnement fluctuant en temps, donc nous traitons le problème pour

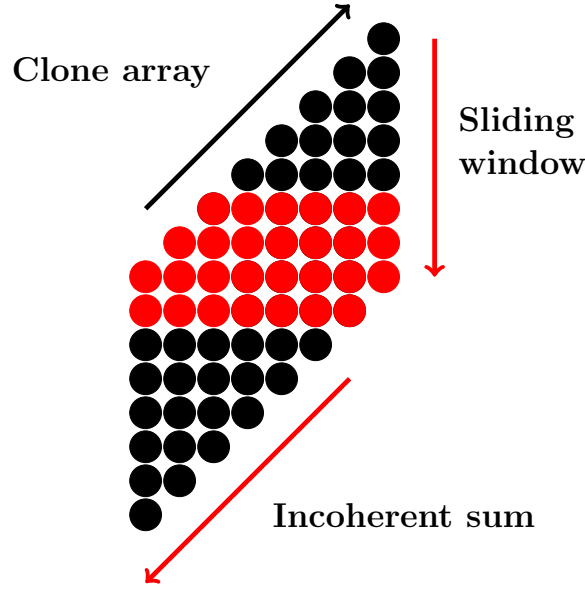


FIGURE 4.6 – Schéma de la méthode des sous-antennes

chaque snapshot t :

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{P}_t \mathbf{D} \mathbf{x}_t + \mathbf{n}_t \quad (4.42)$$

Dans LEFORT et al. (2017), il est proposé de définir M sous-antennes, où la sous-antenne k est définie par :

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k,t} = \mathbf{W}_{k,t} \mathbf{y}_t \quad (4.43)$$

Où $\mathbf{W}_{k,t}$ est une matrice diagonale ($M \times M$) contenant les poids à appliquer aux éléments de l'antenne, notés $\{w_{k,t}(m)\}_{m \in \{1, \dots, M\}}$.

En choisissant les sous-antennes telles que leur longueur est égale au rayon de cohérence, selon le modèle de l'équation (3.22) on a :

$$w_{k,t}(m) = \Gamma_t(|k - m|). \quad (4.44)$$

Avec :

$$\Gamma_t(m) = e^{-\frac{m^2}{2Lc_t^2}}, \quad (4.45)$$

Où L_{ct} est le rayon de cohérence dépendant du temps, m est ici le numéro du capteur de l'antenne. Dans ce cas, on peut considérer qu'en moyenne les capteurs de chaque sous-antenne sont corrélés, et donc :

$$\tilde{\mathbf{P}}_{k,t} = \alpha_{k,t} \mathbf{I}_M \quad (4.46)$$

où \mathbf{I}_M est la matrice identité de taille $M \times M$. En notant : $\tilde{\mathbf{x}}_{k,t} = \alpha_{k,t} \mathbf{x}_t$, $\tilde{\mathbf{D}}_{k,t} = \mathbf{W}_{k,t} \mathbf{D}$, $\tilde{\mathbf{n}}_{k,t} = \mathbf{W}_{k,t} \mathbf{n}_t$, on peut ré-écrire l'équation (4.42). De cette façon, on retrouve un problème de DOA classique, pour chaque sous-antenne :

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k,t} = \tilde{\mathbf{D}}_{k,t} \tilde{\mathbf{x}}_{k,t} + \tilde{\mathbf{n}}_{k,t} \quad (4.47)$$

L'estimation de DOA se fait donc sur chaque sous-antenne. L'estimation globale de DOA est une somme incohérente sur les sous-antennes : $\forall i$

$$S_t(\theta_i) = \left(\sum_{k=1}^K |\hat{x}_{k,t}(\theta_i)| \right)^2 \quad (4.48)$$

Où $\hat{x}_{k,t}(\theta_i)$ est l'estimée par formation de voies classique ou algorithme SoBaP de la contribution d'une source dans la direction θ_i , au snapshot t et sur la k -ième sous-antenne.

Dans l'article original, les auteurs réalisent une somme sur T snapshots (en considérant une fluctuation uniquement spatiale et non temporelle de l'environnement). Nous réalisons notre étude ping à ping, c'est pourquoi nous ne réalisons pas cette somme.

4.5 Métriques de performances

Les traitements d'antenne sont utilisés dans des problématiques de détection d'un signal d'intérêt, estimation des paramètres de ce signal et démodulation de signaux dans les applications de communication. Nous allons ici prendre en compte ces deux premières problématiques et définir les métriques de performance associées.

En premier lieu, nous étudions les performances en détection. En disposant d'enregistrements de sections de bruit et d'autres de signal + bruit, nous pouvons faire varier artificiellement le SNR, cela sera explicité ci-dessous.

Nous avons décidé d'utiliser SoBaP pour compenser la perte de résolution engendrée par l'utilisation des sous-antennes, c'est pourquoi une des métriques sera la résolution angulaire atteinte par les algorithmes. Cette résolution nous donnera la capacité à séparer

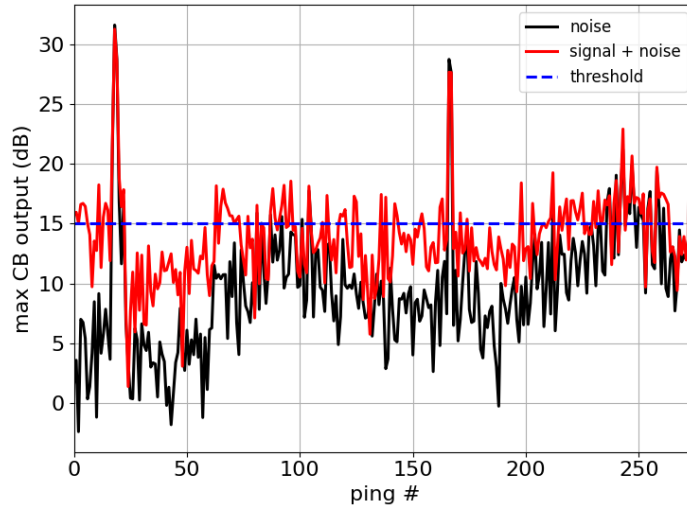


FIGURE 4.7 – Exemple d’un test de détection sur les données ALMA à +5 dB de SNR, pour la formation de voies classique appliquée sur du bruit (noir) et sur du signal+bruit (rouge). Les points au-dessus du seuil sont classés comme des détections, les points en dessous sont considérés comme du bruit.

des sources proches en angles d’arrivée.

4.5.1 Performances en détection

Le problème de détection cherche à déterminer le modèle le plus proche du signal reçu :

$$\mathcal{H}_0 : \mathbf{y} = \mathbf{n} \quad (4.49)$$

$$\mathcal{H}_1 : \mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (4.50)$$

Il nous faut donc choisir quelle est la meilleure hypothèse : le signal reçu n’est que du bruit, ou le signal reçu contient du signal et du bruit.

En pratique, lorsqu’un signal est reçu, un seuil est utilisé pour définir une détection. Si ce seuil est trop élevé, il y a un risque de ne pas détecter des signaux d’intérêt. S’il est trop bas, il y a un risque de considérer du bruit comme un signal (figure 4.7). Plusieurs valeurs τ du seuil sont appliquées, si l’amplitude en sortie de traitement est supérieure à

ce seuil on compte une détection.

$$P_d(\tau) = \frac{n_{sig}^{det}(\tau)}{N_{sig}} \quad (4.51)$$

$$P_{fa}(\tau) = \frac{n_{noise}^{det}(\tau)}{N_{noise}} \quad (4.52)$$

Où $n_{sig}^{det}(\tau)$ et $n_{noise}^{det}(\tau)$ correspondent au nombre d'alarmes au-dessus du seuil τ , respectivement à partir du signal+bruit et du bruit. N_{sig} et N_{noise} correspondent au nombre de points du signal et du bruit.

Les courbes COR (pour Caractéristiques Opérationnelles des Récepteurs, ou ROC selon l'acronyme anglais) sont utilisées pour exprimer la probabilité de bonne détection (P_d) en fonction de la probabilité de fausse alarme (P_{fa}). Comme ces métriques sont probabilistes, il est nécessaire de disposer d'un grand nombre de données pour avoir une mesure fiable. La mesure de l'incertitude de la courbe COR peut être complexe car elle demande d'estimer la distribution de probabilité des détections et fausses alarmes du détecteur (YOUSEF, WAGNER et LOEW 2005) afin de réaliser des tirages de Monte Carlo. Cela ne sera pas fait dans ce travail. Pour qu'un détecteur soit performant, il faut que les probabilités de détections soient élevées comparées aux probabilités de fausse alarme.

4.5.2 Résolution angulaire

Comme défini dans COX (1973b), la résolution est la capacité d'un algorithme d'estimation de DOA à séparer la contribution de deux arrivées proches. Notons $\mathbf{x}(\theta_d)$ la contribution réelle de la source. Cet article fait un développement théorique pour définir une valeur de la différence entre $\mathbf{x}(\theta_d)$ et $\mathbf{x}(\theta_m)$, la contribution vue par la formation de voies au milieu de deux sources d'amplitude égale (voir figure 4.8). En théorie, si $\mathbf{x}(\theta_d)/\mathbf{x}(\theta_m) < 1$ alors la contribution des deux sources sont mélangées, si $\mathbf{x}(\theta_d)/\mathbf{x}(\theta_m) > 1$ alors les deux sources sont résolues. L'article exprime $\mathbf{x}(\theta_d)/\mathbf{x}(\theta_m)$ en fonction de la séparation angulaire entre les sources, pour plusieurs SNR (figure 4.8). Lorsque le SNR baisse, il devient plus difficile de séparer des sources proches, et inversement lorsque le SNR augmente, cela devient plus facile. Une autre lecture de la même figure nous dit qu'avec un SNR fixe et une séparation angulaire des sources fixe, une antenne plus courte aura un pouvoir de résolution plus faible, une autre manière de voir l'équation (4.12). Le quotient $\mathbf{x}(\theta_d)/\mathbf{x}(\theta_m)$ est donc une métrique intéressante pour juger de la résolution d'une formation de voies. Le lien entre résolution de l'antenne et unicité de la représentation parcimonieuse (équation

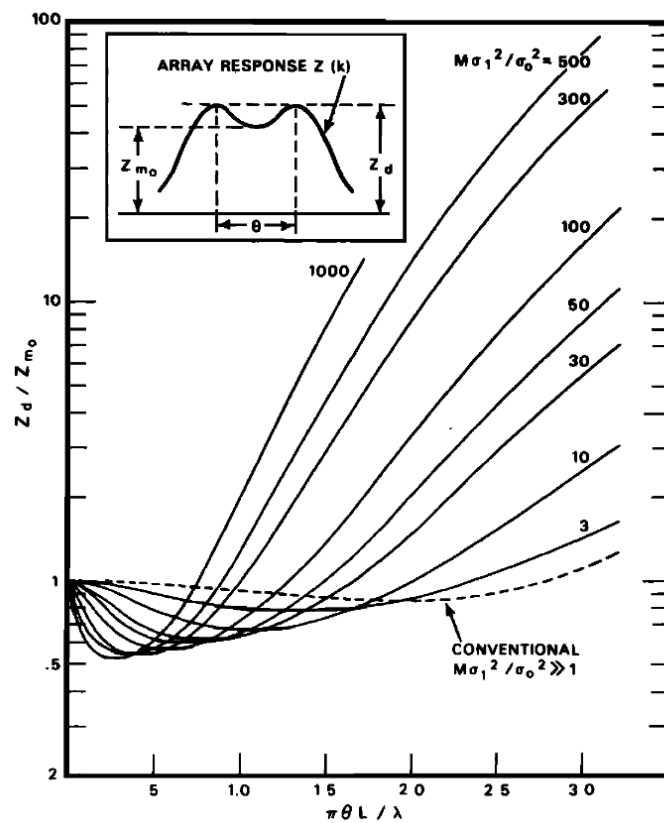


FIGURE 4.8 – Rapport entre la contribution de sources et la contribution au milieu de deux sources, en fonction de l'écart entre les sources. Résultat pour la formation de voies classique (pointillés) et processeur optimal, pour plusieurs valeurs de la variable σ_1^2 / σ_0^2 contrôlant le SNR. Figure extraite de COX (1973b).

(4.24)) restera à faire.

D'après LE COURTOIS et al. (2016), la surface du lobe principal de la formation de voies à -3 dB du maximum est utilisée pour définir la résolution angulaire de l'algorithme. Cette mesure donne la qualité de la formation de voies : plus le lobe principal est étroit, plus la localisation spatiale de la source sera précise. Nous utiliserons comme variante la surface à -3 dB du maximum de l'arrivée la plus énergétique.

4.6 Application à ALMA 2017

Nous allons appliquer la CCA et le traitement par sous-antennes aux données de la campagne ALMA 2017.

Nous nous plaçons dans un contexte particulier : nous supposons qu'un modèle de CCA liant variables acoustiques et océanographiques a été entraîné à partir d'un jeu de mesures océano-acoustiques. Ce modèle de CCA nous permet d'inférer un rayon de cohérence L_c sans avoir besoin d'une détection préalable d'un signal. En effet, il devient possible de donner le rayon de cohérence estimé comme *a-priori* au traitement par sous-antennes, et ce uniquement en utilisant la version générative prédictive de la CCA (équation (3.27)), et des mesures de température.

4.6.1 Apprentissage du rayon de cohérence

Tout d'abord nous supposons que nous sommes dans un contexte de mesure active, ou que nous utilisons une source d'opportunité afin de caractériser la propagation dans le milieu. Par la suite, nous serons dans une configuration où nous supposerons que nous ne pouvons pas calculer de L_c (on ne sait pas si on détecte un signal). Nous supposons aussi que nous avons des mesures de température au cours des transmissions. Les données de températures ont été sélectionnées aux instants correspondants aux mesures acoustiques.

La campagne est donc divisée en deux parties : une partie d'entraînement et une partie de test. Pour apprendre et tester sur des propagations acoustiques similaires, il faut que les sources utilisées dans les deux cas soient à la même profondeur, cela nous limite donc dans le choix des phases et des sources. Nous avons choisi les phases 1 et 12 (voir tableau 2.3) en considérant uniquement les données pour la source à 170 m de profondeur, pour les deux phases. La phase d'apprentissage consiste en 161 pings et la phase de test en 275 pings.

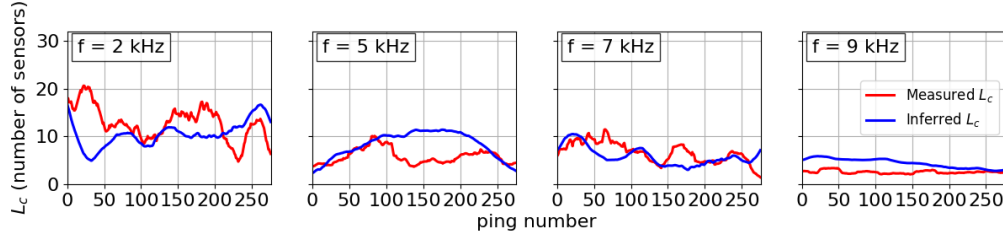


FIGURE 4.9 – Rayon de cohérence L_c mesuré (rouge) et inféré par CCA (bleu), pour les fréquences étudiées.

Entraînement et test A partir des données acoustiques, nous calculons la longueur de cohérence L_c et l'intensité moyenne I_m sur chaque ping sur la phase d'apprentissage (phase 12 d'ALMA). A partir des données environnementales, nous calculons les fluctuations temporelles des EOF verticaux. Nous utilisons les données présentées dans le Ch. 3, c'est-à-dire que nous réalisons les moyennes sur les réalisations dans une fenêtre glissante de 30 pings. Ce moyennage nous permet de considérer les statistiques des fluctuations temporelles, et de lisser les fluctuations de petites échelles temporelles qui peuvent gêner le processus de CCA. Toutes les variables sont centrées et normalisées à variance unité. Nous appliquons ensuite la CCA avec :

- Données acoustiques : L_c et I_m
- Données environnementales : 3 modes de T et 3 modes de ∇T

La CCA permet d'apprendre les matrices $\Sigma_{\mathbf{A}}$ et $\Sigma_{\mathbf{B}}$ de l'équation (3.25).

Désormais, en ayant appris le modèle de CCA, nous nous positionnons dans la phase de test. On considère alors uniquement les mesures de températures, à partir desquelles nous extrayons les EOF temporels de T et ∇T pour les utiliser dans le modèle de CCA génératif (équation (3.27)). Ce modèle est donc utilisé afin d'inférer L_c et I_m de la phase de test, nous permettant d'estimer les caractéristiques du champ acoustique avant une éventuelle détection. Chaque ping acoustique correspond au centre de la fenêtre de la moyenne glissante. Cependant, les variables en sortie du modèle génératif sont centrées et de variance unité. Nous les remettons à l'échelle en utilisant la valeur moyenne et la variance de L_c de la phase d'apprentissage. Cela peut créer un biais si les cohérences des deux phases sont particulièrement différentes, ce qui pourrait être causé par des différents phénomènes océanographiques dans chaque phase.

Résultats En figure 4.9, on voit que certaines des fluctuations du L_c sont bien capturées par la CCA. En particulier les variations sur quelques pings, comme on peut observer pour les 80 premiers pings à 5 kHz. Cependant, il existe des différences qui peuvent être importantes. Notamment à $f = 5$ kHz des pings 100 à 220, ou encore à $f = 2$ kHz avant le ping 50. On note aussi une différence dans la valeur moyenne pour $f = 9$ kHz. Cela s'explique par la différence de cohérence moyenne entre la phase d'apprentissage et la phase de test. En effet, l'information du L_c moyen est perdue par la CCA, ce qui pourrait être résolu en utilisant une méthode pas-à-pas qui utilise les détections réalisées pour recalculer la valeur attendue du L_c moyen. De plus, les méthodes statistiques comme la CCA donnent un résultat au signe près. La valeur du signe de l'approximation par CCA peut donc être ajustée pour mieux approcher le L_c réel, c'est ce qui a été fait ici en choisissant le signe en fonction du minimum de l'erreur quadratique moyenne MSE, définie comme :

$$\text{MSE} = \left\langle (L_c - \hat{L}_c)^2 \right\rangle \quad (4.53)$$

où \hat{L}_c est le rayon de cohérence estimé, L_c est le rayon de cohérence réel, $\langle . \rangle$ représente la moyenne sur les réalisations (donc sur les pings).

Les résultats de l'approximation par CCA montrent bien que nous ne pouvons pas lier les caractéristiques du champ acoustique à celles de mesures de température en tout temps. Cela peut être lié à des fluctuations océaniques présentes dans la phase d'entraînement et pas dans la phase de test (ou inversement). La linéarité de la CCA n'est peut-être pas adaptée dans certaines circonstances où les non-linéarités de l'environnement seraient trop importantes. Enfin, les mesures de la chaîne de thermistances ne sont sûrement pas représentatives des fluctuations de l'océan sur la totalité de la zone d'étude. Cependant, les tendances sont globalement bien capturées.

4.6.2 Calcul de DOA

Désormais dans un contexte de détection, une fois la longueur de cohérence L_c estimée, nous pouvons l'utiliser afin de définir la longueur des sous-antennes dans le traitement expliqué en section 4.4. Nous étudierons quatre algorithmes différents afin de comparer leurs performances avec les métriques définies précédemment :

- Formation de voies classique sur antenne complète (FA CB)
- Formation de voies classique par sous-antennes (SA CB)
- SoBaP sur antenne complète (FA SB)

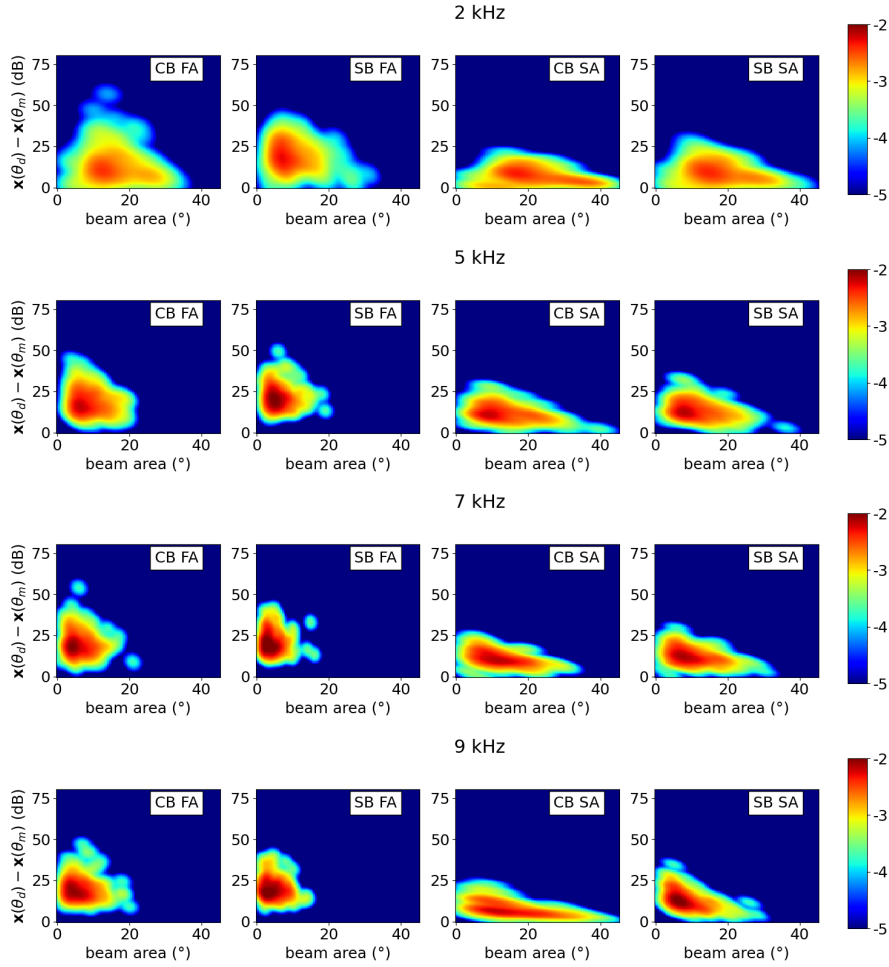


FIGURE 4.10 – Densité du nombre de pings (en log) en fonction de $x(\theta_d) - x(\theta_m)$ (en dB) et de la largeur du lobe principal pour les 4 méthodes de DOA. De haut en bas : 2 kHz, 5 kHz, 7 kHz, 9 kHz.

— SoBaP par sous-antennes (SA SB)

Nous précisons que SA CB (resp. SA CB) veut dire que la formation de voies classique (resp. SoBaP) est appliquée à chaque sous-antenne avant la somme incohérente.

Résolution angulaire La méthode des sous-antennes mène à une réduction de la résolution angulaire de la formation de voies. Par l'utilisation de SoBaP, on peut récupérer une partie de la résolution perdue. Nous montrons dans la figure 4.10 la densité de pings, en échelle logarithmique, en fonction de $x(\theta_d) - x(\theta_m)$, c'est-à-dire la différence entre maxima et minima locaux, et de l'intégrale du lobe principal à -3 dB du max (beam-area).

Pour avoir une meilleure résolution, on souhaiterait avoir une densité maximale de

points en haut à gauche. C'est-à-dire que nous voulons une valeur de $\mathbf{x}(\theta_d) - \mathbf{x}(\theta_m)$ importante pour avoir un maximum le plus possible détaché des lobes secondaires, et une surface du lobe principal la plus faible possible pour avoir une bonne résolution angulaire.

Les résultats des 4 algorithmes pour les données à $\{2;5;7;9\}$ kHz sont montrés en figure 4.10. Nous pouvons voir qu'en antenne complète, SoBaP présente une résolution légèrement supérieure à la formation de voies classique à toutes les fréquences étudiées.

Lorsqu'on utilise des sous-antennes, la formation de voies classique perd en résolution comme vu précédemment : nous pouvons voir que la densité s'étale jusqu'à une surface de 40° , et la zone de plus forte densité jusqu'à 25° à 30° pour 7 et 9 kHz. Avec l'utilisation de SoBaP en sous-antennes, la surface du faisceau est réduite, de manière très importante dans le cas de 9 kHz (qui contient les plus petites sous-antennes), et de plusieurs degrés pour les autres fréquences. Cela représente tout de même un gain important en résolution angulaire.

L'utilisation de SoBaP nous permet de compenser la résolution perdue en utilisant les sous-antennes, et donc d'augmenter la capacité des algorithmes de sous-antennes à séparer les sources proches. Ce gain n'est cependant pas très grand à la fréquence spatiale de l'antenne, mais il est conséquent pour des fréquences supérieures.

Suivi de front d'onde La méthode des sous-antennes nous permet de montrer le résultat du calcul de DOA en fonction de la sous-antenne. En utilisant une formation de voies classiques avec sous-antennes, la perte de résolution pouvait être trop importante pour observer la forme du front d'onde. L'utilisation de SoBaP nous permet d'améliorer la séparation des arrivées et donc d'imager plus clairement le front d'onde le long de l'antenne. Nous montrons les résultats en figure 4.11 pour 4 pings successifs à 5 kHz.

Ce résultat fait apparaître la variation de l'angle d'arrivée le long de l'antenne, et soulève un questionnement sur la pertinence de la somme incohérente. En effet, la somme incohérente serait préférable si l'onde présentait le même angle d'arrivée pour toutes les sous-antennes, ce qui n'est pas le cas. Une meilleure façon de combiner les DOA des sous-antennes pourrait notamment prendre en compte la position de la sous-antenne le long de l'antenne en utilisant des méthodes de fusion de données, comme fait pour le cas d'hydrophones vectoriels dans l'étude de LIANG et al. (2020). Ceci restera en perspectives.

Performances en détection Afin de calculer les performances en détection, nous avons besoin de données à SNR variables, et y compris faible. Les données ALMA ayant un très

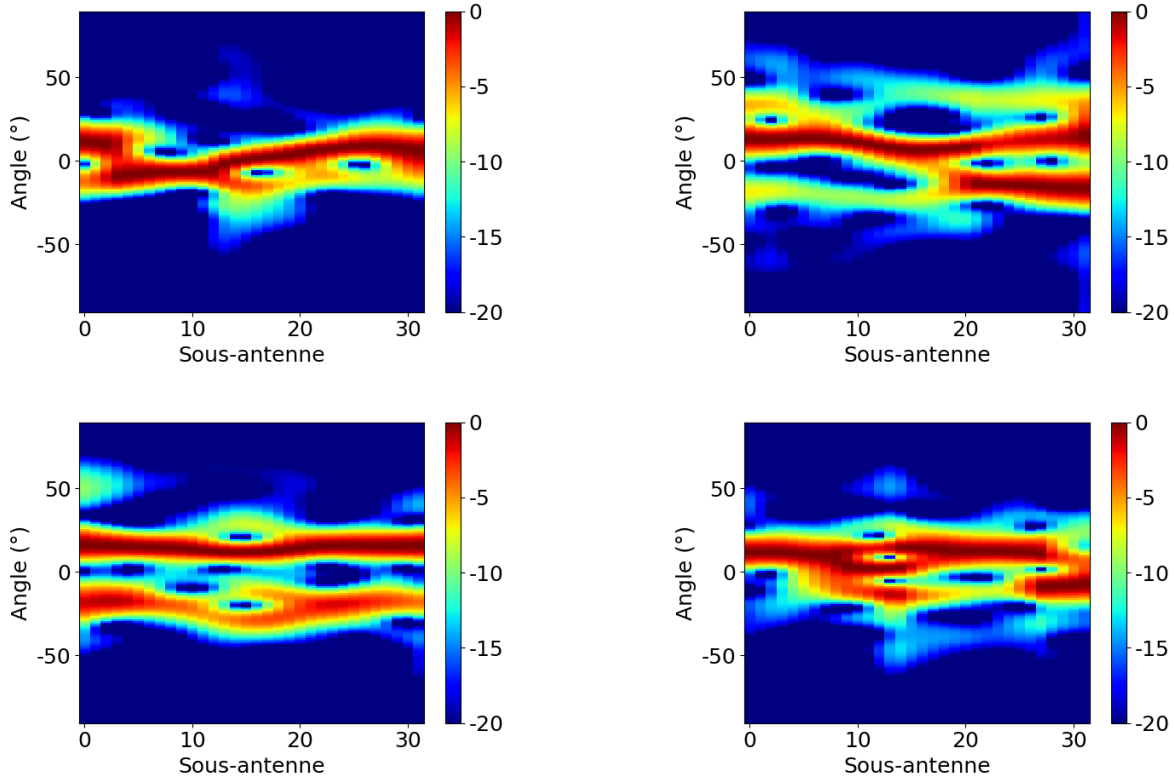


FIGURE 4.11 – Angle d'arrivée en fonction du numéro de la sous-antenne, pour 4 pings successifs à 5 kHz. Amplitude en dB par rapport au maximum de chaque sous-antenne.

bon SNR, nous avons dû les dégrader. En effet, lorsque celui-ci est très fort (par exemple > 20 dB pour ces données) on arrive rapidement à une $P_d = 1$ pour une P_{fa} faible, ce qui n'est pas représentatif des performances des algorithmes. La solution a été de bruitez chaque ping par un échantillon de bruit lui correspondant afin de conserver les propriétés spatiales et temporelles du bruit de la campagne. Nous avons tout d'abord calculé le SNR sur hydrophone pour chaque ping.

Soit σ_o la valeur souhaitée du SNR. La valeur mesurée étant σ_r , on a sur hydrophone :

$$\begin{cases} 20 \log_{10} \frac{P_s}{P_n} = \sigma_r \\ 20 \log_{10} \frac{P_s}{x P_n} = \sigma_o \end{cases} \quad (4.54)$$

où P_s (resp. P_n) est l'amplitude du signal (resp. du bruit) à la fréquence désirée, x est un multiplicateur du bruit qui doit être rajouté pour atteindre le SNR désiré. En développant

ces équations on arrive à :

$$x = 10^{\frac{\sigma_r - \sigma_o}{20}} \quad (4.55)$$

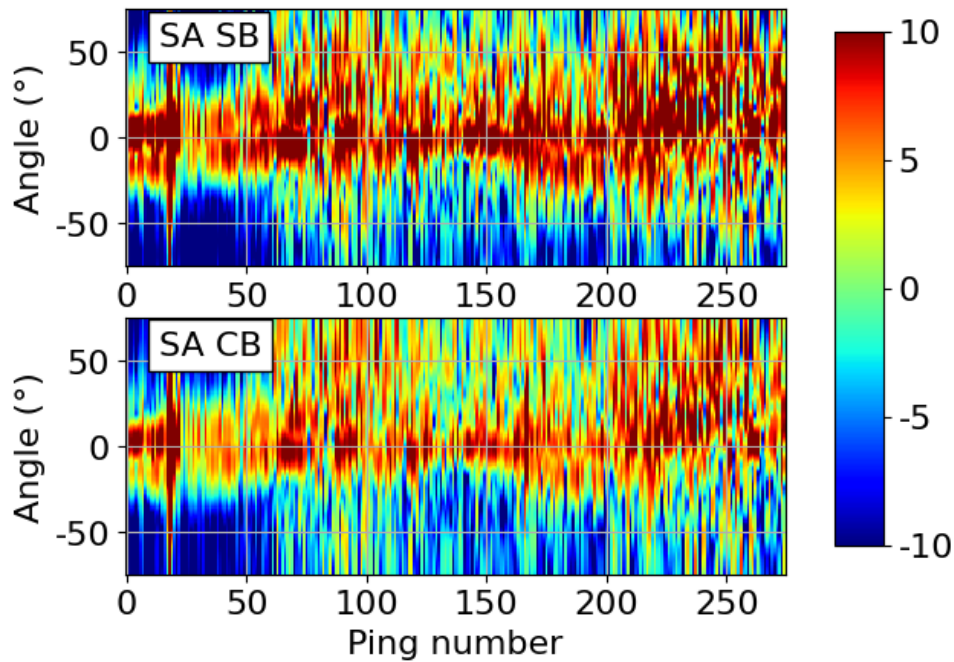


FIGURE 4.12 – Angle d’arrivée en fonction du ping, pour SA CB et SA SB à 2 kHz pour un SNR sur hydrophone de 0 dB.

Nous avons bruité le signal en sommant x fois un échantillon de bruit pour que le SNR moyen de la phase de test ait une valeur souhaitée : $\sigma_o = \{-5, -2, 0, 2, +5\}$ dB. Il existe tout de même des variations importantes de SNR autour de la valeur moyenne. La figure 4.12 montre l’évolution temporelle de la sortie des formations de voies en sous-antennes à 2 kHz, pour un SNR à 0 dB. Les résultats pour $\{5; 7; 9\}$ kHz se trouvent en Annexes D. Nous pouvons observer tout d’abord qu’il y a une période très calme jusqu’au ping 60 environ, puis le signal devient bruité et des détections à angles importants commencent à apparaître. Ces détections semblent avoir une distribution favorisant les angles positifs, et auraient donc pour origine la surface. L’analyse des spectrogrammes montre une augmentation importante des bruits impulsionnels, qui peuvent être attribués à des crevettes claqueuses. Nous affichons en figure 4.13 un zoom autour du centre des densités de probabilité du bruit à 2 kHz, en fonction du ping. On peut notamment voir un changement de la distribution qui intervient environ au ping 60, ce qui correspond à l’augmentation du bruit dans les

sorties de formation de voies de la figure 4.12.

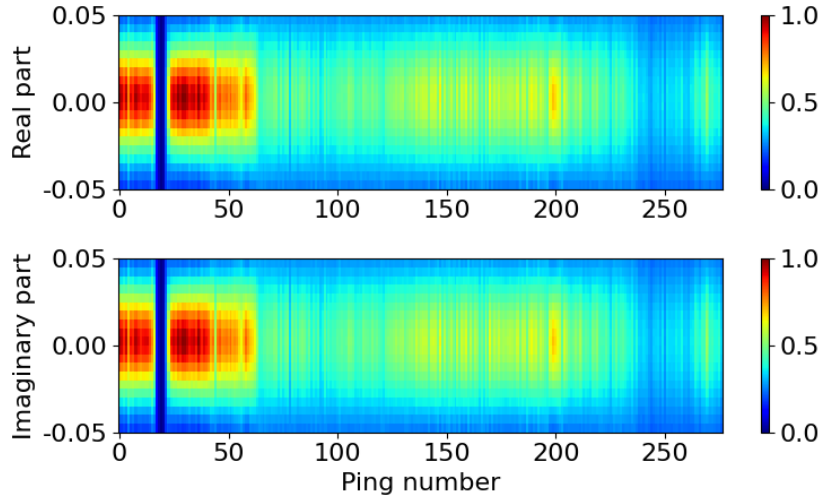


FIGURE 4.13 – Fonction de densité de probabilité de la valeur des parties réelles et imaginaires du bruit à 2 kHz, en fonction du ping. On observe un changement de nature du bruit au moment où les sorties de formation de voies deviennent plus bruitées.

A partir des données bruitées, nous pouvons calculer les courbes COR. La probabilité de détection P_d est calculée à partir des sorties de traitement sur le signal + bruit, tandis que la probabilité de fausse alarme P_{fa} est calculée à partir des sorties du traitement sur le bruit uniquement. Nous pouvons donc exprimer P_d en fonction de P_{fa} pour les 4 algorithmes étudiés (figure 4.14). On observe des différences importantes selon l'algorithme utilisé et la fréquence. Notamment, à 9 kHz SA SB est très supérieur aux autres algorithmes, alors que ce n'est pas le cas à 2 kHz.

Afin de mieux comparer les différents algorithmes pour différentes valeurs des variables du problème, nous avons calculé l'intégrale et la dérivée moyenne jusqu'à $P_{fa} = 0.1$ des courbes COR aux différentes fréquences étudiées (2, 5, 7, 9 kHz). Cette valeur a été choisie pour avoir plusieurs points de mesure sur nos données tout en nous intéressant uniquement aux probabilités de fausse alarme faibles. Plus l'intégrale est élevée, plus l'algorithme est performant en détection. Plus la dérivée est élevée, plus une faible augmentation de la probabilité de fausse alarme induit une augmentation forte de la probabilité de détection. Ce sont donc deux mesures intéressantes et complémentaires de performance.

Nous montrons en figure 4.15 l'intégrale et la dérivée des courbes COR en fonction du rayon de cohérence moyen de la phase d'étude. On peut voir que lorsque le rayon de cohérence moyen est faible, SoBaP par sous-antennes est l'algorithme le plus performant

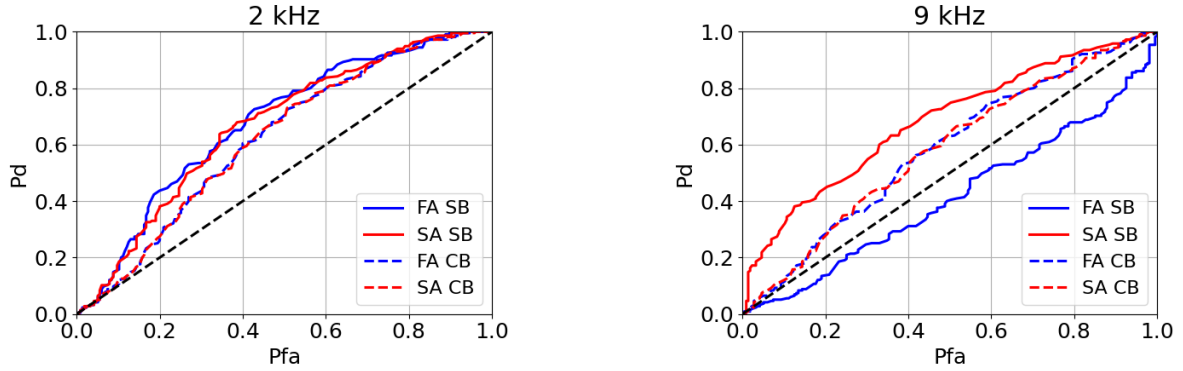


FIGURE 4.14 – Courbes COR à 2 kHz (gauche) et 9 kHz (droite) pour les données compensées à 0 dB de SNR.

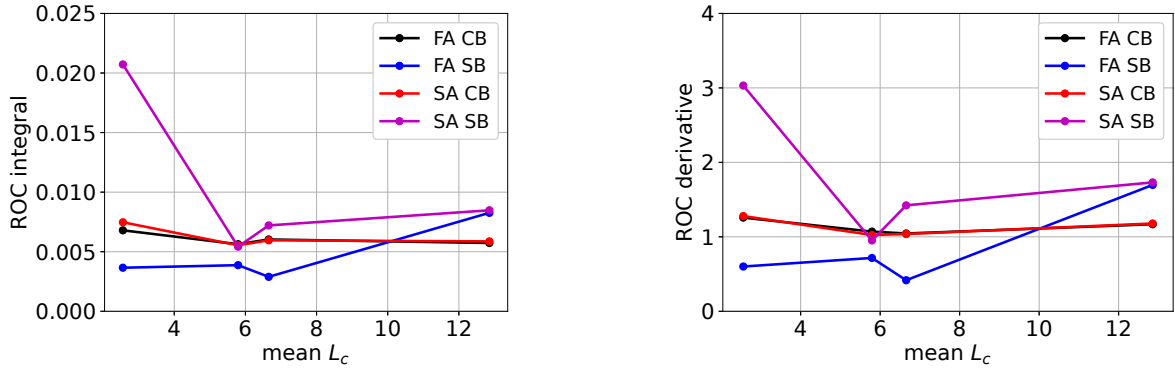


FIGURE 4.15 – Intégrale (gauche) et dérivée (droite) des courbes COR pour les 4 algorithmes de DOA en fonction du L_c moyen de la phase de mesure. Les données sont dégradées à une SNR moyen de 0 dB.

en termes d'intégrale et dérivée de la courbe COR. Lorsque le rayon de cohérence est plus élevé, SoBaP en antenne complète semble devenir le plus performant en extrapolant nos données. Ce résultat semble raisonnable car l'algorithme SoBaP ne prend pas en considération la décohérence sur l'antenne : une antenne plus cohérente est donc plus proche des hypothèses du modèle. Enfin, lorsque le rayon de cohérence est moyen, les algorithmes de formation de voies classique ont des performances similaires aux algorithmes type SoBaP par sous-antennes. On remarque que les performances des algorithmes CB sont relativement constantes selon le rayon de cohérence. De plus, nous ne trouvons pas de différence flagrante entre FA CB et SA CB, ce qui confirme que les performances de CB en fonction de la taille de l'antenne saturent lorsque l'onde est décohérente. Nous avons

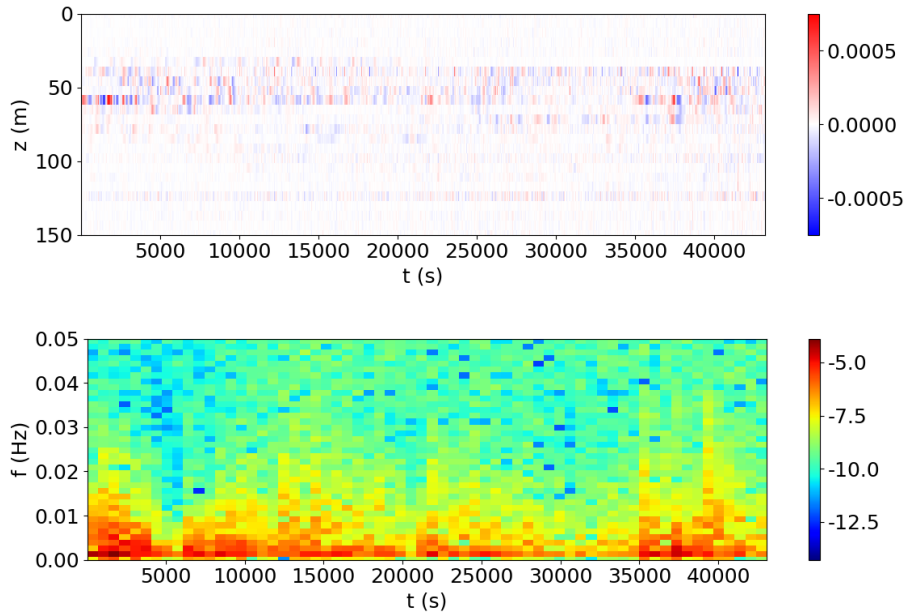


FIGURE 4.16 – (Haut) Différence relative de la température pour la phase étudiée. (Bas) Spectrogramme de la différence à 60m de profondeur. Les fluctuations principales sont pour des fréquences $f > 0.0007$ Hz, donc la plupart des fluctuations ont une période inférieure à 25 minutes environ.

publié ces résultats dans L’HER et al. (2023d).

Analyse de sensibilité Nous avons divisé la phase de test en fenêtres de 8 pings de long. Ces 8 pings équivalent à 24 minutes, ce qui correspond à une limite basse de la période des fluctuations (figure 4.16). En effet, en prenant une fenêtre trop grande, on risque de lisser les fluctuations environnementales, mais en prenant une fenêtre trop petite on ajoute de l’incertitude aux calculs de P_d et P_{fa} . Ces fenêtres nous permettent alors de réaliser une étude plus fine des performances des algorithmes, en fonction des caractéristiques moyennes de ces fenêtres.

Nous calculons l’intégrale de la courbe COR en fonction du rayon de cohérence mesuré et SNR moyen de la fenêtre de 8 pings. En plus de définir des fenêtres temporelles, nous faisons varier le SNR moyen de la phase, nous avons donc $\sigma_o = \{-5; -2; 0; +2; +5\}$ dB. Nous montrons les résultats bruts dans la figure 4.17, et les différences algorithme à algorithme en figure 4.18.

Nous pouvons observer sur la figure 4.18 que les différences entre FA CB et SA CB sont faibles sauf peut-être une légère supériorité de SA CB à L_c faible, ce qui confirme les

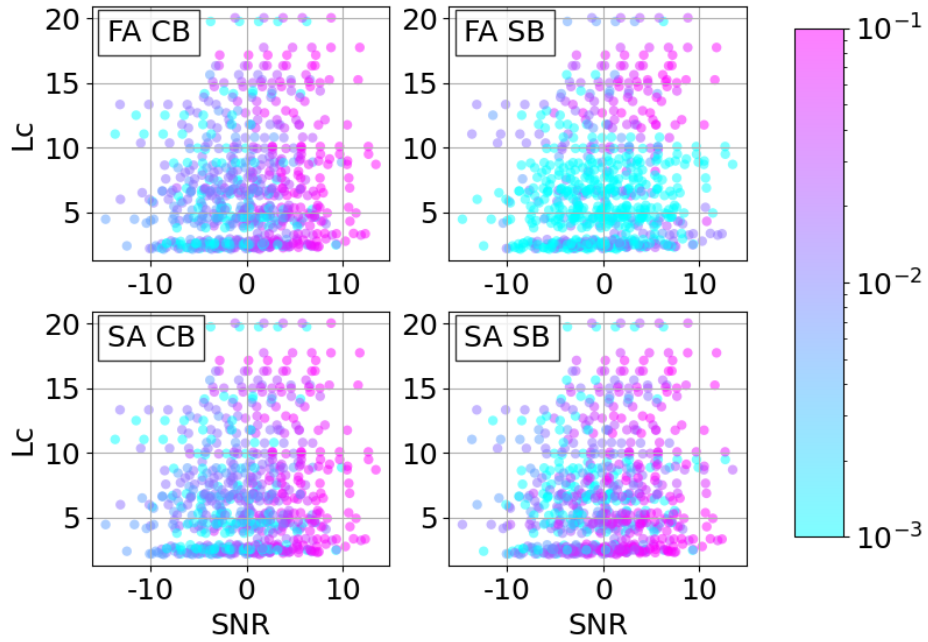


FIGURE 4.17 – Intégrale de la courbe COR jusqu'à $P_{fa} = 0.1$ pour les 4 algorithmes étudiés, en fonction du L_c et du SNR. Couleur en échelle logarithmique.

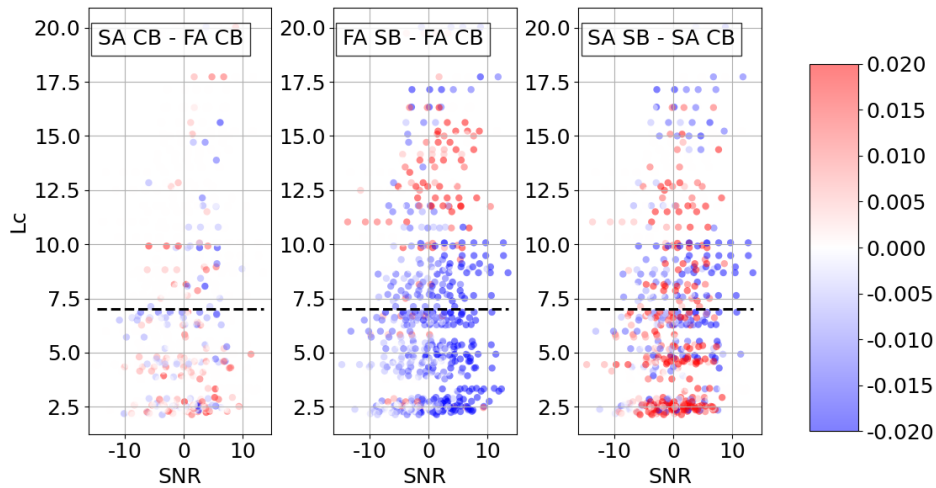


FIGURE 4.18 – Différences de l'intégrale de la courbe COR entre les différents algorithmes. Rayon de cohérence moyen en pointillés.

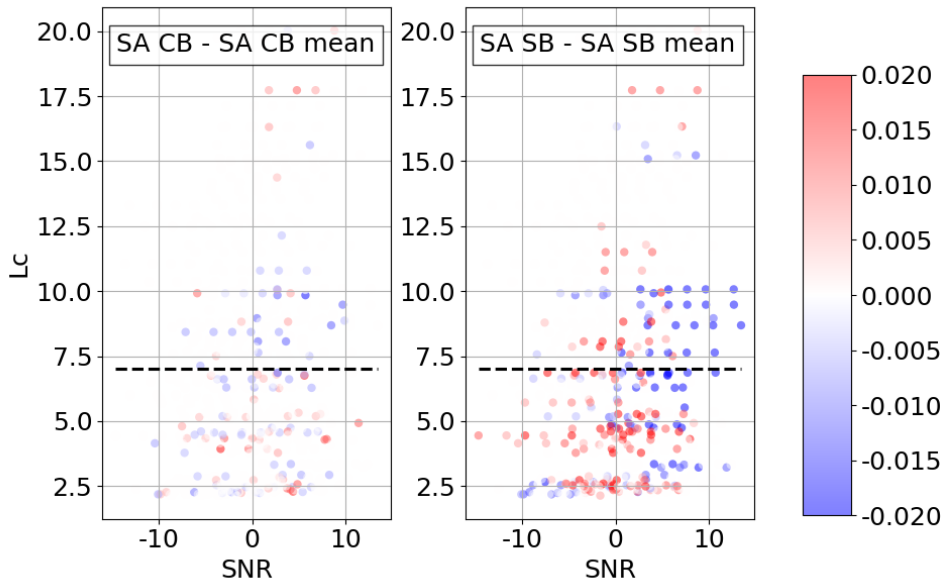


FIGURE 4.19 – Différences de l’intégrale de la courbe COR entre algorithmes par sous-antennes utilisant le L_c inféré par CCA (SA SB) et le L_c moyen (SA SB mean). Rayon de cohérence moyen en pointillés.

résultats précédents. On voit aussi que FA SB a de meilleures performances que FA CB lorsque le rayon de cohérence est grand, ce qui est logique au vu des hypothèses sur le modèle de SoBaP, on peut donc penser que la formation de voies classique est plus robuste face au mismatch du modèle du signal. Pour terminer, SA SB a de meilleures performances que SA CB lorsque L_c est inférieur au rayon de cohérence moyen, pour un L_c supérieur les résultats sont plus mitigés. On observe donc un effet important de la régularisation en norme ℓ_0 sur la capacité de détection à faible L_c .

Analyse de l’apport de la CCA Enfin, nous pouvons faire la même analyse que précédemment en regardant la différence entre les algorithmes par sous-antennes qui utiliseraient le L_c moyen de la phase d’apprentissage, et ceux qui utilisent le L_c inféré par la CCA. Cette comparaison nous permet d’observer l’apport de la CCA au traitement par sous-antenne. Nous montrons le résultat en figure 4.19.

On observe que dans le cas des algorithmes en formation de voies classique, il n’y a pas grande différence à utiliser l’information par CCA par rapport au L_c moyen, excepté une très légère tendance à améliorer les performances dans le cas avec CCA pour un L_c plus petit que la moyenne et à les empirer pour un L_c supérieur. Cette tendance est confirmée

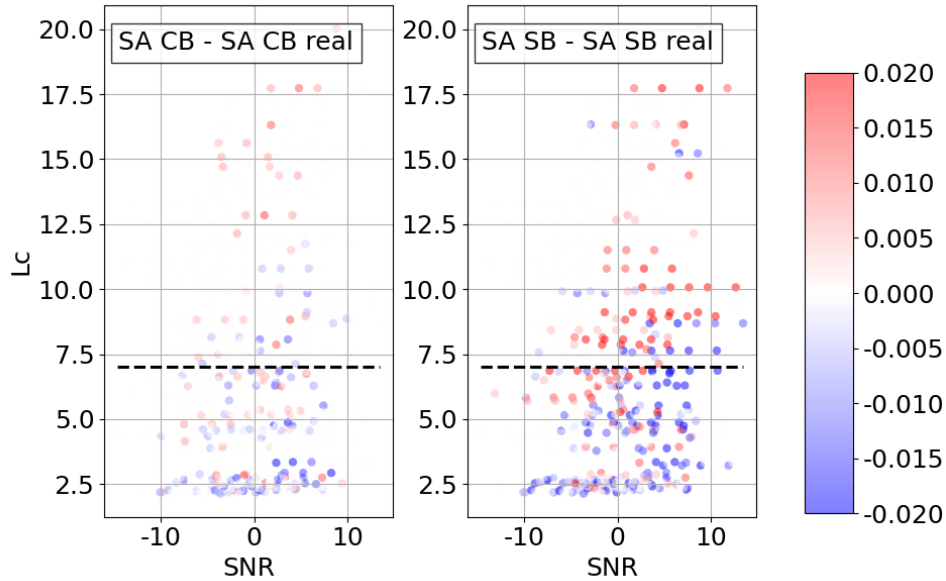


FIGURE 4.20 – Différences de l’intégrale de la courbe COR entre algorithmes par sous-antennes utilisant le L_c réel et le L_c inféré par la CCA. Rayon de cohérence moyen en pointillés.

et amplifiée pour les algorithmes SoBaP en sous-antennes, en particulier à faible SNR.

Il semble donc qu’il y aurait un intérêt à utiliser les algorithmes en sous-antennes informés par CCA lorsque le rayon de cohérence et le SNR sont faibles, c’est à dire dans les cas où la détection est la plus difficile. De plus, la régularisation utilisée par SoBaP apporte une réelle contribution à la méthode des sous-antennes, en améliorant fortement les performances de détection à L_c faible.

Pour aller plus loin dans l’analyse des résultats, nous affichons en figure 4.20 la différence des intégrales des courbes COR des algorithmes en sous-antennes utilisant le rayon de cohérence inféré par CCA (SA CB et SA SB), et celles utilisant le rayon de cohérence réel mesuré (SA CB real et SA SB real). Nous observons que l’utilisation du L_c réel donne de meilleurs résultats lorsque le rayon de cohérence est petit, à la fois pour la formation de voies classique et pour SoBaP. Cependant, de manière étonnante nous obtenons des meilleurs résultats en détection en utilisant SA SB avec le rayon de cohérence inféré, pour des valeurs plus grandes de L_c . Cela se passe majoritairement lorsque le rayon de cohérence est supérieur au rayon de cohérence moyen. En observant la figure 4.21, où nous affichons la différence des algorithmes en fonction du SNR et de l’erreur d’estimation de L_c , il semblerait en effet que les performances de la CCA soient meilleures lorsqu’on estime un

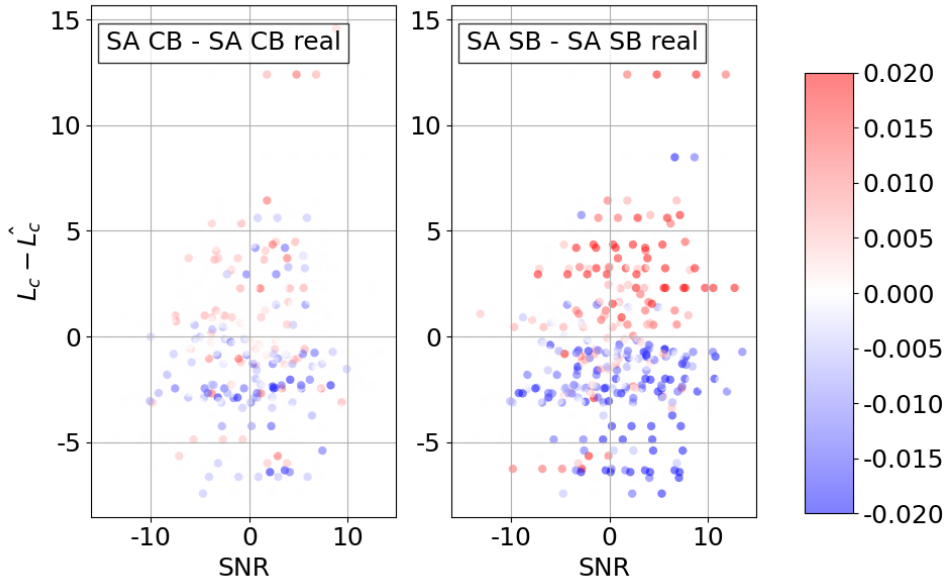


FIGURE 4.21 – Différences de l’intégrale de la courbe COR entre algorithmes par sous-antennes utilisant le L_c réel et le L_c inféré par la CCA, en fonction du SNR et de l’erreur d’estimation du rayon de cohérence : $L_c - \hat{L}_c$, où L_c est le rayon de cohérence réel et \hat{L}_c est le rayon de cohérence estimé.

rayon de cohérence plus petit que le rayon de cohérence réel, et inversement. Cet effet est moins important dans le cas de SA CB. Une hypothèse pour ce comportement est qu’en prenant des sous-antennes plus petites, on se rapproche de l’hypothèse de front d’onde plan utilisée dans SoBaP, et dans ces cas l’algorithme obtient des meilleurs résultats. En effet, le rayon de cohérence n’est qu’une estimation de la longueur à laquelle le front d’onde est quasi-plan, une longueur de sous-antenne inférieure se rapprochera donc de l’hypothèse de planarité. Ce résultat va dans le sens du travail de SHAO et SUN (2016), où des antennes plus petites ont de meilleures performances en détection.

4.7 Conclusion

Nous avons vu que les fluctuations du milieu de propagation peuvent causer des dégradations des performances des traitements d’antenne, en particulier sur les grandes antennes. Ces fluctuations étant difficilement prévisibles, une prise en compte statistique est nécessaire afin de compenser les pertes de gain d’antenne. L’amélioration induite par les méthodes classiques type MVDR ou MUSIC peuvent être limitées par les fluctuations

du milieu. De nombreux modèles ont été réalisés dans la littérature afin de prendre en compte les variations acoustiques causées par l'environnement. Cependant, la prise en compte complète des fluctuations demande la plupart du temps une trop grande complexité calculatoire ou bien un *a-priori* sur les variables acoustiques. En particulier, le modèle par sous-antennes que nous avons choisi demande une connaissance antérieure du rayon de cohérence. Cela n'est pas garanti, en particulier dans une problématique de détection d'une source faible. Dans ce cas, afin d'optimiser les performances d'antenne, il est souhaitable d'avoir une estimation du rayon de cohérence. Nous rendons cela possible en utilisant la CCA comme modèle génératif prédictif. Le modèle antérieurement appris nous permet d'estimer L_c sans avoir besoin de détecter un signal. De plus, comme l'utilisation de sous-antennes détériore la résolution angulaire en sortie de traitement, nous choisissons d'utiliser une régularisation en norme ℓ_0 et utilisons un algorithme bayésien, SoBaP, afin de résoudre le problème de DOA sur les sous-antennes. Nous considérons quatre algorithmes à comparer : la formation de voies classique en antenne complète, en sous-antennes, SoBaP en antenne complète et en sous-antennes.

Nous pouvons évaluer nos méthodes au travers de métriques bien choisies : la résolution et les performances en détection. Nous avons ainsi montré qu'en dégradant les données *in-situ* avec le bruit correspondant, nous pouvons réaliser des courbes COR afin de caractériser les algorithmes. Nous montrons ainsi que les performances en détection de SoBaP par sous-antennes sont supérieures dans les cas de faible rayon de cohérence à celles des algorithmes type formation de voies classique et antenne complète. De plus, en ajustant artificiellement le SNR nous pouvons réaliser une analyse de sensibilité des traitements. Nous observons ainsi que la formation de voies classique par sous-antennes est légèrement supérieure en détection à la formation de voies classique en antenne complète pour rayon de cohérence faible, et que SoBaP par sous-antenne est très supérieure à la formation de voies classique par sous-antenne lorsque le rayon de cohérence est faible. Cette analyse de sensibilité nous a aussi permis de mesurer l'effet de la CCA sur le traitement, en comparant les performances en définissant la longueur des sous-antennes selon le L_c estimé par CCA et selon L_c moyen de la phase d'apprentissage. Nous observons que lorsque le rayon de cohérence est faible, les performances sont meilleures avec le L_c estimé par CCA. Enfin, nous avons comparé les performances en détection entre l'utilisation du L_c inféré par CCA et le L_c réel, c'est à dire représentant le cas idéal où l'erreur d'estimation serait nulle. Nous avons donc vu que lorsque le rayon de cohérence est petit, l'utilisation du L_c réel donne de meilleures performances en détection que l'estimation par CCA, la différence est cependant

relativement petite. De plus, SoBaP SA est plus performant avec le L_c estimé qu'avec le L_c réel lorsque le rayon de cohérence est plus grand. Cela s'explique par une sous-estimation du rayon de cohérence par la CCA, qui semble favoriser l'algorithme SoBaP.

Cependant, l'exactitude des courbes COR dépend du nombre de points utilisés pour les calculer. La faible quantité de données utilisées dans l'étude paramétrique pourrait expliquer la variabilité observée d'un point à ses voisins en figure 4.17. Il serait donc souhaitable de réaliser cette étude sur plus de points de données. Des tendances globales semblent toutefois apparaître dans nos résultats. Il serait souhaitable d'améliorer les prédictions de L_c . Cela pourrait tout d'abord se faire en expliquant une variabilité plus importante des données par la CCA. Il faudrait alors ajouter d'autres variables pertinentes, comme l'état de mer. Une autre option serait d'utiliser la CCA pour informer une autre méthode, par exemple un réseau de neurones LSTM (Long Short Term Memory), qui pourrait alors améliorer les prédictions du rayon de cohérence. Cela sera discuté dans les perspectives en conclusion.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans ce travail de thèse, nous avons étudié l'impact des fluctuations océaniques sur la propagation acoustique. Dans ce cadre, nous avons montré l'importance de la prise en compte des petites fluctuations causées par les ondes internes sur les traitements d'antenne. Cette prise en compte peut notamment passer par la connaissance du milieu de propagation, qui est malheureusement souvent éparse. Nous avons proposé d'exploiter une méthode statistique simple afin de lier acoustique et océanographie, et nous avons montré son utilisation pour informer un traitement par sous-antennes, qui est donc indirectement informé par l'océanographie.

Dans le chapitre 1 nous avons montré les caractéristiques de la propagation acoustique sous-marine, conditionnée par, entre autres, le profil de célérité et ses fluctuations. Ensuite nous avons explicité les équations caractéristiques de l'acoustique sous-marine : nous avons montré différentes méthodes qui existent pour résoudre l'équation d'onde de manière numérique, en montrant leur cadre d'application et leurs limites, ainsi que les théories réalisant des approximations théoriques de l'effet des fluctuations. Nous avons par conséquent présenté l'approximation de petites fluctuations et l'intégrale des chemins, permettant de définir l'espace $\Lambda - \Phi$ caractérisant les fluctuations et leur impact acoustique. La théorie liant les fluctuations acoustiques à l'environnement est cependant difficile à valider partout et tout le temps, et peut de plus nécessiter des hypothèses fortes pour permettre les développements théoriques.

Dans le chapitre 2, nous avons posé notre problème de détection de source faible sur une antenne verticale dans un milieu fluctuant, dont nous n'avons qu'une faible connaissance. Nous avons par la suite réalisé un état de l'art sur les campagnes océano-acoustique et leur influence sur la connaissance de l'effet des phénomènes océanographiques sur la propagation acoustique. Les résultats de la littérature montrent une importante complexité des données et de leur interprétation, même dans une situation idéale où l'environnement est très échantillonné. Ces campagnes ont permis d'améliorer la connaissance de l'effet de nombreux phénomènes océanographiques, mais ne répondent pas aux besoins de notre étude. Nous avons donc présenté les données de campagnes que nous avons utilisées : INTIMATE 96 présentant une propagation indépendante de la distance dans un environnement forcé par

la marée, et ALMA 2017 qui comporte une propagation complexe dans un double canyon, dans un environnement perturbé par des ondes internes, où les mesures sont faites par des grandes antennes.

Le chapitre 3 présente les méthodes statistiques utilisées pour caractériser l'environnement. Nous commençons en présentant les méthodes utilisées pour caractériser les variables. Les méthodes utilisées dans la littérature pour caractériser les variables acoustiques sont le spectre de GM et la décomposition en EOF, tandis que celles utilisées pour caractériser le champ acoustique est la méthode des moments. Notre approche centrée sur les données se prête à l'utilisation de la décomposition en EOF pour décrire les données environnementales. Le champ acoustique sera décrit par sa cohérence spatiale sur l'antenne, caractérisée par le rayon de cohérence L_c , et par son amplitude, capturée par l'intensité moyenne sur l'antenne I_m . Nous présentons ensuite la méthode que nous proposons d'utiliser afin de lier variables acoustiques et variables environnementales : l'analyse des corrélations canoniques (Canonical Correlation Analysis (CCA)). Cette méthode a été choisie car elle permet, dans notre cas, d'isoler les combinaisons linéaires entre variables océanographiques qui corrélerent avec les combinaisons linéaires de variables acoustiques. Par la suite, un choix de ces variables a été réalisé. Pour décrire l'environnement, nous avons considéré les fonctions orthogonales empiriques (EOF) des champs de température et de son gradient vertical. Cette description en modes empiriques nous permet de capturer les modes verticaux représentant les fluctuations les plus importantes dans les données, ainsi que leurs variations temporelles. L'utilisation du gradient vertical, peu exploitée dans la littérature, permet de prendre en compte les petites fluctuations spatiales qui peuvent être d'importance en acoustique sous-marine. Nous avons montré par les données d'INTIMATE 96 que la CCA nous permet d'extraire la physique de la propagation dans un environnement simple. En utilisant la même méthode pour les données ALMA 2017, nous avons montré que des tendances se dessinent en liant rayon de cohérence et intensité moyenne aux variations dans la thermocline et à sa base. Le résultat est cependant plus difficile à analyser étant donné que l'environnement et la propagation acoustique sont eux-même plus complexes, et que nos données de température ont un étalement spatial très limité. Néanmoins, ce modèle pourrait être exploité pour inférer des variables acoustiques à partir du modèle appris et de variables océanographiques mesurées afin d'informer un traitement d'antenne avec un *a-priori*.

En chapitre 4, nous expliquons les méthodes classiques de formation de voies par scrutation (formation de voies classique, MVDR, MUSIC), puis nous évoquons les méthodes

plus générales qui résolvent le problème d'estimation de directions d'arrivées (DOA) par des méthodes d'optimisation globale, notamment des méthodes bayésiennes exploitant la parcimonie des directions d'arrivées. Ensuite, nous montrons les modèles qui peuvent être utilisés lorsque la propagation est perturbée par un milieu fluctuant. Il existe différentes méthodes plus ou moins complexes : bruit de phase, bruit additif ou bruit multiplicatif. Ici nous allons considérer un modèle de bruit multiplicatif diagonal, que nous pouvons résoudre grâce à une méthode par sous-antennes de la littérature. Cette méthode suppose que le rayon de cohérence du signal est connu et l'utilise pour définir la taille des sous-antennes. Cette connaissance n'est cependant pas possible dans une problématique de détection. Grâce à la CCA, nous montrons qu'il est possible d'inférer le rayon de cohérence sur l'antenne à partir du modèle appris et des EOF de température, permettant ainsi d'informer le traitement choisi afin de définir la taille des sous-antennes. La taille effective des antennes étant par conséquent inférieures à sa longueur totale, cette méthode induit une perte de résolution angulaire. Pour recouvrer cette perte, nous proposons d'utiliser une méthode bayésienne de la littérature en appliquant une régularisation ℓ_0 au problème de DOA sur les sous-antennes. L'amélioration des performances en détection est mesurée par rapport aux métriques usuelles de la littérature, ainsi que par des métriques adaptées aux faibles probabilités de fausse alarme pour s'approcher du besoin opérationnel.

Nous montrons que le modèle par sous-antennes avec résolution bayésienne recouvre la résolution perdue par la découpage en sous-antennes. De plus, en l'informant par la CCA, cette méthode obtient de meilleures performances en détection que la formation de voies classique en antenne complète ou par sous-antennes pour les rayons de cohérence faible. En particulier, l'information par CCA permet d'avoir de meilleures performances pour les rayons de cohérence faibles que si on utilisait le rayon de cohérence moyen, montrant l'utilité de l'information par les données océanographiques. En revanche, cette méthode n'atteint pas les performances de l'utilisation du L_c réel, en particulier lorsque le champ est très perturbé. Nous avons enfin observé qu'une erreur de sous-estimation du rayon de cohérence nous permettait de meilleures performances qu'une sur-estimation, comparé au cas idéal d'un traitement informé par le L_c réel.

Perspectives

De nombreuses perspectives peuvent être dégagées à partir de nos travaux. Nous allons ici expliciter les pistes d'étude qui nous paraissent intéressantes et prometteuses.

Modèle de CCA

Dans ce travail, nous avons utilisé la méthode classique de CCA, exploitant un modèle linéaire entre groupes de variables. Cependant, l'acoustique sous-marine étant complexe, il pourrait être préférable d'exploiter des modèles non-linéaires. Dans ce cas il existe des méthodes de KernelCCA (FUKUMIZU, BACH et GRETTON 2007), ou encore des méthodes enrichies par réseaux de neurones (FISCHER 2017). Ici nous n'avons pas considéré ces méthodes car l'exploitation des non-linéarités crée une sorte de boîte noire qui devient difficile à analyser. De plus, dans un contexte opérationnel il peut être souhaitable pour un opérateur d'avoir une transparence totale sur l'origine de ses résultats, ce qui est favorisé par l'utilisation de la CCA classique. L'utilisation de méthodes non-linéaires impliquerait alors une étude de l'interprétabilité des résultats, sujet qui est de plus en plus étudié en machine learning (MOLNAR 2020).

Nous avons vu que la prédiction du rayon de cohérence par la CCA présente des erreurs qui peuvent être importantes. Il serait utile d'employer un modèle plus poussé, tel qu'un réseau LSTM (JÖRGES, BERKENBRINK et STUMPE 2021) qui pourrait apprendre à prévoir l'écart entre le L_c prévu et le mesuré, afin de corriger les erreurs réalisées par la prévision de la CCA. On notera l'existence de méthodes combinant CCA non-linéaire et LSTM (MALLINAR et ROSSET 2018).

Modèles de bruit

Dans cette étude, nous avons utilisé le modèle classique qui consiste à considérer un bruit gaussien isotrope sur l'antenne. Cependant, la donnée réelle nous a montré que cette supposition peut être éloignée de la réalité. Tout d'abord, nous avons vu que l'hypothèse de normalité n'est pas toujours respectée, en particulier lorsque le bruit est impulsionnel (dauphins, crevettes, ...), et cela peut avoir d'importantes répercussions sur les modèles bayésiens. Les distributions qui s'en approchent le plus sont les distributions de Laplace, ou les plus complexes distributions α -stables (ADZHANI, SANTOSO et al. 2016; SONG, GUO et MA 2019). Il serait alors possible de modifier les algorithmes afin de prendre en compte une distribution différente du bruit, ou de considérer des modèles bayésiens plus flexibles sur la distribution des données (ROSSELL et RUBIO 2018). Ensuite, nous supposons une distribution spatiale isotrope du bruit. Le bruit sous-marin peut cependant avoir une directivité importante, qui dépend notamment du profil de célérité (ZHANG 2014; YEN 1977; FOX 1964). Il serait dans ce cas souhaitable de prendre en compte cette

directivité dans le modèle de DOA, qu'on pourrait informer par le profil de célérité pour en déduire la distribution du bruit. Finalement, le bruit est supposé incohérent, alors que les mesures montrent une cohérence du bruit qui dépend elle aussi du profil de célérité (KUPERMAN et INGENITO 1980 ; YEN 1977). L'exploitation de ces connaissances pourrait améliorer les performances des traitements d'antenne.

Application à d'autres phénomènes

Nous avons vu que l'utilisation de la CCA sur les données sélectionnées nous permet d'en déduire la physique de la propagation dans un cas simple, et d'améliorer les performances en détection dans un cas complexe. Cependant, notre méthode a été testée uniquement sur des fluctuations induites par des ondes internes. Il serait intéressant de tester la CCA sur des données océano-acoustiques d'autres phénomènes océanographiques, comme les fronts ou les tourbillons. Cela demanderait une étude importante de ces phénomènes pour en déduire la meilleure paramétrisation afin d'en sélectionner les variables significatives avant d'appliquer une CCA.

Assimilation océano-acoustique et prévision opérationnelle

Dans des cas où il est impossible d'obtenir des données océano-acoustiques en opération, il pourrait être intéressant d'utiliser des données simulées pour apprendre le modèle de CCA. Cela demanderait de réaliser des simulations d'environnement et propagation acoustique en combinant modèles océanographiques et tirages aléatoires de champs d'ondes internes par méthode de Monte-Carlo. Dans le cas idéal, des ensembles de variables acoustiques et océanographiques pré-simulées créeraient une base de données des possibles états du problème. On pourrait par conséquent les lier en utilisant le point de vue statistique de la CCA, comme présenté précédemment, ou bien en utilisant des méthodes de CCA plus complexes, telle que la BayesianCCA (KLAMI, VIRTANEN et KASKI 2013). Ces méthodes exploiteraient ces banques de données simulées et des mesures éparses d'opportunité afin d'inférer l'acoustique la plus probable, et de définir les erreurs d'estimation. Il serait cependant nécessaire de prendre en compte la précision spatiale et temporelle des simulations environnementales. Il ne semble en effet pas réaliste de combiner des simulations océaniques à très grande échelle avec les très petites échelles d'un modèle d'ondes internes. Il y aurait un travail nécessaire de paramétrisation de l'effet des échelles non simulées.

Fusion de données des sous-antennes

La combinaison de l'information des sous-antennes que nous utilisons est très simple, consistant en une somme incohérente. Cependant, comme nous pouvons observer en figure 4.11, la simple somme des contributions de chaque sous-antenne crée une perte en précision du résultat final à cause de la fluctuation du front d'onde. Il devient donc souhaitable d'appliquer des méthodes de fusion de données plus complexes afin de combiner les résultats des sous-antennes. On peut citer le travail fait dans le cadre de DOA sur des antennes d'hydrophones vectoriels dans LIANG et al. (2020). Ceci nécessiterait une modélisation statistique (LANG et DUNNE 2008) de l'évolution de la courbure des arrivées d'une sous-antenne à l'autre. Cette opération pourrait éventuellement se faire en même temps que la CCA sur I_m et L_c . On pourrait alors avoir une augmentation de la précision des angles d'arrivée, et espérer une augmentation des performances en détection.

Cohérence de la représentation parcimonieuse

Nous avons vu en section 4.2.2 que l'unicité de la solution d'un problème de DOA *via* une représentation parcimonieuse implique une condition sur la résolution du dictionnaire \mathbf{D} . Selon la longueur de l'antenne et la fréquence acoustique étudiée, cette résolution peut être plus ou moins importante. Dans notre cas, nous serions forcés d'avoir une résolution beaucoup plus faible que celle que nous avons utilisé, réduisant donc la précision des résultats. Une possible solution est l'utilisation d'une variante de SoBaP, qui réalise une descente de gradient entre deux entrées du dictionnaire \mathbf{D} (non publié). Cela permettrait d'avoir un dictionnaire avec une faible résolution, respectant la condition d'unicité de la solution, tout en ayant une bonne précision sur l'angle d'arrivée.

Annexes

DÉDUCTION DE L'ÉQUATION PARABOLIQUE

En repartant de l'équation (1.10), on peut l'exprimer en coordonnées cylindriques et supposer une symétrie azimutale :

$$\frac{\partial^2 p}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial p}{\partial r} + \frac{\partial^2 p}{\partial z^2} + \frac{\omega^2}{c^2} p = 0 \quad (\text{A.1})$$

Avec $k_0 = \frac{\omega}{c_0}$ un nombre d'onde de référence arbitraire, tout comme c_0 est une célérité arbitraire. On peut définir $c_0 = c(z_0)$ où z_0 est la profondeur de la source. On définit aussi l'indice de réfraction $n = c_0/c$. Donc on a :

$$\frac{\partial^2 p}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial p}{\partial r} + \frac{\partial^2 p}{\partial z^2} + k_0^2 n^2 p = 0 \quad (\text{A.2})$$

On suppose que la solution en 2D prend la forme d'une onde cylindrique et donc :

$$p(r, z) = \psi(r, z) H_0^{(1)}(k_0 r) \quad (\text{A.3})$$

Où $H_0^{(1)}$ est la fonction de Hankel du premier type. Dans sa forme asymptotique ($k_0 r \gg 1$), on peut écrire :

$$H_0^{(1)}(k_0 r) = \sqrt{\frac{2}{\pi k_0 r}} e^{j(k_0 r - \frac{\pi}{4})} \quad (\text{A.4})$$

Et $\psi(r, z)$ est l'enveloppe, qui varie lentement avec r . En combinant A.3 et A.2, en prenant l'approximation de champ lointain, on arrive à l'équation d'onde elliptique simplifiée :

$$\frac{\partial^2 \psi}{\partial r^2} + 2jk_0 \frac{\partial \psi}{\partial r} + \frac{\partial^2 \psi}{\partial z^2} + k_0^2 (n^2 - 1) \psi = 0 \quad (\text{A.5})$$

Maintenant, nous pouvons faire la dérivation générale de l'équation parabolique. Nous définissons deux opérateurs :

$$P = \frac{\partial}{\partial r} \quad , \quad Q = \sqrt{n^2 + \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2}} \quad (\text{A.6})$$

Donc nous pouvons réécrire l'équation (A.5) avec ces opérateurs :

$$\left[P^2 + 2jk_0P + k_0^2(Q^2 - 1) \right] \psi = 0 \quad (\text{A.7})$$

On peut alors écrire cette équation pour faire apparaître l'onde qui se déplace vers la gauche et celle qui se déplace vers la droite :

$$\left[P + jk_0 - jk_0^2Q \right] \left[P + jk_0 + ik_0^2Q \right] \psi - jk_0[P, Q]\psi = 0 \quad (\text{A.8})$$

Où $[P, Q]\psi = PQ\psi - QP\psi$ est le commutateur. Quand la dépendance en r de n est faible, on peut supposer que $[P, Q]\psi = 0$. Alors, en sélectionnant uniquement l'onde se déplaçant vers la droite, c'est à dire en supposant qu'on n'a pas beaucoup de rétrodiffusion, on a :

$$P\psi = jk_0(Q - 1)\psi \quad (\text{A.9})$$

Désormais, nous devons faire des approximations de la racine de Q pour pouvoir appliquer des différences finies afin de résoudre l'équation.

Tout d'abord, nous pouvons réécrire Q avec :

$$\epsilon = n^2 - 1 \quad , \quad \mu = \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2} \quad (\text{A.10})$$

Dans ce cas, nous pouvons écrire :

$$Q = \sqrt{1 + q} \quad , \quad q = \epsilon + \mu \quad (\text{A.11})$$

Plusieurs approximations existent, la plus simple d'entre elles est celle de Tappert JENSEN et al. 2011 :

$$\sqrt{1 + q} \approx 1 + 0.5q \quad (\text{A.12})$$

L'équation parabolique devient alors :

$$\frac{\partial \psi}{\partial r} = \frac{jk_0}{2} \left(n^2 - 1 + \frac{1}{k_0^2} \frac{\partial^2}{\partial z^2} \right) \psi \quad (\text{A.13})$$

DONNÉES ALMA 2017

Dans le chapitre 3, nous avons choisi de commenter les données des phases ALMA étudiées à 2 kHz par simplicité. Ici, nous présentons donc les données aux autres fréquences qui ont été utilisées dans la CCA, moyennées sur 30 pings.

B.1 Fonctions de cohérence mutuelle

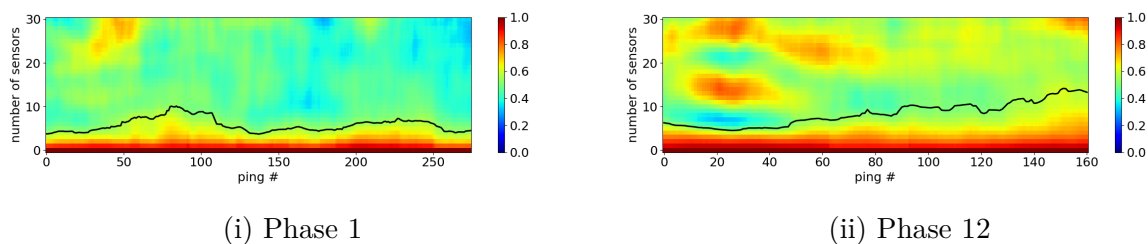


FIGURE B.1 – MCF à 5 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1, et rayon de cohérence L_c en noir.

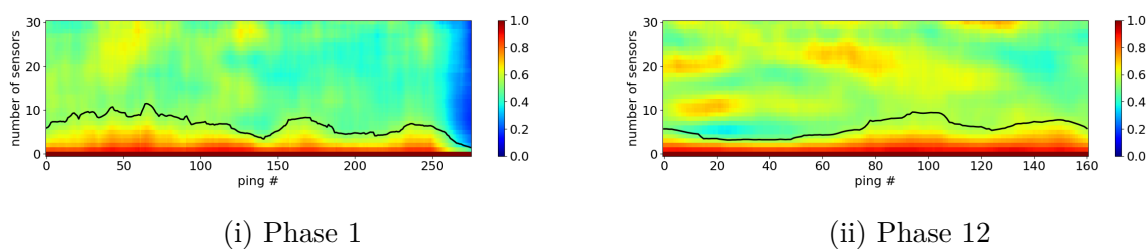


FIGURE B.2 – MCF à 7 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1, et rayon de cohérence L_c en noir.

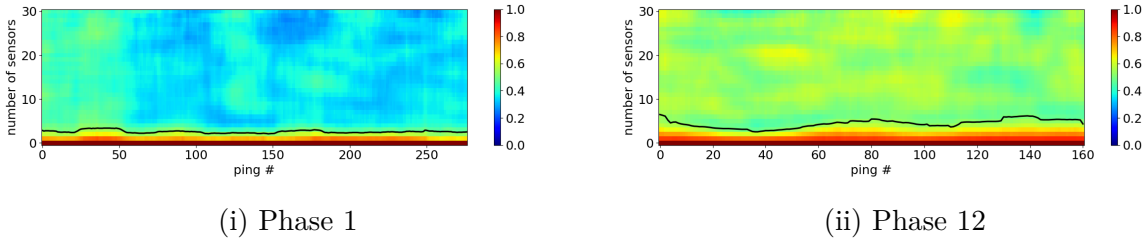


FIGURE B.3 – MCF à 9 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1, et rayon de cohérence L_c en noir.

B.2 Intensité moyenne

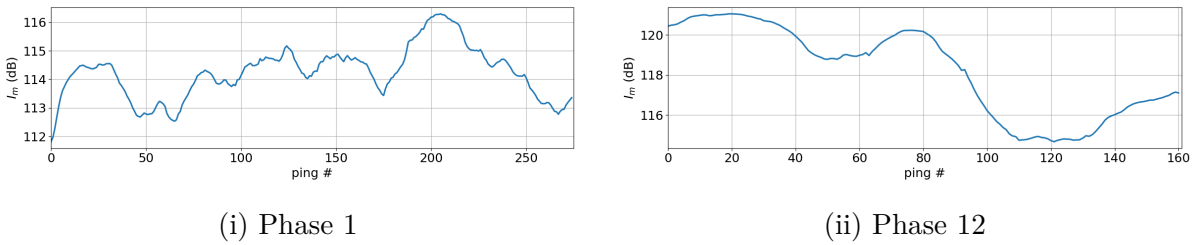


FIGURE B.4 – I_m à 2 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1.

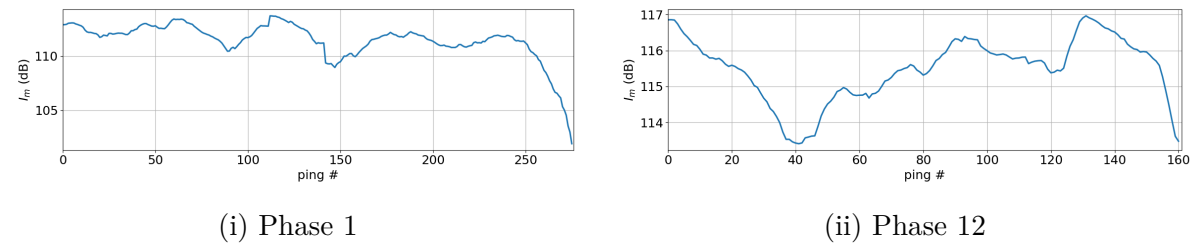
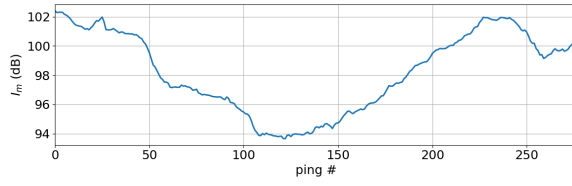
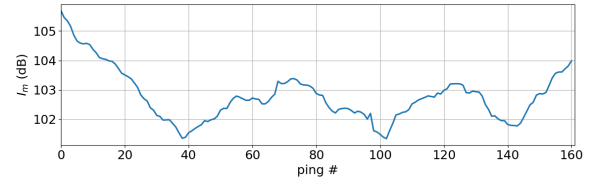


FIGURE B.5 – I_m à 2 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1.



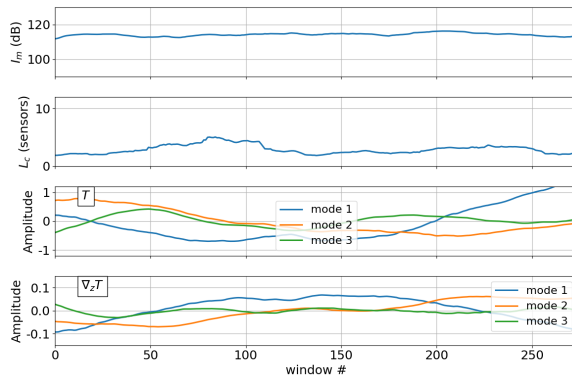
(i) Phase 1



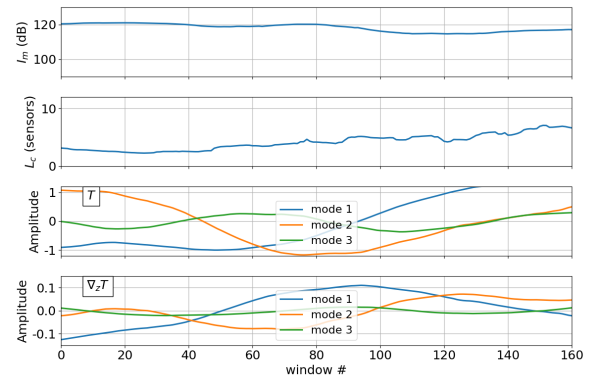
(ii) Phase 12

FIGURE B.6 – I_m à 2 kHz sur l’antenne ALMA en fonction du numéro du ping (un ping toutes les 3 min) pour la source 1.

B.3 Variables de CCA



(i) Phase 1



(ii) Phase 12

FIGURE B.7 – De bas en haut : intensité moyenne (I_m), rayon de cohérence (L_c), modes d’EOF temporels de T , modes d’EOF temporels de ∇T à 5 kHz

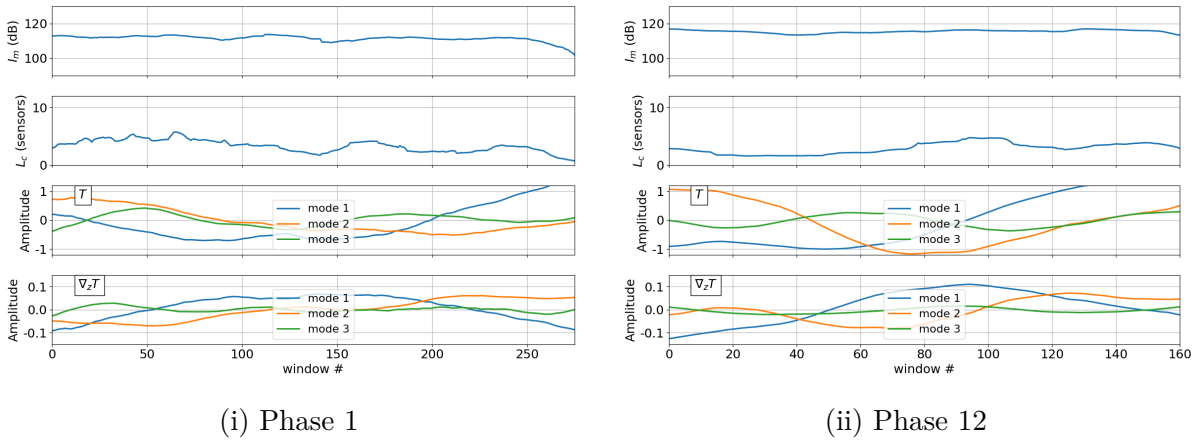


FIGURE B.8 – De bas en haut : intensité moyenne (I_m), rayon de cohérence (L_c), modes d'EOF temporels de T , modes d'EOF temporels de ∇T à 7 kHz

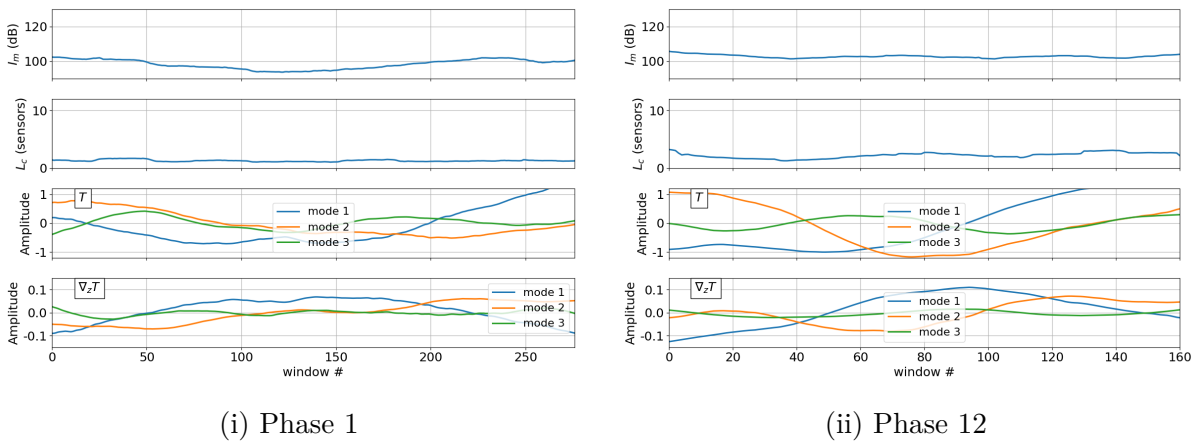


FIGURE B.9 – De bas en haut : intensité moyenne (I_m), rayon de cohérence (L_c), modes d'EOF temporels de T , modes d'EOF temporels de ∇T à 9 kHz

CCA SUR ALMA 2017

Ici nous présentons les résultats de la CCA sur les données ALMA 2017 à $\{5; 7; 9\}$ kHz.

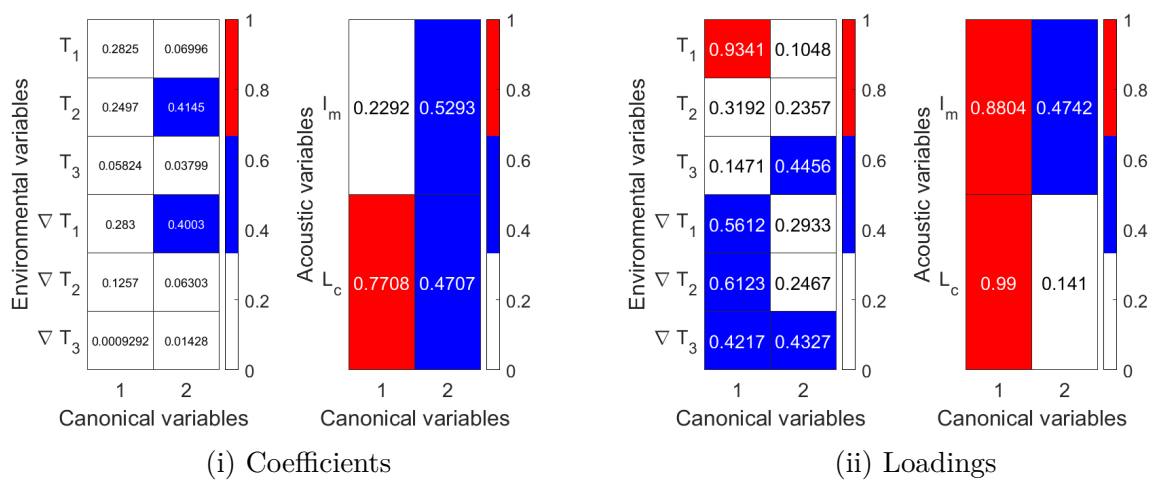


FIGURE C.1 – Coefficients et loadings de la CCA sur les données ALMA à 5 kHz, phase 12.

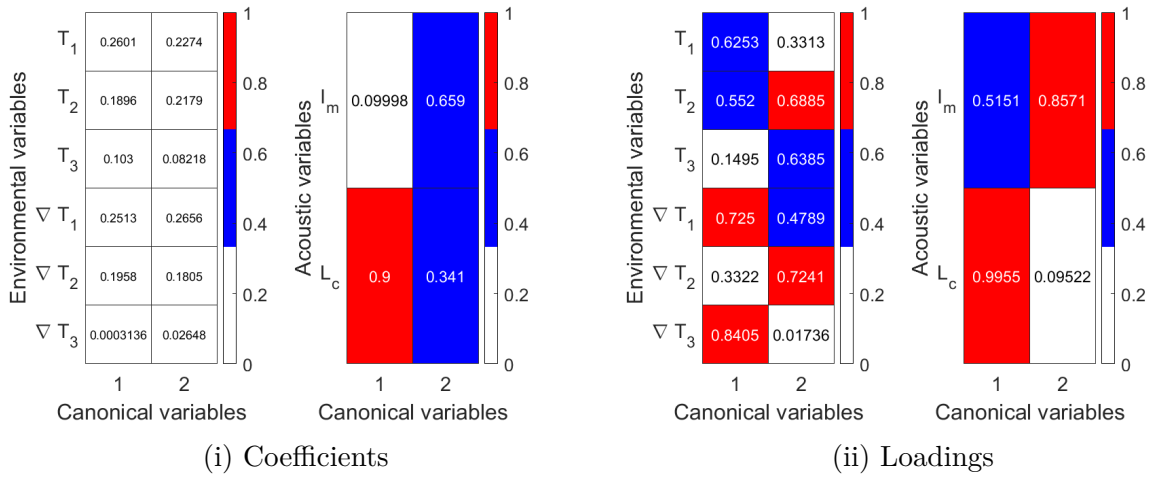


FIGURE C.2 – Coefficients et loadings de la CCA sur les données ALMA à 7 kHz, phase 12.

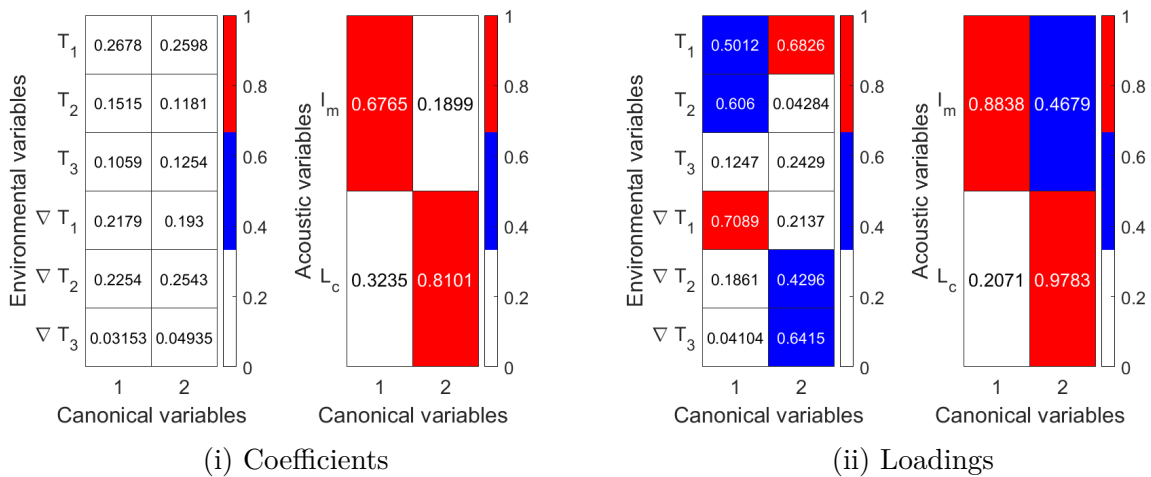


FIGURE C.3 – Coefficients et loadings de la CCA sur les données ALMA à 9 kHz, phase 12.

FORMATION DE VOIES SUR DONNÉES ALMA 2017

Sorties temporelles de formations de voies pour $\{5; 7; 9\}$ kHz, compensées à 0 dB de SNR.

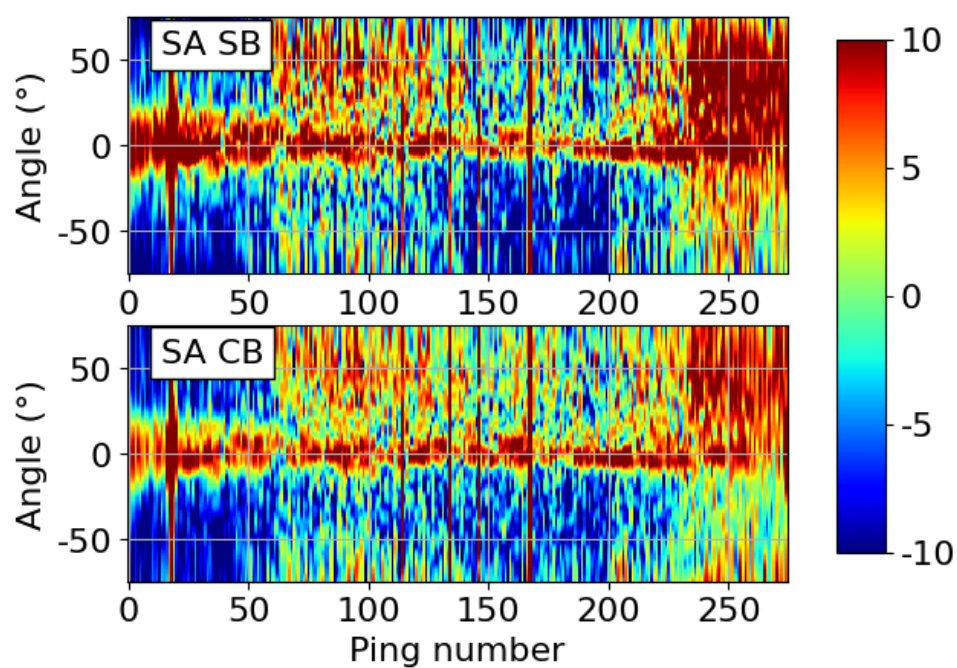


FIGURE D.1 – Angle d'arrivée en fonction du ping, pour SA CB et SA SB à 5 kHz

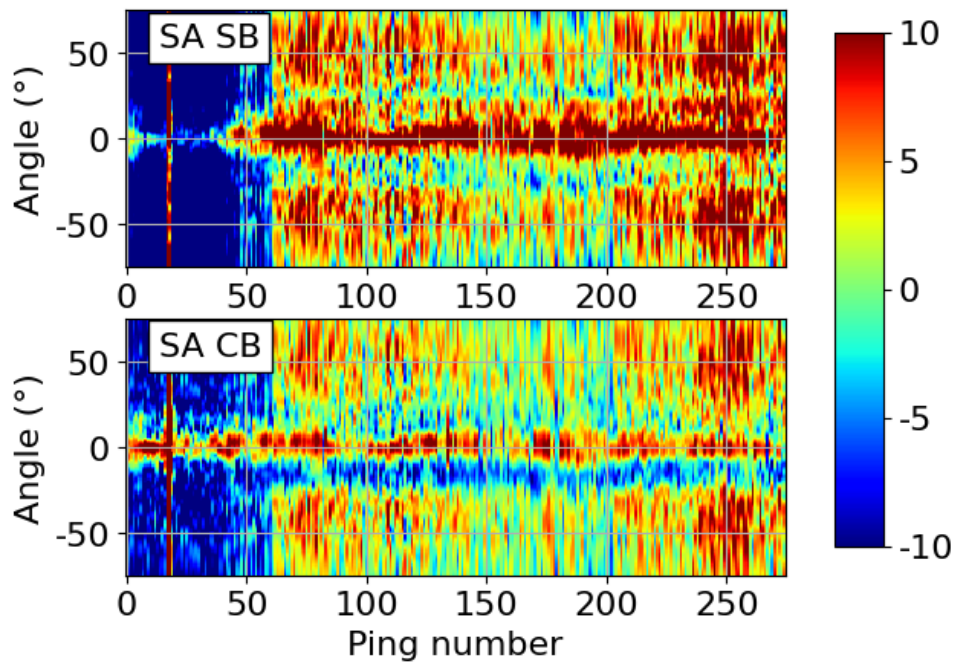


FIGURE D.2 – Angle d'arrivée en fonction du ping, pour SA CB et SA SB à 7 kHz

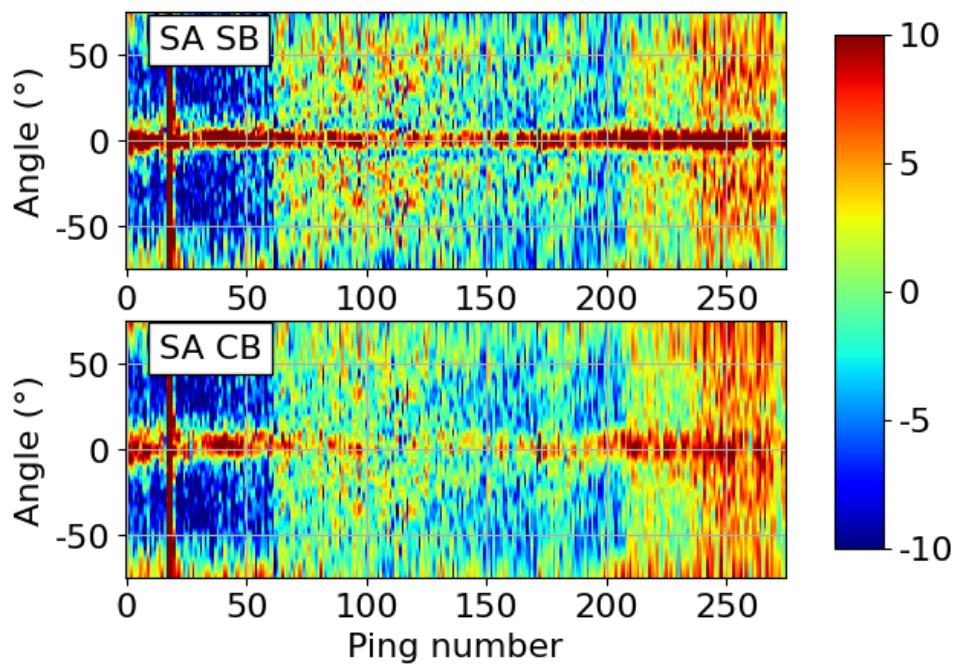


FIGURE D.3 – Angle d'arrivée en fonction du ping, pour SA CB et SA SB à 9 kHz

BIBLIOGRAPHIE

- ADZHANI, Syauqina Idzni, Tri Budi SANTOSO et al. (2016), « Time-frequency analysis of underwater ambient noise of mangrove estuary », in : *2016 International Electronics Symposium (IES)*, IEEE, p. 223-227.
- ANDREW, Rex K et al. (2016), « Low-frequency pulse propagation over 510 km in the Philippine Sea : A comparison of observed and theoretical pulse spreading », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 140.1, p. 216-228.
- APEL, John R et al. (1997), « An overview of the 1995 SWARM shallow-water internal wave acoustic scattering experiment », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 22.3, p. 465-500.
- APEL, John R et al. (2007), « Internal solitons in the ocean and their effect on underwater sound », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 121.2, p. 695-722.
- AUCEJO, Mathieu (2010), « Vibro-acoustique des structures immergées sous écoulement turbulent », thèse de doct., INSA de Lyon.
- BACH, Francis R et Michael I JORDAN (2005), « A probabilistic interpretation of canonical correlation analysis », in.
- BADIEY, Mohsen et al. (2005), « Measurement and modeling of three-dimensional sound intensity variations due to shallow-water internal waves », in : *The journal of the acoustical society of America* 117.2, p. 613-625.
- BADIEY, Mohsen et al. (2007), « Frequency dependence and intensity fluctuations due to shallow water internal waves », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 122.2, p. 747-760.
- BAGGEROER, Arthur B, William A KUPERMAN et Peter N MIKHALEVSKY (1993), « An overview of matched field methods in ocean acoustics », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 18.4, p. 401-424.
- BARNETT, TP et R PREISENDORFER (1987), « Origins and levels of monthly and seasonal forecast skill for United States surface air temperatures determined by canonical correlation analysis », in : *Monthly Weather Review* 115.9, p. 1825-1850.
- BARNSTON, Anthony G et Chester F ROPELEWSKI (1992), « Prediction of ENSO episodes using canonical correlation analysis », in : *Journal of climate* 5.11, p. 1316-1345.

-
- BEAUMONT, Guillaume (2020), « Traitements correctifs des effets de décohérence acoustique induits par les fluctuations du milieu de propagation : algorithmes d'estimation bayésienne des directions d'arrivée en milieu fluctuant », thèse de doct., Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique Bretagne Pays de la Loire.
- BJØRNØ, L (2017), « Underwater acoustic measurements and their applications », in : *Applied Underwater Acoustics*, Elsevier, p. 889-947.
- BRUN, Lenaïg et al. (2023), « Strong hydrodynamic processes observed in the Mediterranean Cassidaigne submarine canyon », in : *Frontiers in Marine Science* 10, p. 1078831.
- BUCKER, Homer P (1976), « Use of calculated sound fields and matched-field detection to locate sound sources in shallow water », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 59.2, p. 368-373.
- BUCKINGHAM, Michael J et Eric M GIDDENS (2006), « On the acoustic field in a Pekeris waveguide with attenuation in the bottom half-space », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 119.1, p. 123-142.
- BUIJSMAN, MC, Y KANARSKA et JC MCWILLIAMS (2010), « On the generation and evolution of nonlinear internal waves in the South China Sea », in : *Journal of Geophysical Research : Oceans* 115.C2.
- CAPON, Jack (1969), « High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis », in : *Proceedings of the IEEE* 57.8, p. 1408-1418.
- CAREY, William M (1998), « The determination of signal coherence length based on signal coherence and gain measurements in deep and shallow water », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 104.2, p. 831-837.
- CAREY, William M et al. (1990), « Deep-ocean vertical noise directionality », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 15.4, p. 324-334.
- CAREY, William M et al. (2002), « Measurement of sound transmission and signal gain in the complex Strait of Korea », in : *IEEE journal of oceanic engineering* 27.4, p. 841-852.
- CASAGRANDE, Gaëlle et al. (2011), « A novel empirical orthogonal function (EOF)-based methodology to study the internal wave effects on acoustic propagation », in : *IEEE journal of oceanic engineering* 36.4, p. 745-759.
- CHEN, Chen-Tung et Frank J MILLERO (1977), « Speed of sound in seawater at high pressures », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 62.5, p. 1129-1135.
- CHIU, Ching-Sang et al. (2004), « Acoustic intensity fluctuations induced by South China Sea internal tides and solitons », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 29.4, p. 1249-1263.

-
- COLLINS, Michael D (1992), « A self-starter for the parabolic equation method », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 92.4, p. 2069-2074.
- (1993), « A split-step Padé solution for the parabolic equation method », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 93.4, p. 1736-1742.
- (1995), « User's Guide for RAM Versions 1.0 and 1.0 p », in : *Naval Research Lab, Washington, DC* 20375, p. 14.
- COLLINS, Michael D et WA KUPERMAN (1991), « Focalization : Environmental focusing and source localization », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 90.3, p. 1410-1422.
- COLLIS, Jon M et al. (2008), « Observed limiting cases of horizontal field coherence and array performance in a time-varying internal wavefield », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 124.3, EL97-EL103.
- COLOSI, John A (2015), « A reformulation of the Λ - Φ diagram for the prediction of ocean acoustic fluctuation regimes », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 137.5, p. 2485-2494.
- (2016), *Sound propagation through the stochastic ocean*, Cambridge University Press.
- COLOSI, John A et Daniel L RUDNICK (2020), « Observations of upper ocean sound-speed structures in the North Pacific and their effects on long-range acoustic propagation at low and mid-frequencies », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 148.4, p. 2040-2060.
- COLOSI, John A et al. (2019), « Observations of phase and intensity fluctuations for low-frequency, long-range transmissions in the Philippine Sea and comparisons to path-integral theory », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 146.1, p. 567-585.
- COX, Henry (1973a), « Line array performance when the signal coherence is spatially dependent », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 54.6, p. 1743-1746.
- (1973b), « Resolving power and sensitivity to mismatch of optimum array processors », in : *The Journal of the acoustical society of America* 54.3, p. 771-785.
- COX, Henry, Robert M ZESKIND et Matthew MYERS (1990), « A subarray approach to matched-field processing », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 87.1, p. 168-178.
- DAI, Jisheng et Hing Cheung SO (2017), « Sparse Bayesian learning approach for outlier-resistant direction-of-arrival estimation », in : *IEEE Transactions on Signal Processing* 66.3, p. 744-756.

-
- DAI, Jisheng et al. (2016), « Root sparse Bayesian learning for off-grid DOA estimation », in : *IEEE Signal Processing Letters* 24.1, p. 46-50.
- DASHEN, Roger, Stanley M FLATTÉ et Stephen A REYNOLDS (1985), « Path-integral treatment of acoustic mutual coherence functions for rays in a sound channel », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 77.5, p. 1716-1722.
- DASHEN, Roger, WH MUNK et Kenneth M WATSON (2010), *Sound transmission through a fluctuating ocean*, Cambridge University Press.
- DEFERRARI, Harry A, James F LYNCH et Arthur NEWHALL (2008), « Temporal coherence of mode arrivals », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 124.3, EL104-EL109.
- DEL BALZO, Donald R, Christopher FEUILLADE et Mary M ROWE (1988), « Effects of water-depth mismatch on matched-field localization in shallow water », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 83.6, p. 2180-2185.
- DEL GROSSO, Vincent A (1974), « New equation for the speed of sound in natural waters (with comparisons to other equations) », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 56.4, p. 1084-1091.
- DOODSON, Arthur Thomas (1928), « VI. The analysis of tidal observations », in : *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character* 227.647-658, p. 223-279.
- DRÉMEAU, Angélique, C. HERZET et L. DAUDET (2012), « Boltzmann machine and mean-field approximation for structured sparse decompositions », in : *IEEE Transactions on Signal Processing* 60.7, p. 3425-3438.
- DRÉMEAU, Angélique et Florent KRZAKALA (2015), « Phase recovery from a bayesian point of view : the variational approach », in : *2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, p. 3661-3665.
- DRÉMEAU, Angélique, Florent LE COURTOIS et Julien BONNEL (2017), « Reconstruction of dispersion curves in the frequency-wavenumber domain using compressed sensing on a random array », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 42.4, p. 914-922.
- DUDA, Timothy F et James C PREISIG (1999), « A modeling study of acoustic propagation through moving shallow-water solitary wave packets », in : *IEEE journal of oceanic engineering* 24.1, p. 16-32.
- DUDA, Timothy F et al. (2004), « Fluctuation of 400-Hz sound intensity in the 2001 ASIAEX South China Sea experiment », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 29.4, p. 1264-1279.

-
- DUDA, Timothy F et al. (2012), « Horizontal coherence of low-frequency fixed-path sound in a continental shelf region with internal-wave activity », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 131.2, p. 1782-1797.
- ELAD, Michael (2010), *Sparse and redundant representations : from theory to applications in signal and image processing*, t. 2, 1, Springer.
- ELDAR, Yonina C et Gitta KUTYNIOK (2012), « Compressed Sensing : Theory and Applications », in.
- ESSWEIN, Robert et Stanley M FLATTE (1980), « Calculation of the strength and diffraction parameters in oceanic sound transmission », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 67.5, p. 1523-1531.
- ESSWEIN, Robert et Stanley M FLATTE (1981), « Calculation of the phase-structure function density from oceanic internal waves », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 70.5, p. 1387-1396.
- EWART, Terry E et Stephen A REYNOLDS (1984), « The mid-ocean acoustic transmission experiment, MATE », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 75.3, p. 785-802.
- FATTACCIOLI, Dominique et Gaultier REAL (2019), « A brief five-year progress report on the DGA ALMA project : scientific program and projects, at-sea campaigns and data collected, system evolutions and improvements », in : *Proceeding of the Underwater Acoustics Conference and Exhibition (UACE)*.
- FEISTEL, Rainer (2003), « A new extended Gibbs thermodynamic potential of seawater », in : *Progress in Oceanography* 58.1, p. 43-114.
- FEVOTTE, Cedric et Simon J GODSILL (2006), « A Bayesian approach for blind separation of sparse sources », in : *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing* 14.6, p. 2174-2188.
- FIENUP, James R (1982), « Phase retrieval algorithms : a comparison », in : *Applied optics* 21.15, p. 2758-2769.
- FINETTE, Steven et al. (2000), « Acoustic field variability induced by time evolving internal wave fields », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 108.3, p. 957-972.
- FISCHER, Matt J (2017), « Investigating Nonlinear Dependence between Climate Fields », in : *Journal of Climate* 30.14, p. 5547-5562.
- FLATTE, Stanley M (1983), « Wave propagation through random media : Contributions from ocean acoustics », in : *Proceedings of the IEEE* 71.11, p. 1267-1294.

-
- FLATTÉ, Stanley M, R LEUNG et SY LEE (1980), « Frequency spectra of acoustic fluctuations caused by oceanic internal waves and other finestructure », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 68.6, p. 1773-1779.
- FOX, George R (1964), « Ambient-Noise Directivity Measurements », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 36.8, p. 1537-1540.
- FRANK, Scott D et al. (2004), « Analysis and modeling of broadband airgun data influenced by nonlinear internal waves », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 116.6, p. 3404-3422.
- (2005), « Experimental evidence of three-dimensional acoustic propagation caused by nonlinear internal waves », in : *The journal of the acoustical society of America* 118.2, p. 723-734.
- FREDRICKS, Andrew et al. (2005), « Analysis of multipath scintillations from long range acoustic transmissions on the New England continental slope and shelf », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 117.3, p. 1038-1057.
- FUKUMIZU, Kenji, Francis R BACH et Arthur GRETTON (2007), « Statistical consistency of kernel canonical correlation analysis. », in : *Journal of Machine Learning Research* 8.2.
- GARRETT, Christopher et WH MUNK (1972), « Space-time scales of internal waves », in : *Geophysical Fluid Dynamics* 3.3, p. 225-264.
- (1975), « Space-time scales of internal waves : A progress report », in : *Journal of Geophysical Research* 80.3, p. 291-297.
- GE, Hongya, Ivars P KIRSTEINS et Xiaoli WANG (2009), « Does canonical correlation analysis provide reliable information on data correlation in array processing? », in : *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, IEEE, p. 2113-2116.
- GEMBA, Kay L et al. (2017), « Multi-frequency sparse Bayesian learning for robust matched field processing », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 141.5, p. 3411-3420.
- GERKEMA, Th et JTF ZIMMERMAN (2008), « An introduction to internal waves », in : *Lecture Notes, Royal NIOZ, Texel* 207, p. 207.
- GERSTOFT, Peter et al. (2016), « Multisnapshot sparse Bayesian learning for DOA », in : *IEEE Signal Processing Letters* 23.10, p. 1469-1473.
- GILL, AE (1984), « On the behavior of internal waves in the wakes of storms », in : *Journal of physical oceanography* 14.7, p. 1129-1151.

-
- GINGRAS, Donald F (1989), « Methods for predicting the sensitivity of matched-field processors to mismatch », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 86.5, p. 1940-1949.
- GODARA, Lal C (1997), « Application of antenna arrays to mobile communications. II. Beam-forming and direction-of-arrival considerations », in : *Proceedings of the IEEE* 85.8, p. 1195-1245.
- GORODETSKAYA, E Yu et al. (1999), « Deep-water acoustic coherence at long ranges : Theoretical prediction and effects on large-array signal processing », in : *IEEE journal of oceanic engineering* 24.2, p. 156-171.
- GORODNITSKY, Irina F et Bhaskar D RAO (1997), « Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS : A re-weighted minimum norm algorithm », in : *IEEE Transactions on signal processing* 45.3, p. 600-616.
- GUO, Mengya et al. (2021), « Robust DOA estimation for burst impulsive noise », in : *Digital Signal Processing* 114, p. 103059.
- HEADRICK, Robert H et al. (2000a), « Acoustic normal mode fluctuation statistics in the 1995 SWARM internal wave scattering experiment », in : *The journal of the acoustical society of America* 107.1, p. 201-220.
- (2000b), « Modeling mode arrivals in the 1995 SWARM experiment acoustic transmissions », in : *The journal of the acoustical society of America* 107.1, p. 221-236.
- HECK, DL (1960), « Charts of some upper percentage points of the distribution of the largest characteristic root », in : *The Annals of Mathematical Statistics* 31.3, p. 625-642.
- HENYEY, Frank S et Terry E EWART (2006), « Validity of the Markov approximation in ocean acoustics », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 119.1, p. 220-231.
- HENYEY, Frank S et Charles MACASKILL (1996), « Sound through the internal wave field », in : *Stochastic Modelling in Physical Oceanography*, Springer, p. 141-184.
- HOTELLING, H. (1936), « Relations Between Two Sets of Variates », in : *Biometrika* 28.3/4, Publisher : JSTOR, p. 321-377.
- JENSEN, Finn B et al. (2011), *Computational ocean acoustics*, t. 2011, Springer.
- JIN, Yuanwei et Benjamin FRIEDLANDER (2004), « Reduced-rank adaptive detection of distributed sources using subarrays », in : *IEEE transactions on signal processing* 53.1, p. 13-25.
- JOLLIFFE, Ian T (2002), « Choosing a Subset of Principal Components or Variables », in : *Principal Component Analysis*, New York, NY : Springer New York, p. 111-

-
- 149, ISBN : 978-0-387-22440-4, DOI : 10.1007/0-387-22440-8_6, URL : https://doi.org/10.1007/0-387-22440-8_6.
- JÖRGES, Christoph, Cordula BERKENBRINK et Britta STUMPE (2021), « Prediction and reconstruction of ocean wave heights based on bathymetric data using LSTM neural networks », in : *Ocean Engineering* 232, p. 109046.
- KATSNELSON, Boris G, Mohsen BADIOY et J LYNCH (2007), « Horizontal refraction of sound in a shallow water and its experimental observations », in : *Acoustical Physics* 53, p. 313-325.
- KATSNELSON, Boris G, Valery GRIGOREV et James F LYNCH (2008), « Intensity fluctuations of midfrequency sound signals passing through moving nonlinear internal waves », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 124.3, EL78-EL84.
- KATSNELSON, Boris G et SA PERESELKOV (2000), « Low-frequency horizontal acoustic refraction caused by internal wave solitons in a shallow sea », in : *Acoustical physics* 46, p. 684-691.
- KENNEDY, Robert M et Thomas K SZLYK (1989), « A multipath calculation of surface-generated underwater acoustic ambient vertical directivity », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 86.5, p. 1920-1927.
- KEXIN, Li et Mandar CHITRE (s. d.), « Physics-aided Data-driven Modal Ocean Acoustic Propagation Modeling », in : ().
- KILFOYLE, Daniel B et Arthur B BAGGEROER (2000), « The state of the art in underwater acoustic telemetry », in : *IEEE Journal of oceanic engineering* 25.1, p. 4-27.
- KIM, Haley, Alexander M HAIMOVICH et Yonina C ELDAR (2014), « Non-coherent direction of arrival estimation from magnitude-only measurements », in : *IEEE Signal Processing Letters* 22.7, p. 925-929.
- KIM, Tae-Kyun, Shu-Fai WONG et Roberto CIPOLLA (2007), « Tensor canonical correlation analysis for action classification », in : *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, p. 1-8.
- KINDA, G Bazile, Florent LE COURTOIS et Yann STÉPHAN (2017), « Ambient noise dynamics in a heavy shipping area », in : *Marine pollution bulletin* 124.1, p. 535-546.
- KLAMI, Arto et Samuel KASKI (2008), « Probabilistic approach to detecting dependencies between data sets », in : *Neurocomputing* 72.1-3, p. 39-46.
- KLAMI, Arto, Seppo VIRTANEN et Samuel KASKI (2013), « Bayesian Canonical correlation analysis. », in : *Journal of Machine Learning Research* 14.4.

-
- KUBICEK, Bernice, Ananya SEN GUPTA et Ivars KIRSTEINS (2022), « Canonical correlation analysis as a feature extraction method to classify active sonar targets with shallow neural networks », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 152.5, p. 2893-2904.
- KUPERMAN, William A et Frank INGENITO (1980), « Spatial correlation of surface generated noise in a stratified ocean », in : *The journal of the acoustical society of America* 67.6, p. 1988-1996.
- L'HER, Alexandre et al. (2022a), « Canonical correlation analysis as a statistical method to relate underwater acoustic propagation and ocean fluctuations », in : *JASA Express Letters* 2.10.
- (2022b), « Étude de l'influence des petites échelles océaniques sur la propagation acoustique : application à la campagne ALMA 2017 », in : *16ème Congrès Français d'Acoustique, CFA2022*.
- (2022c), « Étude de l'influence des petites échelles océaniques sur la propagation acoustique : application à la campagne ALMA 2017 », in : *Workshop SERENADE 2022*.
- (2022d), « Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes océanographiques au traitement du signal », in : *Journée CORMORANT 2022*.
- (2023a), « Evaluation of the coupling between environmental fluctuations and acoustic propagation using canonical correlation analysis », in : *UACE2023 - Underwater Acoustics Conference & Exhibition*.
- (2023b), « Improve sonar array performances with environment-informed sub-array processing », in : *UACE2023 - Underwater Acoustics Conference & Exhibition*.
- (2023c), « Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes océanographiques au traitement du signal », in : *Journée CORMORANT 2023*.
- (2023d), « Towards Improved Sonar Performance Using Environment-Informed Sparse Sub-Array Processing », in : *ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, p. 1-5.
- (to be submitted), « Environment-informed sub-array processing », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering*.
- LAMPITT, RS et al. (2010), « In situ sustained Eulerian observatories », in : *Proceedings of OceanObs' 09 : Sustained Ocean Observations and Information for Society* 1, p. 395-404.

-
- LANG, Thomas et Darcy DUNNE (2008), « Application of particle filters in a hierarchical data fusion system », in : *2008 11th International Conference on Information Fusion*, IEEE, p. 1-7.
- LE CADRE, J-P et Patrice RAVAZZOLA (1990), « Model reduction and wideband analysis (underwater acoustic application) », in : *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, IEEE, p. 2427-2430.
- LE COURTOIS, Florent et al. (2016), « Genetic optimisation of a plane array geometry for beamforming. Application to source localisation in a high speed train », in : *Journal of Sound and Vibration* 371, p. 78-93.
- LE GALL, Yann et al. (2016), « Bayesian source localization with uncertain Green's function in an uncertain shallow water ocean », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 139.3, p. 993-1004.
- LEBLANC, Lester R et Foster H MIDDLETON (1980), « An underwater acoustic sound velocity data model », in : *The journal of the acoustical society of America* 67.6, p. 2055-2062.
- LEE, Ding et Suzanne T MCDANIEL (1983), « A finite-difference treatment of interface conditions for the parabolic wave equation : The irregular interface », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 73.5, p. 1441-1447.
- LEFEBVRE, Jacques (1976), *Introduction aux analyses statistiques multidimensionnelles*. Elsevier Mason SAS.
- LEFORT, R. et al. (2017), « Sub-antenna processing for coherence loss in underwater direction-of-arrival estimation », in : *Journal of the Acoustical Society of America* 142.4, p. 2143-2154, DOI : 10.1121/1.5007727.
- LEPAGE, Kevin D (2006), « Estimation of acoustic propagation uncertainty through polynomial chaos expansions », in : *2006 9th International Conference on Information Fusion*, IEEE, p. 1-5.
- LERMUSIAUX, Pierre FJ et al. (2020), « Multi-resolution probabilistic ocean physics-acoustics modeling : Validation in the New Jersey continental shelf », in : *Global Oceans 2020 : Singapore-US Gulf Coast*, IEEE, p. 1-9.
- LEVINE, MD et al. (1983), « Internal waves in JASIN », in : *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences* 308.1503, p. 389-405.
- LEVINE, Murray D (2002), « A modification of the Garrett-Munk internal wave spectrum », in : *Journal of physical oceanography* 32.11, p. 3166-3181.

-
- LEWICKI, Michael S et Terrence J SEJNOWSKI (2000), « Learning overcomplete representations », in : *Neural computation* 12.2, p. 337-365.
- LI, Jian, Petre STOICA et Zhisong WANG (2003), « On robust Capon beamforming and diagonal loading », in : *IEEE transactions on signal processing* 51.7, p. 1702-1715.
- LIANG, Yan et al. (2020), « A DOA Estimation algorithm for the vertical line array of vector hydrophone based on data fusion method », in : *2020 IEEE 3rd International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP)*, IEEE, p. 108-112.
- LIM, Jun-Seok et Wooyoung HONG (2013), « An adaptive time delay estimation method based on canonical correlation analysis », in : *The Journal of the Acoustical Society of Korea* 32.6, p. 548-555.
- LIU, Tianming, Dinggang SHEN et Christos DAVATZIKOS (2004), « Predictive modeling of anatomic structures using canonical correlation analysis », in : *2004 2nd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : Nano to Macro (IEEE Cat No. 04EX821)*, IEEE, p. 1279-1282.
- LUO, Chengming et al. (2023), « Underwater data-driven positioning estimation using local spatiotemporal nonlinear correlation », in : *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica* 10.8, p. 1775-1777.
- LUO, J et al. (2008), « Observation of sound focusing and defocusing due to propagating nonlinear internal waves », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 124.3, EL66-EL72.
- LYNCH, James F et al. (1996), « Acoustic travel-time perturbations due to shallow-water internal waves and internal tides in the Barents Sea Polar Front : Theory and experiment », in : *The journal of the acoustical society of America* 99.2, p. 803-821.
- LYNCH, James F et al. (2004), « Research highlights from the Asian seas international acoustics experiment in the South China Sea », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 29.4, p. 1067-1074.
- MACASKILL, C et Terry E EWART (1984), « The probability distribution of intensity for acoustic propagation in a randomly varying ocean », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 76.5, p. 1466-1473.
- (1996), « Numerical solution of the fourth moment equation for acoustic intensity correlations and comparison with the mid-ocean acoustic transmission experiment », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 99.3, p. 1419-1429.

-
- MALLIK, Wrik, Rajeev K JAIMAN et Jasmin JELOVICA (2022), « Predicting transmission loss in underwater acoustics using convolutional recurrent autoencoder network », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 152.3, p. 1627-1638.
- MALLINAR, Neil et Corbin ROSSET (2018), « Deep canonically correlated LSTMs », in : *arXiv preprint arXiv :1801.05407*.
- MEDWIN, Herman, Clarence S CLAY et Timothy K STANTON (1999), *Fundamentals of acoustical oceanography*.
- MOLNAR, Christoph (2020), *Interpretable machine learning*, Lulu. com.
- MORSE, Philip McCord et K Uno INGARD (1986), *Theoretical acoustics*, Princeton university press.
- MUNK, WH et F ZACHARIASEN (1976), « Sound propagation through a fluctuating stratified ocean : Theory and observation », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 59.4, p. 818-838.
- NANNURU, Santosh, Peter GERSTOFT et Kay L GEMBA (2017), « Sparse Bayesian learning with uncertain sensing matrix », in : *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, p. 3964-3968.
- NOEL, Claire, Christophe VIALA et Yann STEPHAN (1999), « A study of hybrid and chaotic long-range propagation in a double sound channel environment », in : *IEEE Journal of oceanic engineering* 24.4, p. 447-457.
- NOLTE, Loren W et Jeffrey A SHOREY (1996), « A posteriori probability source localization in an uncertain shallow water environment (Hudson Canyon) », in : *1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Conference Proceedings*, t. 2, IEEE, p. 1197-1200.
- NORTH, Gerald R et al. (1982), « Sampling errors in the estimation of empirical orthogonal functions », in : *Monthly weather review* 110.7, p. 699-706.
- OLIVEIRA, Tiago CA, Ying-Tsong LIN et Michael B PORTER (2021), « Underwater sound propagation modeling in a complex shallow water environment », in : *Frontiers in Marine Science* 8, p. 751327.
- OLSHAUSEN, Bruno A et David J FIELD (1997), « Sparse coding with an overcomplete basis set : A strategy employed by V1 ? », in : *Vision research* 37.23, p. 3311-3325.
- ORR, Marshall H et al. (2004), « South China Sea internal tide/internal waves-Impact on the temporal variability of horizontal array gain at 276 Hz », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 29.4, p. 1292-1307.

-
- OSTASHEV, VE et DK WILSON (2017), « Strength and wave parameters for sound propagation in random media », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 141.3, p. 2079-2092.
- PATI, Yagyensh Chandra, Ramin REZAIIFAR et Perinkulam Sambamurthy KRISHNAPRASAD (1993), « Orthogonal matching pursuit : Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition », in : *Proceedings of 27th Asilomar conference on signals, systems and computers*, IEEE, p. 40-44.
- PAULRAJ, Arogyaswami et Thomas KAILATH (1988), « Direction of arrival estimation by eigenstructure methods with imperfect spatial coherence of wave fronts », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 83.3, p. 1034-1040.
- PETRUNCIO, Emil T, Leslie K ROSENFELD et Jeffrey D PADUAN (1998), « Observations of the internal tide in Monterey Canyon », in : *Journal of Physical Oceanography* 28.10, p. 1873-1903.
- PEZESHKI, Ali, Mahmood R AZIMI-SADJADI et Louis L SCHARF (2007), « Undersea target classification using canonical correlation analysis », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 32.4, p. 948-955.
- PORTER, Michael B (1992), « The KRAKEN normal mode program (draft) », in : *Naval Research Laboratory, Washington DC*.
- (2011), « The bellhop manual and user's guide : Preliminary draft », in : *Heat, Light, and Sound Research, Inc., La Jolla, CA, USA, Tech. Rep* 260.
- RAI, Piyush et Hal DAUME (2009), « Multi-label prediction via sparse infinite CCA », in : *Advances in Neural Information Processing Systems* 22.
- REAL, Gaultier (2015), « An ultrasonic testbench for reproducing the degradation of sonar performance in a fluctuating ocean », thèse de doct., LMA CNRS UPR 7051.
- (2017), *Déroulement de la campagne de mesure ALMA 2017*, rapp. tech., DGA Techniques navales.
- REAL, Gaultier et Dominique FATTACCIOLI (2018), « Acoustic Laboratory for Marine Applications : Overview of the ALMA system and data analysis », in : *OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston*, p. 1-7.
- REAL, Gaultier et al. (2017), « An ultrasonic testbench for emulating the degradation of sonar performance in fluctuating media », in : *Acta Acustica united with Acustica* 103.1, p. 6-16.

-
- REAL, Gaultier et al. (2021), « NARVAL2019 : Ocean Acoustic Measurements in the Barents Sea Polar Front », in : *Proceedings of Meetings on Acoustics*, t. 44, 1, AIP Publishing.
- RINGELSTEIN, Joerg, Alex B GERSHMAN et JF BOHME (2000), « Direction finding in random inhomogeneous media in the presence of multiplicative noise », in : *IEEE Signal Processing Letters* 7.10, p. 269-272.
- ROBINSON, E Richard et David H WOOD (1988), « Generating direct starting fields for parabolic equations », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 84.5, p. 1794-1801.
- RODRIGUEZ, OC et al. (2000), « Dynamics of Acoustic Propagation Through a Soliton Wave Packet : Observations from the INTIMATE'96 Experiment », in : *Experimental Acoustic Inversion Methods for Exploration of the Shallow Water Environment*, p. 1-18.
- ROSSELL, David et Francisco J RUBIO (2018), « Tractable bayesian variable selection : beyond normality », in : *Journal of the American Statistical Association* 113.524, p. 1742-1758.
- ROUSEFF, Daniel et al. (2002), « Coherence of acoustic modes propagating through shallow water internal waves », in : *The journal of the acoustical society of America* 111.4, p. 1655-1666.
- ROY, Samarendra Nath (1953), « On a heuristic method of test construction and its use in multivariate analysis », in : *The Annals of Mathematical Statistics* 24.2, p. 220-238.
- SCHNITER, Philip et Sundeep RANGAN (2014), « Compressive phase retrieval via generalized approximate message passing », in : *IEEE Transactions on Signal Processing* 63.4, p. 1043-1055.
- SHAO, Xuan et Chao SUN (2016), « Coherent subarray detection method in the presence of spatial correlation attenuation », in : *2016 IEEE/OES China Ocean Acoustics (COA)*, IEEE, p. 1-5.
- SHORT, John R (2005), « High-frequency ambient noise and its impact on underwater tracking ranges », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 30.2, p. 267-274.
- SMIRNOV, Alex Vladimirovich et Alexander Igorevich MALEKHANOV (2021), « Comparative study of large-array processors of the coherence-reduced acoustic signals in random underwater channels », in : *Proceedings of Meetings on Acoustics UACE*, t. 44, 1, Acoustical Society of America, p. 055004.

-
- SOARES, Cristiano, Martin SIDERIUS et Sérgio M JESUS (2002), « Source localization in a time-varying ocean waveguide », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 112.5, p. 1879-1889.
- SONG, Guoli, Xinyi GUO et Li MA (2019), « The Alpha stable distribution in ocean ambient noise modelling », in : *MATEC Web of Conferences*, t. 283, EDP Sciences, p. 08002.
- SPERRY, Brian J et al. (2003), « Characteristics of acoustic propagation to the eastern vertical line array receiver during the summer 1996 New England shelfbreak PRIMER experiment », in : *IEEE journal of oceanic engineering* 28.4, p. 729-749.
- STÉPHAN, Y et al. (2000), « Acoustical effects of internal tides on shallow water propagation : an overview of the INTIMATE96 experiment », in : *Experimental Acoustic Inversion Methods for exploration of the shallow water environment*, p. 19-38.
- STORTO, Andrea et al. (2020), « Assessing the impact of different ocean analysis schemes on oceanic and underwater acoustic predictions », in : *Journal of Geophysical Research : Oceans* 125.7, e2019JC015636.
- STORTO, Andrea et al. (2021), « A neural network-based observation operator for coupled ocean-acoustic variational data assimilation », in : *Monthly Weather Review* 149.6, p. 1967-1985.
- TANG, Dajun et al. (2007), « Shallow Water'06 : A joint acoustic propagation/nonlinear internal wave physics experiment », in : *Oceanography* 20.4, p. 156-167.
- TANG, Dajun et al. (2008a), « Mid-frequency acoustic propagation in shallow water on the New Jersey shelf : Mean intensity », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 124.3, EL85-EL90.
- (2008b), « Mid-frequency acoustic propagation in shallow water on the New Jersey shelf. II. Intensity fluctuation », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 124.3, EL91-EL96.
- TAPPERT, FD et RH HARDIN (1974), « Computer simulation of long-range ocean acoustic propagation using the parabolic equation method », in : *Proc. 8th Intern. Cong. on Acoustics* 2, p. 452.
- TATARSKII, Valerian Ilitch (1971), *The effects of the turbulent atmosphere on wave propagation*.
- TATHAM, Ronald L et Ronald J DORNOFF (1973), « The significance and interpretation of canonical analysis », in : *Decision sciences* 4.3, p. 343-349.

-
- TEKE, Oguzhan, Ali Cafer GURBUZ et Orhan ARIKAN (2013), « Perturbed orthogonal matching pursuit », in : *IEEE Transactions on Signal Processing* 61.24, p. 6220-6231.
- THOMPSON, Bruce (1988), « Canonical correlation analysis : An explanation with comments on correct practice. », in.
- THOMPSON, Bryan et al. (2006), « A multichannel canonical correlation analysis feature extraction with application to buried underwater target classification », in : *The 2006 IEEE International Joint Conference on Neural Network Proceedings*, IEEE, p. 4413-4420.
- TIBSHIRANI, Robert (1996), « Regression shrinkage and selection via the lasso », in : *Journal of the Royal Statistical Society Series B : Statistical Methodology* 58.1, p. 267-288.
- TIPPING, Michael E (2001), « Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine », in : *Journal of machine learning research* 1.Jun, p. 211-244.
- TIPPING, Michael E et Christopher M BISHOP (1999), « Probabilistic principal component analysis », in : *Journal of the Royal Statistical Society Series B : Statistical Methodology* 61.3, p. 611-622.
- WAN, Lin et al. (2009), « Spatial coherence measurements from two L-shape arrays in shallow water », in : *Acoustical Physics* 55, p. 383-392.
- WAN, Zhengyu et Wei LIU (2020), « A fast group sparsity based phase retrieval algorithm for non-coherent DOA estimation », in : *2020 54th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*, IEEE, p. 220-224.
- WANG, Weiran et al. (2015), « Unsupervised learning of acoustic features via deep canonical correlation analysis », in : *2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, p. 4590-4594.
- WARN-VARNAS, Alex C et al. (2007), « Winter PRIMER ocean-acoustic solitary wave modeling studies », in : *IEEE Journal of Oceanic Engineering* 32.2, p. 436-452.
- WILKS, Daniel S (2008), « Improved statistical seasonal forecasts using extended training data », in : *International Journal of Climatology : A Journal of the Royal Meteorological Society* 28.12, p. 1589-1598.
- WILKS, SS (1935), « On the independence of k sets of normally distributed statistical variables », in : *Econometrica, Journal of the Econometric Society*, p. 309-326.
- WILSON, DK et VE OSTASHEV (2001), « Statistical moments of the sound field propagating in a random, refractive medium near an impedance boundary », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 109.5, p. 1909-1922.

-
- WINKLER, Anderson M et al. (2020), « Permutation inference for canonical correlation analysis », in : *Neuroimage* 220, p. 117065.
- WITTEN, Daniela M et Robert J TIBSHIRANI (2009), « Extensions of sparse canonical correlation analysis with applications to genomic data », in : *Statistical applications in genetics and molecular biology* 8.1.
- WORCESTER, Peter F et Robert C SPINDEL (2005), « North Pacific acoustic laboratory », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 117.3, p. 1499-1510.
- WORCESTER, Peter F et al. (2013), « The North Pacific Acoustic Laboratory deep-water acoustic propagation experiments in the Philippine Sea », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 134.4, p. 3359-3375.
- WRIGHT, John M et Angela COLLING (2013), *Seawater : Its Composition, Properties and Behaviour : Prepared by an Open University Course Team*, Elsevier.
- XENAKI, Angeliki, Peter GERSTOFT et Klaus MOSEGAARD (2014), « Compressive beam-forming », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 136.1, p. 260-271.
- XIAO-FENG, Li et al. (2000), « Significance test for empirical orthogonal function (EOF) analysis of meteorological and oceanic data », in : *Chinese Journal of Oceanology and Limnology* 18, p. 10-17.
- YANG, TC et Kwang YOO (1999), « Internal wave spectrum in shallow water : Measurement and comparison with the Garrett-Munk model », in : *IEEE journal of oceanic engineering* 24.3, p. 333-345.
- YARDIMCI, Yasemin, A Enis CETIN et James A CADZOW (1998), « Robust direction-of-arrival estimation in non-Gaussian noise », in : *IEEE Transactions on Signal Processing* 46.5, p. 1443-1451.
- YEN, Nai-chyuan (1977), « Ambient-sea-noise directionality : Measurement and processing », in : *The Journal of the Acoustical Society of America* 62.5, p. 1176-1188.
- YOUSEF, Waleed A, Robert F WAGNER et Murray H LOEW (2005), « Estimating the uncertainty in the estimated mean area under the ROC curve of a classifier », in : *Pattern Recognition Letters* 26.16, p. 2600-2610.
- ZHANG, Lingwen et al. (2019), « A novel direction-of-arrival estimation via phase retrieval with unknown sensor gain-and-phase errors », in : *Sensors* 19.12, p. 2701.
- ZHANG, Xuebo et al. (2020), « Parameter estimation of underwater impulsive noise with the Class B model », in : *IET Radar, Sonar & Navigation* 14.7, p. 1055-1060.
- ZHANG, Zhi Yong (2014), « Directionality and coherence of underwater noise and their impact on sonar array performance », in : *INTER-NOISE and NOISE-CON Congress*

and Conference Proceedings, t. 249, 2, Institute of Noise Control Engineering, p. 5022-5031.

ZHAO, Yihao et al. (2021), « Prediction method of underwater acoustic transmission loss based on deep belief net neural network », in : *Applied Sciences* 11.11, p. 4896.

ZHOU, Mingzhang et al. (2021), « On generative-adversarial-network-based underwater acoustic noise modeling », in : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 70.9, p. 9555-9559.

ZHOU, Ji-xun, Xue-zhen ZHANG et Peter H ROGERS (1991), « Resonant interaction of sound wave with internal solitons in the coastal zone », in : *The journal of the acoustical society of America* 90.4, p. 2042-2054.

ZHU, Hao, Geert LEUS et Georgios B GIANNAKIS (2011), « Sparsity-cognizant total least-squares for perturbed compressive sampling », in : *IEEE Transactions on Signal Processing* 59.5, p. 2002-2016.



Titre : Propagation acoustique en milieu fluctuant : des phénomènes océanographiques au traitement du signal

Mot clés : propagation acoustique sous-marine, fluctuations océaniques, ondes internes, analyse des corrélations canoniques, estimation de directions d'arrivée

Résumé : Les fluctuations océaniques affectent la propagation acoustique et réduisent les performances des antennes SONARs. Les ondes internes, notamment, peuvent entraîner une perte de cohérence des signaux incidents et ainsi réduire l'efficacité des traitements classiques. Une connaissance précise de l'environnement est nécessaire afin de prévoir les dégradations qu'il engendre. Cependant il est impossible de connaître l'état exact de l'océan, surtout dans un contexte opérationnel d'un navire en mer. Il devient nécessaire d'utiliser des méthodes statistiques afin d'étudier océan et propagation acoustique et modéliser leur lien.

Une méthode statistique, l'analyse des corrélations canoniques (CCA), est utilisée pour trouver des relations linéaires entre des ensembles de variables statistiques. Dans ces travaux, nous proposons de l'envisager pour lier les variables acoustiques d'intérêt et des mesures océanographiques. Dans certains cas expérimentaux, la méthode permet, seule, d'explicitier simplement la physique sous-jacente. Dans d'autres, plus com-

plexes, notamment de réception sur une antenne à haute fréquence, elle permet de définir un modèle linéaire entre variables environnementales et acoustiques, pouvant être intégré comme *a-priori* dans un traitement d'antenne.

En particulier, nous proposons de recourir à un traitement par sous-antennes paramétré par la longueur de cohérence acoustique. Cette approche permet de supposer un champ cohérent sur chaque sous-antenne, et donc d'utiliser des traitements plus classiques. Dans ce travail, le rayon de cohérence est ainsi déduit de mesures environnementales à partir du modèle appris par CCA. Pour compenser la perte de résolution angulaire inhérente aux sous-antennes, nous introduisons l'utilisation d'un algorithme bayésien exploitant une régularisation en norme ℓ_0 .

Nous montrons sur des données expérimentales de la campagne ALMA 2017 que le traitement proposé améliore les performances de détection lorsque la cohérence du signal est faible.

Title: Acoustic propagation in fluctuating media: from oceanographic phenomena to signal processing

Keywords: underwater acoustic propagation, ocean fluctuation, internal waves, canonical correlation analysis, DOA estimation

Abstract:

Ocean fluctuations affect acoustic propagation and reduce the performance of SONAR arrays. In particular, internal waves can lead to a loss of coherence in incident signals, reducing the efficiency of classical processing. Precise knowledge of the environment is necessary to predict the degradation it causes. However, it is impossible to know the exact state of the ocean, especially in the operational context of a boat at sea. It is therefore necessary to use statistical methods to study the ocean and acoustic propagation, and model their relationship.

A statistical method, canonical correlation analysis (CCA), is used to find linear relationships between sets of statistical variables. In this work, we propose to use it to link acoustic variables of interest with oceanographic measurements. In some experimental cases, the method alone can simply explain the underlying physics. In other, more

complex cases, such as reception on a high-frequency antenna, it enables us to define a linear model between environmental and acoustic variables, which can be integrated as an a-priori in an array processing.

More specifically, we propose to use sub-array processing parameterized by the acoustic coherence length. This approach makes it possible to assume a coherent field on each sub-array, and thus to use more conventional processing. In this work, the coherence radius is thus deduced from environmental measurements using the model learned by CCA. To compensate for the loss of angular resolution inherent in sub-arrays, we introduce the use of a Bayesian algorithm exploiting ℓ_0 norm regularization.

We show on experimental data from the ALMA 2017 campaign that the proposed processing improves detection when signal coherence is low.