



**HAL**  
open science

# Détection et suivi de navires par des observations sismologiques et hydroacoustiques de fond de mer

Alistar Trabattoni

► **To cite this version:**

Alistar Trabattoni. Détection et suivi de navires par des observations sismologiques et hydroacoustiques de fond de mer. Géophysique [physics.geo-ph]. Université Paris Cité, 2021. Français. NNT : 2021UNIP7256 . tel-03888085v2

**HAL Id: tel-03888085**

**<https://hal.science/tel-03888085v2>**

Submitted on 13 Mar 2023

**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.

UNIVERSITÉ DE PARIS



Thèse préparée  
à l'INSTITUT DE PHYSIQUE DU GLOBE DE PARIS  
École doctorale STEP'UP – ED N°560  
IPGP – Équipe de Sismologie

# Détection et suivi de navires par des observations sismologiques et hydroacoustiques de fond de mer

par

**Alister Trabattoni**

Présentée et soutenue publiquement le  
7 janvier 2021

Thèse de doctorat de Sciences de la Terre et de l'environnement

dirigée par Guilhem Barruol  
& Abdel Boudraa

Devant un jury composé de :

|  |              |
|--|--------------|
| <b>Karin Sigloch</b><br>Professeur (Université d'Oxford - UK)                    | Rapporteur   |
| <b>Philippe Roux</b><br>Directeur de recherche (Université de Grenoble Alpes)    | Rapporteur   |
| <b>Julie Perrot</b><br>Maitre de conférence (Université de Bretagne Occidentale) | Membre       |
| <b>Anthony Sladen</b><br>Chargé de recherche (Université Côte d'Azur)            | Membre       |
| <b>Gaetano Festa</b><br>Professeur associé (Université de Naples – Italie)       | Membre       |
| <b>Éléonore Stutzmann</b><br>Physicienne (IPGP)                                  | Président    |
| <b>Abdel Boudraa</b><br>Professeur (École Navale)                                | Co-directeur |
| <b>Guilhem Barruol</b><br>Directeur de recherche                                 | Directeur    |



# Remerciements

J'aimerais tout d'abord remercier les héros de l'ombre de cette thèse, à savoir mes encadrants : Guilhem Barrauol, Richard Dréo et Abdel Boudraa. Un immense merci à Guilhem pour son encadrement de haute volée, ses conseils scientifiques précieux, sa disponibilité, son implication et sa diplomatie. Guilhem m'a aussi enseigné une vision de la recherche basée sur l'ouverture, l'entraide et le travail d'équipe que je n'oublierai pas. Grand merci également à Richard pour son enivrante curiosité et pour ces échanges endiablés que nous avons partagés, résultat sur résultat, mais aussi jeux de mots sur calembours. Un merci tout aussi grand à Abdel, qui aura été ma conscience mathématique et qui maîtrise cette étrange magie qui consiste à faire rimer rigueur avec bonne humeur.

J'aimerais ensuite remercier les personnes qui ont encadré et/ou évalué cette thèse et m'ont permis de prendre du recul. Merci aux rapporteurs : Karin Sigloch et Philippe Roux pour leur relecture attentive du présent manuscrit. Merci encore à ces derniers ainsi qu'aux autres membres du jury : Julie Perrot, Anthony Sladen, Gaetano Festa et Eléonore Stutzmann pour la discussion fort enrichissante lors de la soutenance de thèse. Merci aux membres de mon comité de thèse : Claire Prada, Wayne Crawford et Eléonore Stutzmann pour leur suivi attentionné lors de ces trois années. Merci aux scientifiques avec qui j'ai pu échanger et qui ont aussi apporté leur grain de sel à l'œuvre : Martin Schimmel, Fabrice R. Fontaine, Christine Deplus, Anthony Dofal, Bazile Kinda, Flore Samantin, Lea Bouffault, Laurent Guillon, Valérie Labat, sans oublier tous les autres.

Merci aux équipes qui m'ont accueilli avec enjouement : à toutes les personnes qui j'ai pu côtoyer à l'Institut de Physique du Globe de Paris ces dernières années, aux collègues de Brest de l'Ecole Navale, aux personnes du laboratoire Géoscience et de l'Observatoire de La Réunion, aux scientifiques et à l'équipage de l'Atalante lors de la mission MoMARSAT2018, aux encadrants et participants des stages de terrain « failles vivantes » et « sismique marine ».

Et surtout, merci aux enchanteurs du quotidien : amis, amour, famille, grâce auxquels le moral est resté haut !

Un merci tout particulier aux collègues de la Cité des Sciences avec qui j'ai appris le métier de médiateur scientifique, l'art de la vulgarisation et la prise de parole en public. Manipuler de l'azote liquide et se la jouer « one man show » devant le ciel étoilé d'un planétarium avec comme thème *Pécho sous les étoiles* va décidément me manquer, tout comme notre équipe.

Merci enfin aux institutions qui ont rendu possible cette thèse : L'Institut de Physique du Globe de Paris, l'Université de Paris, l'Ecole Navale, l'Ecole doctorale STEP'UP, la Direction Générale de l'Armement ; ainsi que celles qui ont permis la réalisation de l'expérience RHUM-RUM : l'Agence Nationale de la Recherche et la Deutsche Forschungsgemeinschaft.



# Résumé

## **Détection et suivi de navires par des observations sismologiques et hydroacoustiques de fond de mer**

Dans le cadre de l'expérience RHUM-RUM (Réunion Hotspot and Upper Mantle - Unterer Mantel Meetings), 57 sismomètres ont été déployés autour de l'île de la Réunion. L'analyse des enregistrements montre que ces instruments ont enregistré de nombreux signaux identifiés comme étant dus aux passages des navires. À partir des archives des trajectoires des navires ayant croisé dans l'Océan Indien non loin de ces instruments, cette thèse développe des méthodes visant à détecter et localiser des sources acoustiques dans une gamme de fréquence frontière entre le domaine de la sismologie et de l'acoustique sous-marine (1-50 Hz). Un premier travail de calibration des sismomètres pour cette tâche est développé et se base sur la connaissance de la trajectoire des navires pour retrouver l'orientation et la localisation exacte des instruments au fond de l'océan. Cette tâche est par nature difficile lors du déploiement et nécessite souvent des méthodes chronophages. Une méthode de détection et de suivi applicable aux navires marchands passant à moins de 100 kilomètres est ensuite mise au point. Cette méthode est adaptable à d'autres sources acoustiques océaniques comme les baleines. Pour reconstituer les trajectoires de sources acoustiques, ce travail s'appuie sur : une étude détaillée de la propagation des ondes par trajets multiples de la surface des océans à leur fond ; l'utilisation combinée du sismomètre à trois composantes et de l'hydrophone comme capteur acoustique vectoriel ; des méthodes capables de traiter des signaux continus et intrinsèquement aléatoires tel le bruit émis par les navires. L'utilisation d'une approche Bayésienne permet la construction de détecteurs optimaux au regard des *a priori* physiques et statistiques disponibles. Cette thèse inaugure l'étude du bruit des navires par les sismomètres de fond de mer en deux manières. Le bruit des navires peut être utilisé comme une source d'opportunité et permet des inversions sur les paramètres d'intérêt. Les sismomètres de fond de mer peuvent être utilisés comme observateurs passifs des océans et servir d'outil de surveillance maritime.

**Mots-clés :** bruit des navires ; sismomètre de fond de mer ; analyse cepstrale ; capteur vectoriel acoustique ; azigramme ; inférence bayésienne ; sismologie ; acoustique sous-marine ; surveillance passive acoustique ; détection et localisation ; suivi d'objets.

# Abstract

## **Ship detection and tracking from ocean-bottom seismometer observations**

Within the framework of the RHUM-RUM (Réunion Hotspot and Upper Mantle - Unterer Mantel Meetings) experiment, 57 seismometers have been deployed around La Réunion Island. The analysis of the recordings shows that these instruments recorded many signals identified as being due to the passage of ships. Based on the archives of the trajectories of ships crossing in the Indian Ocean, this thesis develops methods aiming at detecting and locating acoustic sources in a frequency range located between the field of seismology and underwater acoustics (1-50 Hz). A first work of calibration of the seismometers for this task is developed and is based on the knowledge of the trajectory of ships to find the orientation and the exact localization of the devices on the bottom of the ocean. This task is by nature difficult when deploying this type of device and often requires time-consuming methods. A detection and tracking method applicable to merchant ships passing less than 100 kilometres away is then developed. This method is adaptable to other oceanic acoustic sources such as whales. To reconstruct the trajectories of acoustic sources, this work is based: on a detailed study of the multi-path propagation of waves from the surface of the oceans to their bottom; on the combined use of the three-component seismometer and the hydrophone as an acoustic vector-sensor; on methods capable of dealing with continuous and inherently random signals such as the noise emitted by ships. The use of a Bayesian approach allows the construction of optimal detectors with regard to the physical and statistical *a priori* available. This thesis inaugurates the study of ship noise by seafloor seismometers in two ways. Ship noise can be used as a source of opportunity and allows inversions on parameters of interest. Seafloor seismometers can be used as ocean passive observers and can serve as maritime surveillance tools.

**Keywords:** ship noise; ocean-bottom seismometer; cepstrum; acoustic vector-sensor; azigram; bayesian inference, seismology, underwater acoustics, passive surveillance monitoring; detection and localization; object tracking.



# Table of contents

|  |    |
|--|----|
| <i>Introduction</i> .....  | 1  |
| <i>Chapter 1 - OBS and AIS datasets</i> .....                          | 7  |
| <b>Ocean-bottom seismometers</b> .....                                 | 7  |
| OBS deployment & recovery .....  | 9  |
| OBS embedded sensors.....  | 10 |
| <b>Seismological dataset</b> .....                                     | 11 |
| <b>AIS datasets</b> .....  | 12 |
| Terrestrial and satellite AIS.....                                     | 13 |
| Ship trajectory extraction .....                                       | 15 |
| <i>Chapter 2 - The ocean soundscape</i> .....                          | 17 |
| <b>Seismological noise sources</b> .....                               | 18 |
| <b>Hydroacoustic noise sources</b> .....                               | 19 |
| <b>Sources observed by the RHUM-RUM network</b> .....                  | 20 |
| Bandwidth of interest.....   | 20 |
| Ship noise .....   | 22 |
| Baleen whales' vocalizations.....                                      | 24 |
| Seismicity .....   | 26 |
| Water currents .....   | 26 |
| <i>Chapter 3 - Acoustic wave propagation in the ocean</i> .....        | 29 |
| <b>Sound speed profile in the water column</b> .....                   | 30 |
| <b>Ray tracing in the water column</b> .....                           | 33 |
| <b>Equivalent celerity</b> .....                                       | 34 |
| <b>Boundary reflections</b> .....                                      | 35 |
| <b>Full framework including the reflection and source models</b> ..... | 38 |
| <b>Multipath interferences</b> .....                                   | 39 |
| <b>Cepstrum analysis</b> .....   | 42 |
| Cepstrum definition .....  | 42 |
| Time window length and observable interferences .....                  | 42 |
| Cepstral simulations.....  | 43 |
| Phase differences of arrival.....                                      | 44 |
| <b>Ground velocity components of the OBS</b> .....                     | 46 |

|  |            |
|--|------------|
| <i>Chapter 4 - OBS orientation and localisation from ship noise analysis</i> | 51         |
| .....  |            |
| <b>Préface</b> .....   | <b>51</b>  |
| <b>Summary</b> .....   | <b>51</b>  |
| <b>Introduction</b> .....  | <b>52</b>  |
| Existing sensor orientation methods .....                                    | 52         |
| Existing sensor localization methods .....                                   | 53         |
| Ship noise as a source of opportunity .....                                  | 54         |
| <b>Experiment and observables</b> .....                                      | <b>55</b>  |
| Seismic and hydro-acoustic dataset .....                                     | 55         |
| AIS dataset .....  | 55         |
| Ship noise signature .....   | 57         |
| <b>Methodology</b> .....   | <b>58</b>  |
| Orienting OBS .....  | 58         |
| Locating OBS .....   | 68         |
| <b>Conclusion</b> .....  | <b>74</b>  |
| <b>Acknowledgements</b> .....  | <b>74</b>  |
| <i>Chapitre 5 - Détection de navires et de baleines</i> .....                | <i>77</i>  |
| <b>Théorème de Bayes</b> .....   | <b>79</b>  |
| <b>Détecteur cepstral</b> .....  | <b>81</b>  |
| Modèle statistique cepstral .....  | 82         |
| Modèle d'espérance en amplitude .....  | 83         |
| Détection Instantanée de navires .....                                       | 87         |
| Utilisation de la cohérence temporelle .....                                 | 90         |
| Seuil présence/absence de source $H1/H0$ .....                               | 92         |
| Performance du détecteur cepstral .....                                      | 94         |
| <b>Détecteur azimutal</b> .....  | <b>96</b>  |
| Modèle statistique azimutal .....  | 96         |
| Modèle de sources tonales .....  | 98         |
| Performance du détecteur azimutal .....                                      | 100        |
| Application à des sources impulsives .....                                   | 102        |
| <i>Chapitre 6 - Reconstruction des trajectoires de navires</i> .....         | <i>107</i> |
| <b>Segmentation temporelle</b> .....   | <b>108</b> |
| <b>Estimation de trajectoires rectilinéaires</b> .....                       | <b>111</b> |
| <b>Performance de l'algorithme de suivi</b> .....                            | <b>116</b> |
| <i>Chapitre 7 - Perspectives</i> .....                                       | <i>119</i> |

|  |            |
|--|------------|
| <b>Amélioration des modèles proposés.....</b>            | <b>119</b> |
| Modèle 3D de propagation dans les océans.....            | 119        |
| Suivi de sources à trajectoires non rectilignes .....    | 120        |
| <b>Inversions hydro- et géo-acoustiques .....</b>        | <b>121</b> |
| Tomographie simplifiée de la colonne d'eau.....          | 121        |
| Imagerie du sédiment par sismique réflexion passive..... | 122        |
| <b>Ré-identification de navires.....</b>                 | <b>124</b> |
| <b>Triangulation de baleines .....</b>                   | <b>126</b> |
| <i>Conclusion.....</i>                                   | <i>129</i> |
| <i>References .....</i>                                  | <i>133</i> |



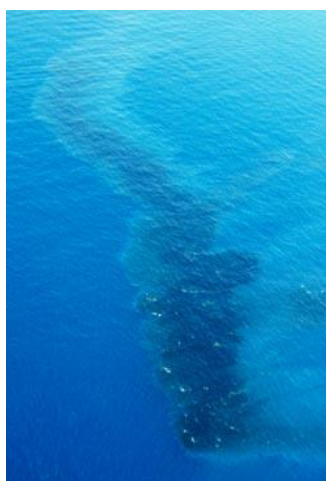
# Introduction

Autrefois terrain d'aventure des marins, des explorateurs et autres naturalistes téméraires, l'océan est aujourd'hui devenu une manne économique aux forts enjeux écologiques. Les navires y croisant opèrent principalement dans deux secteurs : le transport (Fig. 1) et la pêche. Sa vaste étendue en fait une zone difficile à surveiller, où les activités illégales sont parfois difficiles à contrôler.



**Figure 1.** Les porte-conteneurs actuels ont des dimensions titanesques. Ici le MARSEILLE MAERSK, qui mesure 400 m de long pour 60 m de large. Son poids à vide est de 200 000 tonnes. *Image tirée de [www.wikimedia.org](http://www.wikimedia.org).*

Le transport maritime représente aujourd'hui 90 % du commerce mondial en volume. Ce ne sont pas moins de 95 000 navires marchands (de plus de 100 tonnes) qui sillonnent les océans. En 2018, la quantité de marchandises transportées s'est élevée à 11 milliards de tonnes (UNCTAD 2020), soit l'équivalent d'environ 2000 pyramides de Khéops. Ce trafic de plus en plus important impacte sérieusement les écosystèmes marins : déversement d'hydrocarbures (Fig. 2), de produits chimiques, de déchets ou de débris ; rejet des eaux de ballast contenant des espèces invasives ; utilisation d'anti-foulants ; pollution sonore sous-marine ; collisions avec la mégafaune marine (Fig. 3) ; naufrages de navires, contamination des sédiments dans les zones portuaires due aux transbordements et aux destructions de navires, etc. (Rako-Gospic & Picciulin 2019, Ritter & Panigada 2019, Walker *et al.* 2019, Zhang *et al.* 2019).



**Figure 2.** Le dégazage consiste en l'évacuation des gaz produits par les hydrocarbures dans les citernes d'un navire. Bien que formellement interdits, les dégazages « sauvages » sont monnaies courantes. *Image tirée de [www.marees-noires.com](http://www.marees-noires.com).*

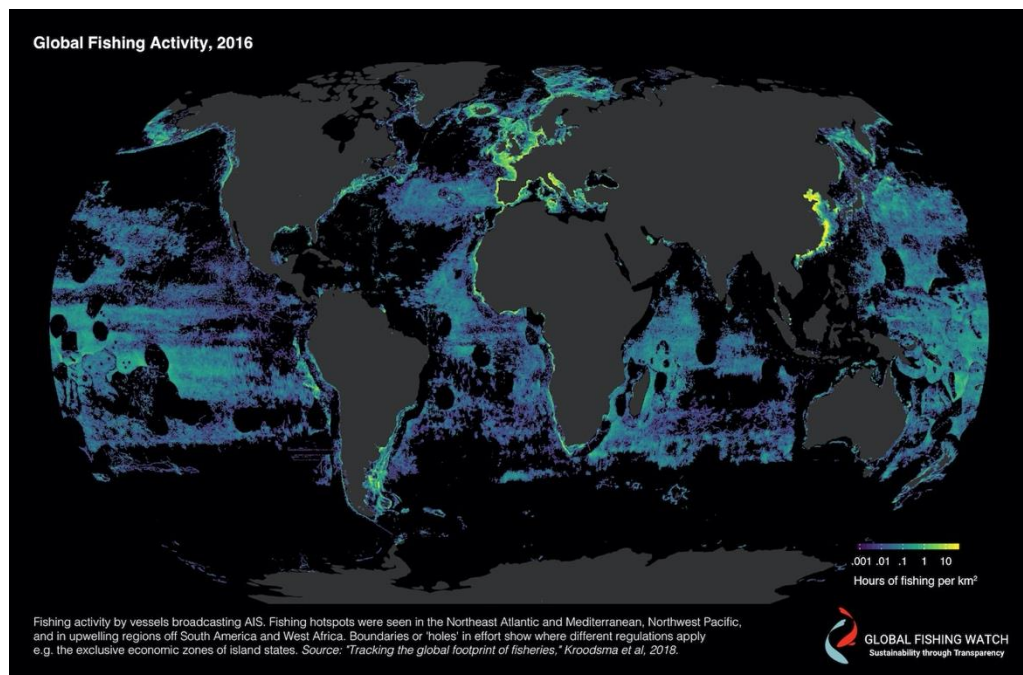




**Figure 3.** Les baleines bleues ont frôlé l'extinction. Désormais protégées, leur nombre est en recrudescence. Pour autant, la collision avec des navires représente l'une des plus grande cause de mortalité non naturelle des cétacés (Ritter & Panigada 2019). Comme d'autres mammifères marins, la baleine bleue communique par vocalisation dans une gamme de fréquence parfaitement enregistrée par les sismomètres de fond de mer. Image tirée de [www.wikimedia.org](http://www.wikimedia.org).

La pêche représente aussi une importante activité économique. En 1996, la quantité annuelle mondiale de poisson pêchée a atteint un climax de 130 millions de tonnes (une vingtaine de pyramides de Khéops). Depuis, ce chiffre diminue d'environ 1.2 million de tonnes par an, en lien avec l'appauvrissement des ressources halieutiques (Pauly & Zeller 2016, 2019). Pour cause, en 2017, la fraction de la quantité des stocks halieutiques estimée en surpêche est de 34.2 % contre 6.2 % en « sous-pêche », le reste étant exploité dans les limites du renouvellement des populations (FAO 2020).

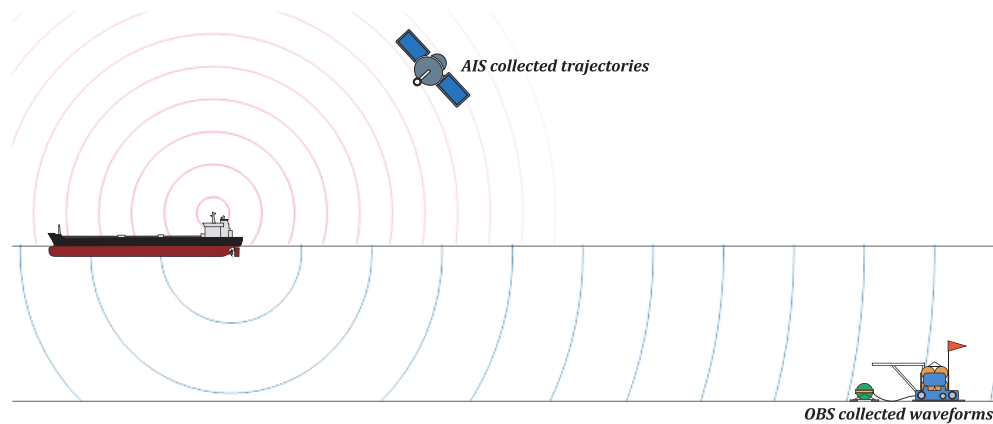
Certaines règles ont été mises en place pour limiter l'impact écologique du transport maritime et de la pêche, mais l'océan est vaste et difficile à surveiller. En réponse à la diminution des ressources halieutiques, la pêche illégale se développe très rapidement et l'océan devient progressivement une zone de non-droit. Des études ont montré qu'environ un poisson sur cinq arrivant dans nos assiettes provient de la pêche illégale (Agnew *et al.* 2009, Pramod *et al.* 2014). Le long des côtes, une surveillance à vue ou par radar peut être mise en place par les autorités locales. En pleine mer et dans les régions inhabitées, ces solutions sont envisageables pour certains lieux stratégiques, mais impensables à grande échelle. La surveillance en haute mer s'appuie principalement aujourd'hui sur les technologies satellitaires. Elles permettent une couverture globale mais dépendent fortement des conditions météorologiques. Cette dernière décennie, le développement de l'AIS satellitaire (Automatic Identification System) et l'obligation pour les navires de plus de 300 tonnes d'embarquer un émetteur AIS permet théoriquement de connaître la position des navires quelles que soient leurs positions sur le globe (Fig. 4). Malheureusement, cette surveillance se limite aux grands navires et la coupure de l'émetteur AIS, voire la falsification des données AIS émises par les navires frauduleux, peut facilement tromper ce système de surveillance.



**Figure 4.** Effort de pêche en heure par kilomètre carré estimé pour l'année 2016 à partir des données AIS (Kroodsmma *et al.* 2018). On peut observer des zones noires délimitées par des frontières très maquées correspondant aux Zones Économiques Exclusives (ZEE) autour des côtes et d'îles de certains pays. La régulation de la pêche en vigueur y semble donc être respectée selon cette modalité de surveillance. Pour autant, ce système n'est pas infallible puisqu'il repose sur l'exactitude des informations émises par les antennes AIS des navires de pêche qui peuvent être facilement interrompues ou bien falsifiées. Image tirée de <https://globalfishingwatch.org>.

Outre la surveillance économique des océans, le maintien de la sécurité pour ses usagers s'impose de plus en plus. La recrudescence des actes de piraterie met en effet en danger la sécurité des personnes, des biens et la stabilité de certaines régions océaniques. La sécurisation de vastes domaines océaniques comme le bassin de Somalie ces dernières années nécessite des moyens techniques et humains colossaux, soutenus par des choix politiques de plus en plus compliqués à prendre.

Dans ce contexte économique, écologique et géopolitique très sensible, la mise au point d'outils alternatifs permettant d'autres modalités d'observation et de surveillance des océans semble importante. La communauté géophysique est un acteur important dans l'instrumentation des fonds océaniques. En particulier, de nombreux sismomètres de fond de mer sont déployés chaque année avec des objectifs scientifiques généralement focalisés sur les risques sismiques, la structure profonde et la dynamique de notre planète. Ces instruments mesurent les ondes mécaniques se propageant dans le plancher océanique et la terre profonde mais également les ondes se propageant dans l'eau. Ainsi, l'une des questions qui a présidé à cette thèse a été de se demander si les sismomètres de fond de mer peuvent offrir l'opportunité d'observer passivement les sources acoustiques se déplaçant dans l'océan, ainsi que de participer prospectivement à la surveillance et à la protection des écosystèmes marins (Kinda *et al.* 2018). Si dans ce travail de thèse, nous nous sommes particulièrement concentrés sur les navires, dont l'AIS permet de connaître la trajectoire et donc d'avoir une vérité terrain (Fig. 5), nous avons également montré que les méthodes développées se transposent très bien à l'observation des mammifères marins et peuvent donc permettre de surveiller leurs populations.



**Figure 5.** La problématique sous-jacente à cette thèse consiste à se demander s'il est possible de détecter et de suivre des sources acoustiques dans l'océan à partir d'enregistrement de sismomètres de fond de mer. Les navires marchands seront utilisés comme cas d'école puisque l'on dispose de leurs positions et trajectoires précises grâce à l'AIS, ce qui permet d'avoir une vérité terrain.

Cette thèse se base principalement sur des observations provenant du déploiement de sismomètres de fond de mer effectués lors de la campagne RHUM-RUM (Réunion Hotspot and Upper Mantle - Réunions Unterer Mantel). Ce travail fait suite à un stage de fin d'étude (Geay and Bouillion 2016) qui avait mis en lumière la richesse acoustique des données et la qualité des signaux des navires, et avait proposé des solutions pour les analyser. Cette expérience sismologique temporaire et son déploiement sous-marin seront détaillés dans le *Chapitre 1*, ainsi que les caractéristiques typiques des déploiements de sismomètres de fond de mer. Un jeu de données complémentaires sera utilisé dans cette thèse : les trajectoires des navires croisant dans la région qui ont été récoltées par le système AIS, dont les caractéristiques seront aussi introduites.

Dans le *Chapitre 2*, un inventaire des sources hydroacoustiques susceptibles d'être enregistrées sera mené pour établir le champ d'applications possibles des sismomètres de fond de mer comme observateurs des océans (Fig. 6). Au-delà du bruit des navires, les méthodes développées lors de cette thèse peuvent s'appliquer à d'autres sources. En particulier la transposition au cas des mammifères marins a été abordée.

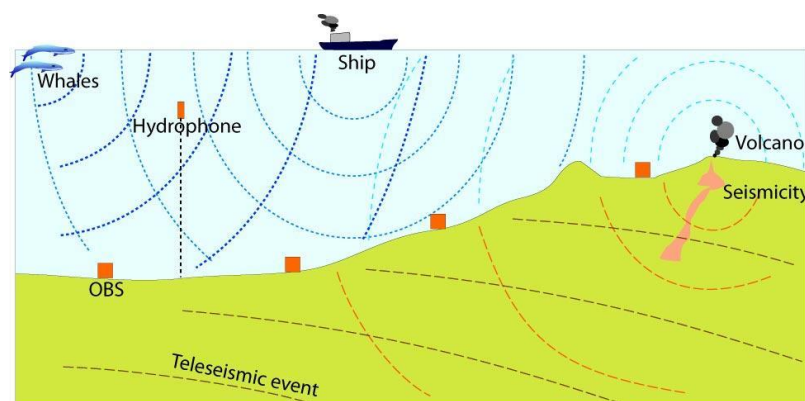
Pour comprendre dans quelles situations un instrument situé au fond de l'océan peut enregistrer des sources localisées à sa surface, l'étude de la propagation des ondes dans l'océan sera menée dans le *Chapitre 3*. La surface et le fond de l'océan étant de bons réflecteurs acoustiques, différents chemins sont possibles entre source et récepteur. Une analyse de ces différents chemins permet une bonne compréhension des phénomènes d'interférence observés en fonction de la distance de la source au récepteur.

La façon dont sont déployés les sismomètres de fond de mer ne permet généralement pas de connaître l'orientation de l'instrument sur le fond de l'océan ni sa localisation précise. Ces deux ingrédients sont pourtant nécessaires pour pouvoir en retour localiser des sources acoustiques dans l'océan. Nous verrons comment retrouver cette information (position et orientation de l'instrument) à partir de l'analyse du bruit des navires dont on connaît les trajectoires (données AIS) dans le *Chapitre 4*. Cette approche est un apport tout à fait novateur pour la communauté de géophysique marine par la précision atteinte, meilleure que celles atteintes par les méthodes traditionnelles.

Le problème de la détection et de la localisation de sources acoustiques sera abordé dans le *Chapitre 5*. La détection et la localisation seront opérées séparément en distance et en azimut. On montrera que les navires de grandes tailles peuvent être détectés et leur *azimut* mesuré à des portées de plus de 100 km. On montrera que ces mêmes navires peuvent être détectés et leurs *distances* estimées jusqu'à 50 km. Ces développements seront effectués en connaissant la position du sismomètre de fond de mer mais sans connaître *a priori* la position du navire. On montrera aussi que la méthode de détection se transpose facilement au cas des mammifères marins et donc potentiellement à d'autres sources dans la gamme de fréquence exploitable des sismomètres de fond de mer. Cette partie montre le potentiel et les limitations de ces instruments en tant qu'observateurs acoustiques passifs des océans.

Dans le *Chapitre 6*, on combinera l'information radiale et azimutale pour reconstruire les trajectoires des navires traversant la zone de surveillance d'un sismomètre de fond de mer en supposant une trajectoire rectiligne à vitesse constante. Cette hypothèse simplificatrice forte sur la trajectoire est un premier pas vers la reconstruction de trajectoires plus complexes, comme celles que suivent par exemple les navires de pêche et les baleines. Nous verrons cette méthode donne déjà des résultats très satisfaisant.

Enfin, des perspectives de recherche seront présentées dans le *Chapitre 7*. En particulier des pistes d'exploitation du bruit des navires pour de l'inversion hydro- et geo-acoustiques seront exposées, ainsi que des premiers résultats sur le suivi de baleines par une antenne de sismomètre de fond de mer.



**Figure 6.** Sources potentielles perçues par les stations acoustiques et sismologiques de fond de mer. Les sismomètres de fond de mer se situent à l'interface entre la terre solide et la terre liquide. C'est donc naturellement que l'étude de leurs enregistrements peut être abordée par le prisme de la sismologie ou de l'acoustique sous-marine sur un fond mathématique lié au traitement du signal. L'originalité de ce travail est de se focaliser sur les observations de fond de mer, alors que la majeure partie des observations hydroacoustiques dans les océans se fait via des mouillages permettant de positionner l'hydrophone dans la colonne d'eau, généralement dans le canal SOFAR, entre 1000 et 1500 m de profondeur.

La difficulté et tout l'intérêt de ce travail est qu'il se situe à la frontière de nombreux domaines. Pour les observations, il se place à la frontière entre la lithosphère et l'hydrosphère, ce qui implique une complexité dans l'étude de la propagation des ondes et leurs comportements à ces interfaces. Pour les méthodes, ce travail se situe à la frontière entre la sismologie (terre solide), l'acoustique (terre liquide) et le traitement du signal, ce qui a nécessité dans cette thèse de s'investir dans chacun de ces domaines pour en tirer les approches les plus intéressantes et applicables à nos questions. Enfin, pour les grandes questions scientifiques, ce travail se positionne entre l'activité anthropique et biologique, dans une problématique de surveillance des écosystèmes marins qui sont de plus en plus sous pression et qui nécessitent une attention

grandissante de la communauté scientifique. Nous avons ainsi développé un certain nombre de méthodes et d'outils pour détecter et suivre des sources sonores, qu'elles soient continues et artificielles comme celles émanant des navires ou discontinues et naturelles comme les chants des baleines. En espérant que ce manuscrit reflète au mieux ce travail d'équilibriste et permette de créer des liens originaux et fructueux entre des domaines et disciplines trop souvent éloignés.

# 1

## OBS and AIS datasets

---

This thesis is first and foremost an observational thesis based on the data retrieved during the RHUM-RUM (Réunion Hotspot and Upper Mantle - Réunions Unterer Mantel) experiment. This experiment consisted in the seismological instrumentation of the ocean-bottom of a wide area around La Réunion island. Its objective was to clarify the presence or absence of a mantle plume beneath the Réunion hotspot (Barruol & Sigloch 2013; Mazzullo *et al.* 2017; Scholz *et al.* 2018; Hable *et al.* 2019; Barruol *et al.* 2019). A total of 57 ocean-bottom seismometers (OBSs) were deployed for 13 months, from October 2012 to December 2013. The deployment was made with the RV Marion Dufresne (cruise MD 192; Barruol Guilhem 2014) and the recovery in late 2013 by the German *R/V Meteor* (cruise M101; Sigloch 2014).

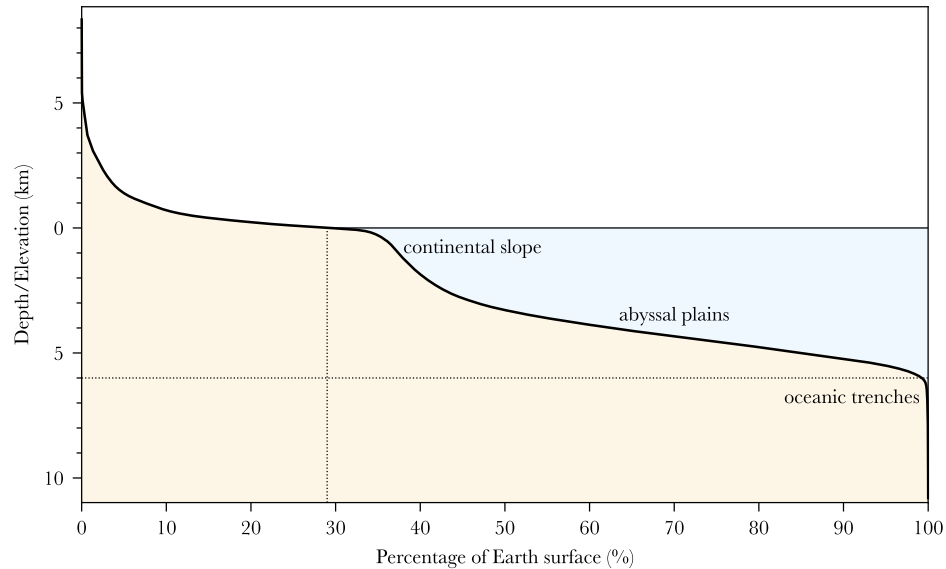
The starting point of this thesis is the observation of numerous typical acoustical ship signatures and whale vocalisations in the continuous seismic and hydroacoustic recordings. Usually, those signals are considered as noise by the seismology community, mostly interested in earthquake-induced signals. The goal of this thesis is to valorise the richness of this understated and underexploited information. Merchant ships appeared to be suitable candidates to develop new methods for several reasons: (i) The number of ships crossing the ocean and particularly the area investigated by the RHUM-RUM experiment in the SW Indian Ocean is large. (ii) Merchant ships continuously stream their positions through the Automatic Identification System (AIS). (iii) Merchant ships emit high levels of continuous noise mainly generated by their engines and propellers. This provided a unique opportunity to develop methods able to detect, localise, and identify such acoustical sources in the ocean from ocean-bottom instruments by using the AIS dataset as ground truth for validation.

Those two datasets (seismic data from the ocean bottom and the AIS data received by satellites and coastal antennas) are the core of the present thesis and will be used throughout this manuscript. More than a theoretical listing of concepts, this manuscript will try to tell the tale of how those datasets have been analysed, explored, and processed. In this first chapter, ocean-bottom seismological instrumentation will be introduced along with the RHUM-RUM dataset, then, AIS technical aspects will be presented along with the AIS dataset.

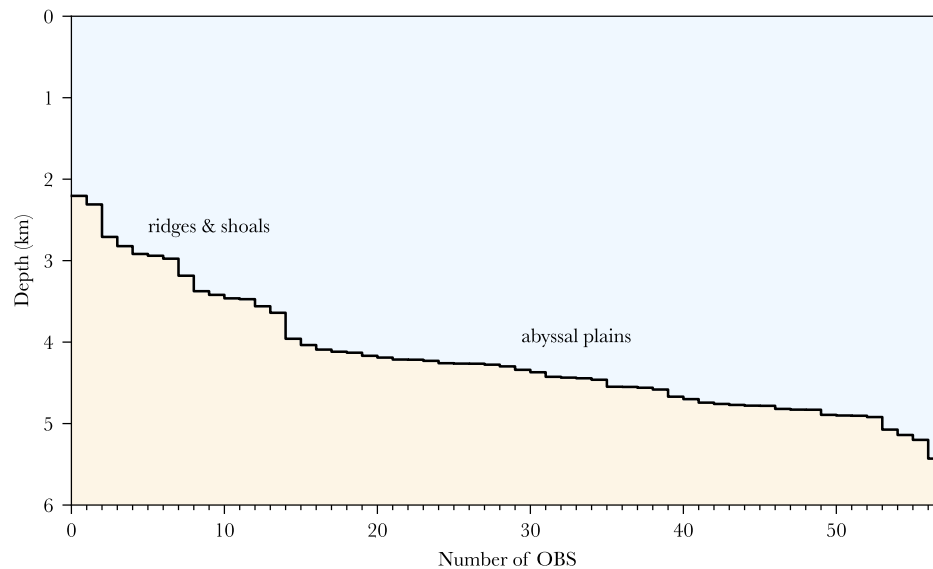
### Ocean-bottom seismometers

Observational seismology relies on instrumenting the Earth with seismometers to decipher Earth inner structures and dynamics. In seismology history, terrestrial seismometers were first developed. The Earth being covered at 71% by oceans (Fig. 7), instrumenting the ocean became necessary to gain a homogeneous data coverage over

the earth's surface, and complete our global understanding. This is why OBSs were developed. The first layout of an OBS was published in 1938 (Ewing & Vine 1938) and tested the following years. OBS design kept improving since then and reached its maturation in the eighties, where its use became standard.



**Figure 7.** The hypsographic curve of Earth’s surface computed from ETOPO1 (Amante & Eakins 2009). The black line represents the cumulative percentage of the surface of the Earth being above a given elevation from the Everest (8848 m) to the Mariana trench (10 984 m). The surface of the Earth is covered at 71% by oceans. Most of the ocean depth is less than 6000 m. The ocean quickly reaches 2000 m deep after the continental slope to enter the abyssal plains.



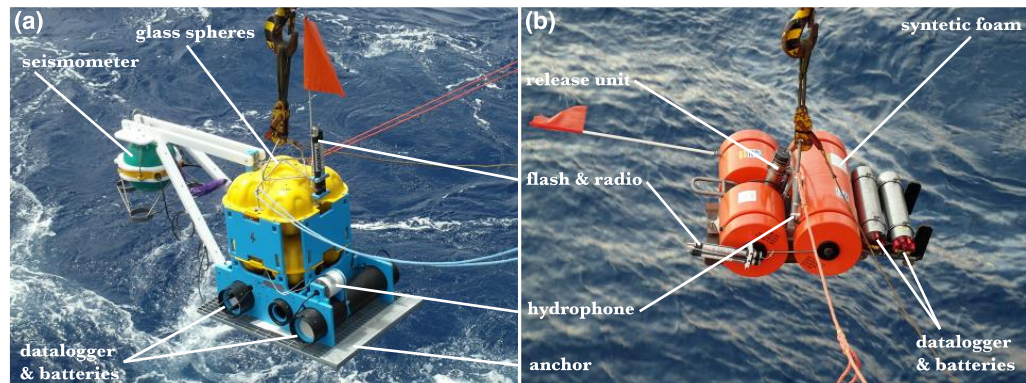
**Figure 8.** The hypsographic curve of the RHUM-RUM experiment. The black line represents the cumulative number of OBSs deployed above a given depth. In that particular experiment, OBSs at the shallowest depths were located on oceanic ridges and shoals. The ability of an OBS to reach 6000 m deep is therefore not superfluous.

Instrumenting the ocean bottom remains, however, a challenging task. Most of the ocean bottom is at depths between 2000 and 6000 m (Fig. 7 and 8), implying that the instruments used must withstand pressures up to 600 times the atmospheric pressure. Moreover, the ocean water is highly corrosive, which put strong restrictions



on the types of materials used. Most parts are generally put inside aluminium or titanium housings capable to withstand those harsh conditions.

An OBS is a device designed to record earthquakes and other seismic and acoustic signals in the deep ocean. The instrument package of an OBS includes two sensors: a seismometer to record the ground motion in three dimensions, and a hydrophone to measure pressure variations. An OBS is generally composed of two independent autonomous subsystems (Fig. 9). The first one ensures the deployment and recovery of the instrument, while the second one operates the sensors to record ground vibrations and seismic waves reaching the instrument. To operate, the device includes an electronic acquisition system, some data storage, and batteries.



**Figure 9.** Two types of OBS used in the RHUM-RUM experiment. (a) Deployment of a BBOBS (Broadband OBS) from the INSU-IPGP pool (Institut National des Sciences de l’Univers – Institut de Physique du Globe de Paris). In this design, the seismometer is detached from the mainframe to lower the mechanical noise due to the potential vibration of the frame. (b) Deployment of a LOBSTER (Long-term OBS for Tsunami and Earthquake Research) from the German DEPAS pool (Deutscher Geräte-Pool für amphibische Seismologie). This OBS is designed to be compact: the seismometer is placed in the middle of the instrument.

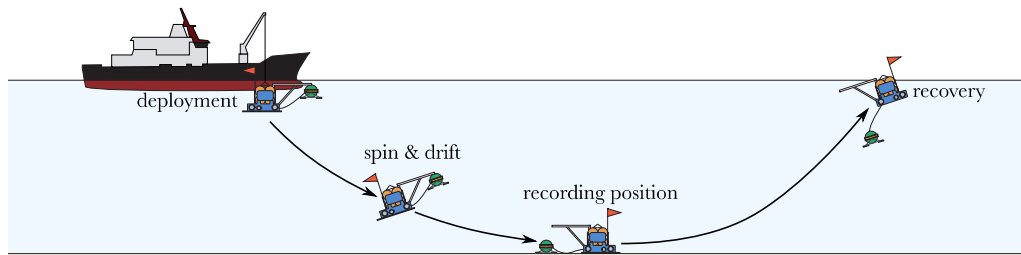
## OBS deployment & recovery

The ocean floor is not easy to access. Deep diving submersibles are complex pieces of machinery present in a very small number worldwide, and are expensive to operate. In most cases, OBSs are therefore designed to be deployed remotely from the ocean surface by an oceanic vessel and to work autonomously until their recovery (Fig. 10). The deployment and recovery of OBSs must be as efficient as possible to minimize cruise time, which is an important expenditure in marine experiments. The most common method for deployment simply consists in dropping the instrument into the ocean above the desired location. The OBS sinks freely and lands on the ocean bottom. OBSs generally sink at a speed of about one metre per second. This generally implies sink durations from one to three hours, depending on the ocean depth and on OBS sink rate. During the free fall, the OBS may drift and spin on itself. Its final orientation is therefore unknown, and its localization approximated as the GPS location of the dropping point (generally within a few hundred metres from the real position). For more accurate positioning, another option consists in lowering the OBS with a cable equipped with an acoustic positioning device. The OBS is precisely released a few tenths of metres above the targeted location. This operation is time-consuming and performed only if a small number of OBSs must be deployed with good localization accuracy, for example for a (semi)-permanent ocean bottom observatory such as the MOMAR array (Monitoring of the Mid-Atlantic Ridge MOMAR; Cannat 2010, 2018). In any case, retrieving the OBS orientation once landed and in recording



position requires a calibration step. Generally, this is done by measuring the direction of well-located sources thanks to polarization analysis performed on the three components of the seismometer (Stachnik *et al.* 2012; Zha *et al.* 2013; Scholz *et al.* 2017).

For recovery, a vessel must come back above the OBS and send an acoustic order to the release unit. At the reception of this signal, the OBS detaches from the anchor, and thanks to floating devices providing positive buoyancy (glass spheres or synthetic foam), the OBS moves up to the surface at about one metre per second, with a possible current-induced lateral drift. Once at the surface, it can be located from the ship cruise (i) by its flag, (ii) by a strobe light that automatically switches on at night, or (iii) by a radio beacon which allows to measure the direction of the instrument relative to the ship (which can be useful in bad weather conditions). The ship then manoeuvres to come alongside the OBS which is recovered with a crane.



**Figure 10.** OBS typical deployment scheme. The OBS is released from an oceanic vessel. It sinks freely into the water. During its descent, it can spin and drift, dragged by oceanic currents and/or because of its hydrodynamics. Once landed, the seismometer is detached from the arm and put in recording position on the ocean floor. It stays there for durations up to one year and will continuously record seismological and acoustical waves. The oceanic vessels come back for the recovery and send an acoustical release order. The OBS then detaches from its anchor and floats to the surface, where it can be recovered. The horizontal scale of this scheme is strongly exaggerated: over about 5 km of water, the whole OBS drift (distance between its deployment and recovery GPS points) is generally observed to be around 500m (see quantitative details in *Chapter 4 – Experiment and observables – Seismic and hydro-acoustic dataset*).

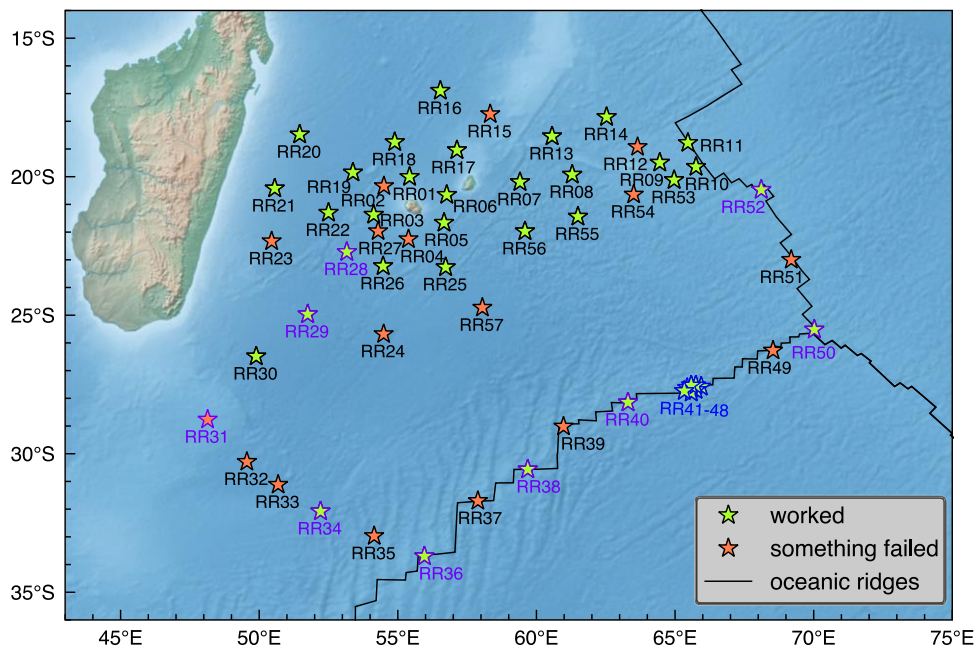
## OBS embedded sensors

Initially, ocean-bottom seismology started by deploying hydrophones on the ocean bottom. Hydrophones (as microphones, their counterpart in the air) measure the pressure variation due to the passage of compressional waves in the water. Those instruments are called ocean-bottom hydrophones (OBH) and are technically simpler as they do not need to be tightly coupled to the ocean-bottom.

Modern seismology records the full 3D motion of the ground. This allows to study the full wavefield and explore not only compressional P-waves but also shear waves, Rayleigh waves, etc. This requires to couple the seismometer with the ocean floor. This latter is generally rocky or muddy and covered by a layer of unconsolidated sediments. One of the trickiest parts in the design of an OBS is therefore to optimize the coupling of the seismometer with the ground and to decouple it from sources of noise such as water currents or structure resonances (Sutton & Duennebier 1987). The instruments used during the RHUM-RUM experiment tackled this issue by using two opposite strategies proposed by the German DEPAS and the French INSU seismic pools. The OBSs from the DEPAS pool use a quite compact structure with a nested seismometer. The OBSs from the INSU pool use a seismometer attached to an arm during the deployment and released once landed (Fig. 9). The seismometer is therefore decoupled from the OBS and provides a cleaner seismic recording as it is not polluted by the vibration of the structure.

Once on the ocean floor, an OBS requires a large number of batteries to record autonomously during long-term deployments. Those batteries must withstand low temperatures, as the ocean floor is only at a few degrees Celsius. The OBS also embeds a data logger, which is designed to write into memory the recorded signals, without perturbing the sensor sensitivity.

For all those technical reasons, partial or complete instrument failures are not rare. The worst-case scenario consists in the failure of the release subsystem, leading to the complete loss of the instrument. In the case of the RHUM-RUM experiment, 100% of the instruments were recovered but only 80% of the seismometers data and 94% of the hydrophones data were recovered (S. C. Stähler *et al.* 2016). Indeed, an OBS can fail in its recording task, if running out of battery prematurely, in case of electronic failure (sometimes preventing the recording of any signals), in case of unexpectedly noisy channels, water leakage, etc.



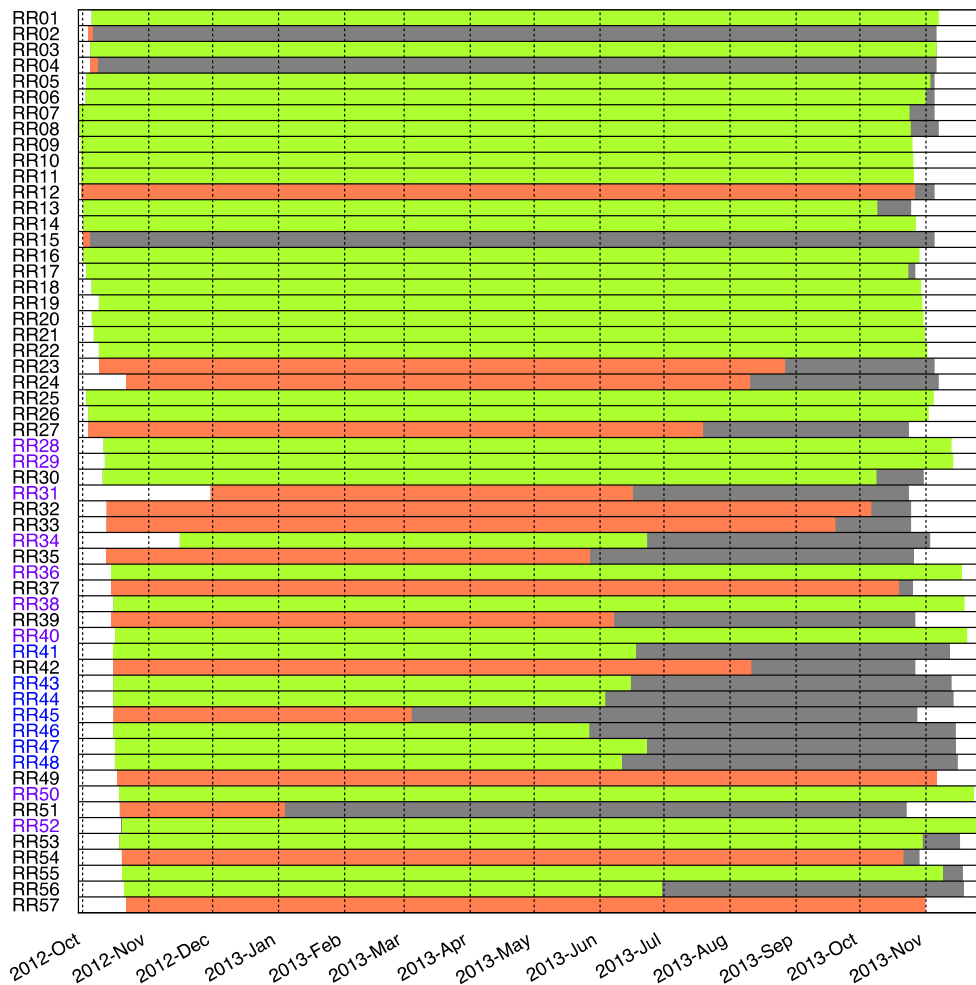
**Figure 11.** The RHUM-RUM experiment consisted in the deployment of 57 OBSs around La Réunion Island and on the neighbouring mid-ocean ridges. If all of them were successfully recovered, only 38 of them were fully operational and were used in this thesis. Black stars represent DEPAS OBSs sampling data at 50 Hz. Blue stars are DEPAS OBSs sampling data at 100 Hz. Purple OBSs are INSU OBSs sampling data at 62,5 Hz.

## Seismological dataset

In this thesis, the whole recordings acquired during the RHUM-RUM experiment are analysed. A total of 57 OBSs were deployed around La Réunion Island, on the Southwest Indian Ridge (SWIR) and on the Central Indian Ridge (CIR) (Fig. 11). This network covered a wide area of roughly 2000x2000 km<sup>2</sup> with different bathymetric features: abyssal plains, shoals, ridges, etc. The entire network was composed of 48 German OBSs (DEPAS) and 9 French OBSs (INSU).

From the 57 deployed instruments, 38 worked perfectly while the others suffered a partial or complete failure. We decided to focus on those 38 fully operational OBSs, even if for some analysis from other OBSs could have been used. From those 38 fully

working instruments, the majority worked during the full year of deployment (Fig. 12). Embedded within the large-scale experiment, 7 DEPAS OBSs were deployed as a small-size array on an active seamount on the SWIR to analyse the ridge seismic and volcanic activity (Schlindwein & Schmid 2016, Schmid *et al.* 2017, Meier & Schlindwein 2018). Their sampling rates were increased from 50 to 100 Hz, which reduced their autonomy by about a third and explains why they ran out of battery in June or July 2013 (after only 8 months of recording). Two stations stopped recording prematurely unexpectedly (RR34 and RR56). More details can be found in the overall performance report of the RHUM-RUM experiment and the encountered failures (S. C. Stähler *et al.* 2016).



**Figure 12.** Data availability of the RHUM-RUM experiment. In green: complete seismological and hydroacoustic data. In red: incomplete or noisy data. In grey: missing data because of electronic or battery failure. OBSs in black are DEPAS OBSs at 50 Hz. OBSs in blue are DEPAS OBS at 100 Hz. It can be noticed that the latter ran out of battery earlier because of the extra power needed for this higher sample rate. OBSs in purple are INSU OBSs at 62,5 Hz.

## AIS datasets

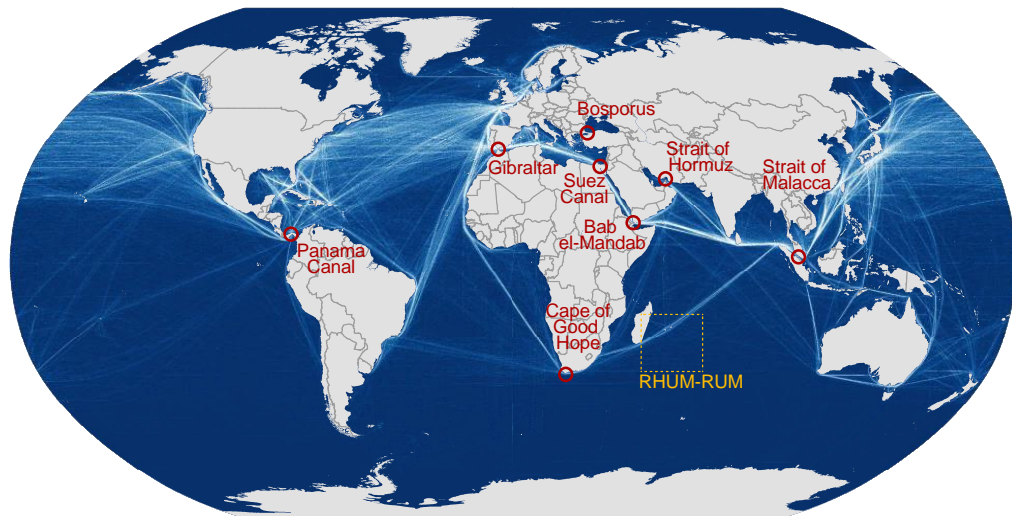
The AIS (Automatic Identification System) was developed in the 90s as a short-range identification and tracking network. This system used VHF (very high frequency) transceiver to continuously communicate ship positions and status. It was designed for

collision avoidance but has been used for many other applications since its invention: fishing fleet monitoring, maritime security, aids to navigation, search and rescue, accident and insurance investigations, ocean currents estimation, infrastructure protection, freight tracking, etc. The AIS was made mandatory for all ships of more than 300 gross tonnage since December 31, 2004.

The range of such radio system is mainly limited by the Earth curvature and is counted in only a few tens of kilometres, depending on the height of the two communicating ships (up to about 100 km for very big ships). For an antenna located in coastal areas, the range can reach several hundreds of kilometres depending on the altitude of the antenna.

Information transmitted is not limited to the GPS (global positioning system) positions. Other details are also transmitted such as speed, heading, and rate of turn. Static information is also transmitted: the MMSI (Maritime Mobile Service Identity – a unique identification number), the type of ship, its dimensions, the location of the AIS antenna on the ship, etc. The crew can also manually update some information as its status (underway by engines, at anchor, moored...), its route plan, etc.

The use of satellites to collect AIS logs all around the world started a revolution in marine traffic monitoring. The journey of satellite-based AIS (S-AIS) started with pioneering launches of VHF receivers into space between 2007 and 2010. Its use became widespread in the 2010s. The RHUM-RUM experiment hence occurred quite early in S-AIS history and since then, this technology improved a lot.



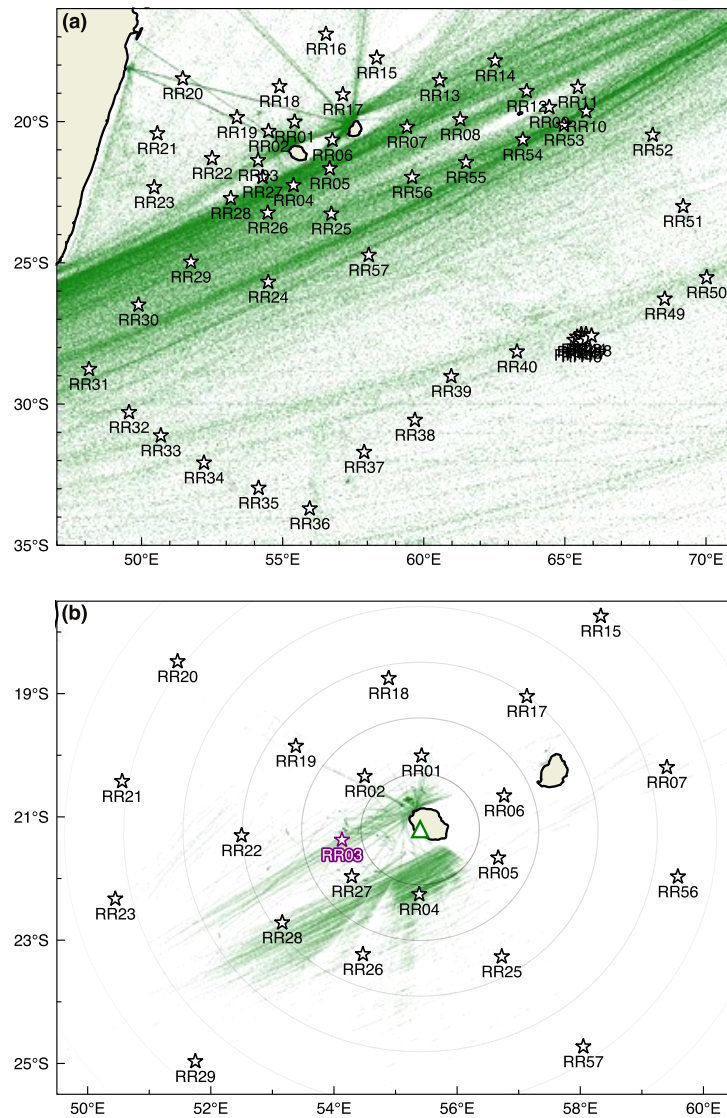
**Figure 13.** Ship traffic density worldwide, as in 2013. White means high traffic area. In red, major checkpoints. In orange, the RHUM-RUM experiment area which is crossed by a high traffic route linking Cape of Good Hope to the Strait of Malacca, *i.e.* the south Atlantic to south-east Asia. Adapted from <https://transportgeography.org>

## Terrestrial and satellite AIS

The main limitation of S-AIS is that data is collected only when a dedicated satellite passes nearby the area of interest. Satellite transit frequency depends on the number of satellites in the constellation and their orbits. The increasing number of dedicated constellations (*e.g.*, ExactEarth – [www.exactearth.com](http://www.exactearth.com)) has notably improved the spatial and temporal resolution of the coverage since the time of the RHUM-RUM experiment.



Terrestrial based AIS (T-AIS) has a much more restricted geographic coverage but provides a continuous AIS acquisition, which is by default transmitted every second (generally down-sampled when archiving, in our case every three minutes).



**Figure 14.** AIS logs archived during the 2012-2013 RHUM-RUM experiment. Each green dot is a ship registered position. (a) Satellite AIS collected by CLS. (b) Terrestrial AIS mainly collected by an antenna on La Réunion Island (green triangle; probable location extrapolated from the shape of the area covered by the antenna) during November 2013 (courtesy sample provided by Marinetransit – [www.marinetraffic.com](http://www.marinetraffic.com)). The Terrestrial AIS offers continuous coverage of a much smaller area than the Satellite AIS. Unfortunately, RR04 and RR27 failed, leaving RR03 and RR28 as the best candidates to exploit this dataset. The choice was made to focus on RR03 (in purple).

For this thesis, two AIS datasets have been used: (i) A satellite-based dataset which was purchased from *Collecte Localisation Satellites* (CLS), a subsidiary company of the *Centre National d'Études Spatiales* (CNES). This dataset covered the whole experiment both in time and space (Fig. 14a – <http://www.sat-ais.org>). It provides ship status every hour on average, but gaps of three or more hours are common in the database. Because of long-duration gaps, ship positioning can be inaccurate when interpolating positions between two logs. (ii) A terrestrial-based AIS dataset completes this first satellite dataset, kindly obtained as a free sample from *Marine Traffic* (<https://www.marinetraffic.com/>). This second dataset provides a dense coverage, but limited to a small area around La

Réunion Island and covering only the month of November 2012 (Fig. 14b). All those features are summarized in Table 1.

**Table 1.** Comparison between the T-AIS and S-AIS datasets used in this thesis.

| T-AIS  | S-AIS  |
|--|--|
| Local coverage<br>(around La Réunion Island) | Global coverage<br>(~2000x2000 km <sup>2</sup> ) |
| Continuous recording<br>(~ every 3 minutes)  | Intermittent recording<br>(~ every hour)         |
| One Month<br>(November 2012)                 | One Year<br>(Nov. 2012 – Nov 2013)               |
| ~ 200 000 logs                               | ~ 3 600 000 logs                                 |

## Ship trajectory extraction

The usual workflow consists in first finding a ship which passes close to an OBS (within a given criterion of distance for instance) and then to look at the seismological data in the corresponding time segment. To that end, AIS logs must be automatically processed. They are first grouped by ships and sorted by time. As ships can leave the monitored zone, logs are then split if too much time is observed between two logs (24 hours is used as the maximum duration between two consecutive logs to consider that they are part of the same route). This results in routes (or trajectories) consisting of consecutive AIS logs of a unique ship.

To compare ship routes with the seismic data from a particular OBS of interest, the routes are then projected in a local coordinate reference system centred around the OBS (azimuthal equidistant projection is used). In that coordinate reference system, Euclidian geometry is finally used to measure useful metrics such as the time when a ship enters and leaves an area or its Closest Point of Approach (CPA) relative to the OBS. For example, it can be chosen to only consider ships with a CPA of less than 15 km and to keep their trajectory while they are at less than 30 km away from the OBS. This trajectory in the local coordinate reference system can then be compared to the seismological signal during the same period.

## Conclusion

This thesis looks for correlations between seismological records and AIS data acquired during the RHUM-RUM experiment between November 2012 and December 2013.

Ocean-bottom seismometers are versatile instruments embedding four-component instruments (a hydrophone and a three-dimensional seismometer) capable of recording the wavefield up to a few tens of Hz on the ocean floor for long durations. Their simple deployment procedure implies that their orientations and exact localisations on the ocean floor cannot be determined during the deployment phase

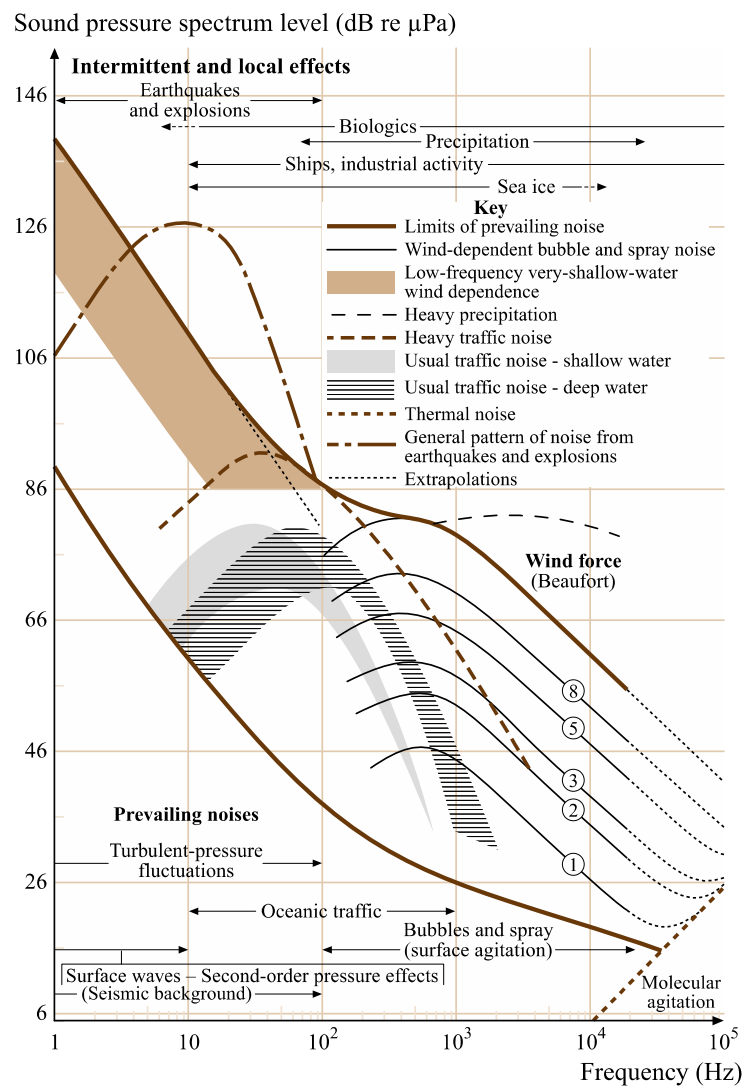
without time-expensive procedure. Methods relying on the analyses of the recordings are generally preferred for large deployments such as the RHUM-RUM experiment.

Ship of 300 gross tonnage or more must continuously stream their positions and status through an AIS transmitter. AIS logs can be received either by other AIS equipped ships, by terrestrial antennas on coasts (T-AIS) or by dedicated satellites (S-AIS). Two AIS data sets have been acquired: a terrestrial dataset only covering the area around La Réunion Island for the sole month of November 2012 and a satellite dataset covering the whole area for the whole duration. The RHUM-RUM experiments occurred at the beginning the S-AIS development. While S-AIS already allowed at that time a global spatial coverage, the time rate of ships position acquisition was quite low ( $\sim 1$  pt/hr). For that reason, in further analysis, the T-AIS dataset has been preferred when accurate positioning of the ships (at a few tens of metres) was needed, *e.g.* for calibration purposes, and the S-AIS when a large volume of passing ship was required, *e.g.* for statistical analyses of the developed methods.

# 2

## The ocean soundscape

Historically, the study of waves first started with the study of short duration *events* (acoustic pulses, earthquakes, etc.). Later on, it was discovered that the *ambient noise* continuously recorded by sensors was not just a useless chaotic noise, but a coherent signal that may be a source of information. Describing both the seismic *events* and the *ambient noise* origins and levels, recorded by a sensor is required to get a full acoustic picture at a particular location, or more precisely, to characterise its seismo-acoustic soundscape.



**Figure 15.** Composition of ambient background noise in the oceans, along with typical acoustic events according to Wenz (Wenz 1962, Kuperman & Roux 2014). Both Ocean and Earth-related signals are presented here.



Once landed and in recording position, OBSs record all waves at the ocean floor boundary. While OBSs have been designed to record signals coming from the deep earth, they are also at a privileged location to record signals originated from the ocean. This way of thinking is simplistic as the acoustic fields in the liquid ocean and the solid Earth are tightly coupled: waves travelling into the Earth are refracted into the Ocean and inversely.

The hydroacoustic community was the first one to make a systematic inventory of recorded events and noises into the ocean (Wenz 1962). This inventory is quite comprehensive and already included Earth-related signals (Fig. 15). We will go into the details of this inventory, first from a seismological point of view, thus focusing on what OBSs are meant to record. Then we will discuss which oceanic sources can also be recorded by OBSs within a hydroacoustic perspective. The crossover between the hydroacoustic and seismologic communities is dictated by the frequency limit of the instruments used in each field, which, interestingly is around 10 Hz (up to 100 Hz in seismology and down to 1 Hz in hydroacoustic). Finally, a frequency band of interest will be determined, and the targeted sources determined.

## Seismological noise sources

Ocean-bottom seismology implies to deal with sources of noise and events traditionally recorded on land but augmented by supplementary specific sources of noise and events coming from physical and biological ocean activities. Seafloor background noise can be divided into three frequency bands which correspond to three dominant processes:

- The **infragravity wave** frequency band. Infragravity waves are oceanic surface waves of periods between 30 to 300 seconds (Munk 1950). The wavefield implied by their propagation at the ocean surface implies both particle motion and pressure variation on the ocean floor. These waves are powerful enough to excite Earth's free oscillations, which can be detected by high-quality OBSs as a noise called seismic hum (Deen *et al.* 2017). At that frequency, ocean currents also imply motion noise but no pressure noise.
- The **microseism** frequency band. The microseismic noise can be recorded everywhere on Earth, both on land and in the ocean. It is particularly present in the ocean as it is generated by the ocean gravity waves which, by nature have periods between 1 to 30 seconds (Munk 1950). Gravity waves are what we, humans, think of when talking about ocean waves. Two processes allow to transfer the surface motion of ocean waves to the ocean-bottom (Ardhuin *et al.* 2015). The primary microseismic noise is generated by the interaction of ocean waves with the ocean floor in coastal areas, and has the same frequency than the ocean waves (generally 8-20 s). The secondary microseismic noise is generated by the interaction among ocean waves of similar wavelengths travelling in opposite directions (Longuet-Higgins & Jeffreys 1950, Hasselmann 1963, Ardhuin *et al.* 2011), which produces standing waves in the open ocean and a signal of double the frequency of ocean waves (generally 3-10 s). This noise is transmitted to the ocean floor as pressure waves which then generate surface waves propagating in the ocean and continental crust.

- The **high frequency** band. Above 1 Hz, the noise is dominated by ships, marine fauna, wind, and seafloor currents. Impulsive events of broad frequency range such as earthquakes, icequakes and landslides can also be recorded. This is a very rich band full of exotic signals in a classic seismological perspective.

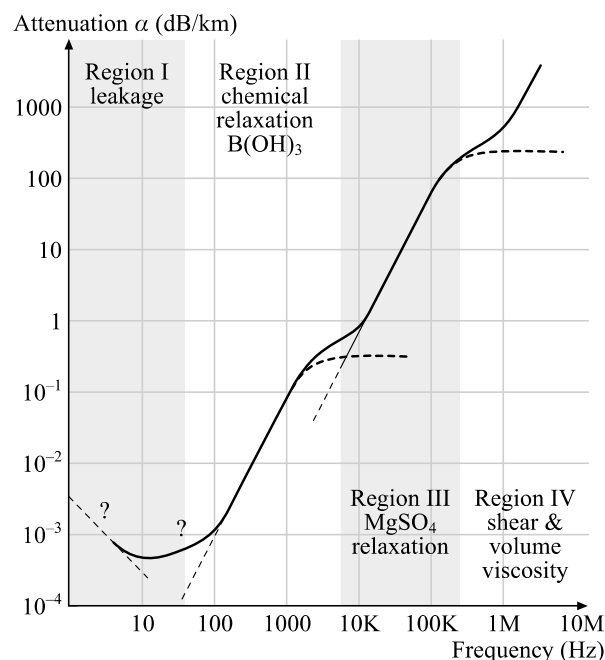
Those three dominant processes are summarized in Table 2.

**Table 2.** Composition of the background noise in the oceans within a seismological perspective.

| Frequency Band   | Low  | Medium      | High  |
|------------------|--|-------------|---|
|                  | 300 s  | 30 s        | 1 Hz<br>100 Hz  |
| Background noise | Infragravity waves, seafloor currents, seismic hum | Microseisms | Shipping, baleen whales, wind, seafloor currents, “exotic events” |

## Hydroacoustic noise sources

The ocean is far from being a quiet and silent place. Numerous kinds of acoustical sources can be found in this thick water layer. Due to the efficiency of sound to travel into the water, it is the privileged way that numerous species have chosen to communicate, and to “see” through echolocation. While light can penetrate about 200 m, acoustic waves can travel hundreds of kilometres before being totally attenuated.



**Figure 16.** Seawater sound attenuation (Urick 2013, Kuperman & Roux 2014). Different chemical and physical processes explain the fact that seawater is much more transparent at low frequency. This graph should evolve toward a more transparent ocean because of the rise of CO<sub>2</sub> levels and ocean acidification (Hester *et al.* 2008).

The acoustic landscape is highly dependent on the frequency band of interest. The frequency acts on two main factors. First, each type of source has its natural frequency band of emission. Second, the attenuation of waves by seawater highly depends on the frequency content (Fig. 16). While low frequency waves (*e.g.* a blue whale singing at 15-20 Hz) can travel hundreds of kilometres, high frequency waves (*e.g.* a sperm whale clicking at 5-25 kHz) can be attenuated after several hundreds of metres.

The ocean soundscape can be arbitrarily divided into three bands of very distinct properties following Hildebrand (2009).

- The **low** frequency band (from 10 Hz up to 500 Hz) corresponds to sounds that can travel thousands of kilometres, hence at oceanic basins scale. The background noise in that frequency band is dominated by anthropogenic sources: merchant ships and seismic exploration.
- The **medium** frequency band (from 500 Hz up to 25 kHz) corresponds to sounds that can travel tens of kilometres, hence at a local or regional scale. The background noise in that frequency band is dominated by sea surface agitation (breaking waves, sprays, bubbles, and rainfall). Sonars and small vessels also contribute to the background noise in this band.
- The **high** frequency band (from 25 kHz up to 60 kHz) corresponds to very local sounds as the attenuation becomes extreme. Above 60 kHz, thermal noise (or Brownian motion) becomes the dominant source of noise.

Those three bands are summarized in Table 3.

**Table 3.** Composition of the ocean background noise within a hydroacoustic perspective (Hildebrand 2009).

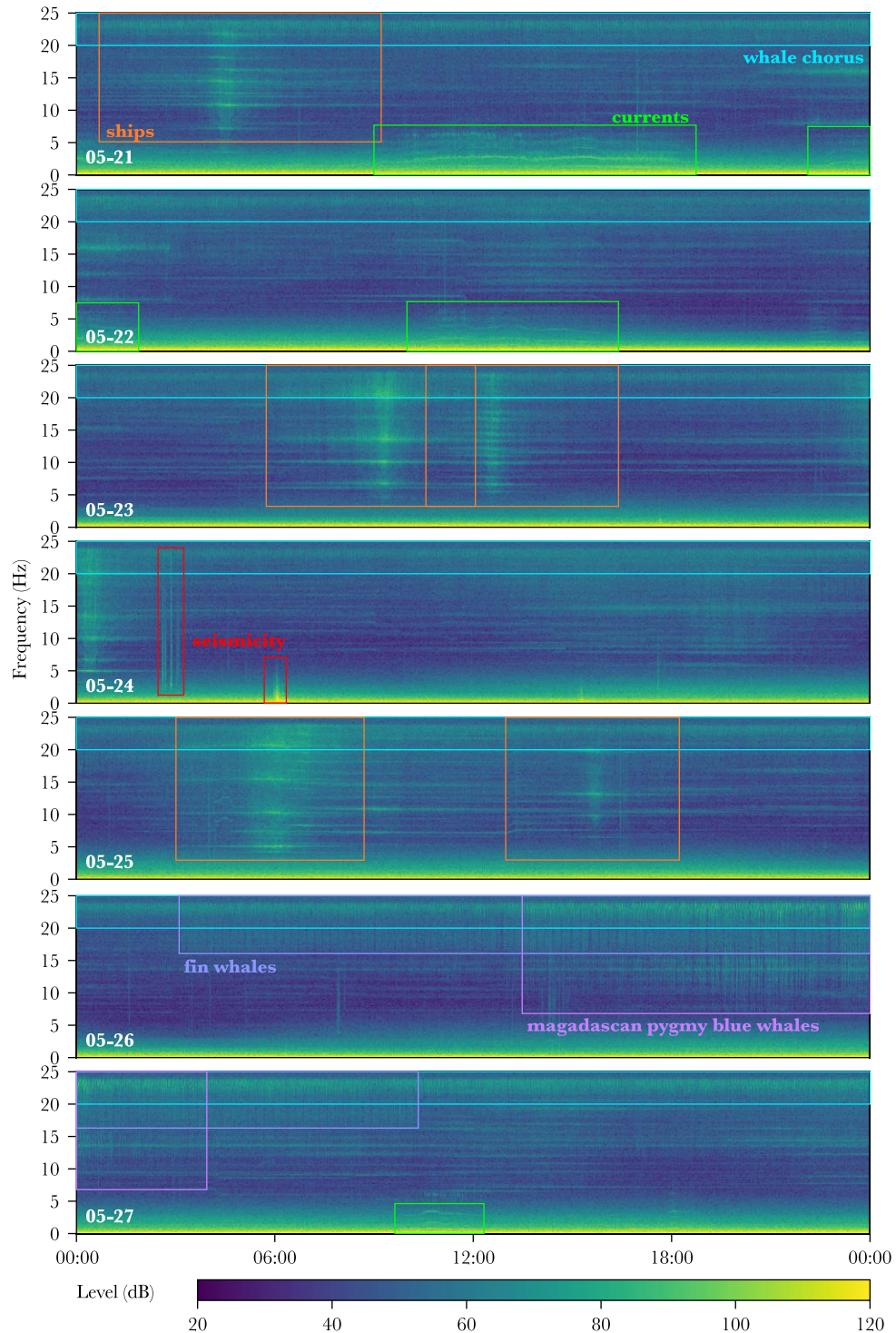
| Frequency Band   | Low<br>10 Hz                             | Medium<br>500 Hz                             | High<br>25 kHz | High<br>60 kHz                       |
|------------------|--|--|----------------|--------------------------------------|
| Range            | ~ 1000 km                                | ~ 10 km                                      |                | ~ 1km                                |
| Background noise | Commercial shipping, seismic exploration | Sea surface agitation, sonars, small vessels |                | Sea surface agitation, thermal noise |

## Sources observed by the RHUM-RUM network

### Bandwidth of interest

In this thesis, we focus on sources of waves that are traditionally not studied in seismology. From the previously exposed literature, most exotic sources (in a seismological perspective) are recorded above 1 Hz. On the other side, the upper boundary of investigation in terms of frequency is limited by the sampling rate of the OBSs. This is why, in this thesis, the investigated bandwidth is restricted to frequencies ranging from 1 to 50 Hz. In the Southern Indian Ocean, this bandwidth corresponds mainly to the following acoustical sources: ships, baleen whales, and sea ice activity

(Tsang-Hin-Sun *et al.* 2015). While this “high frequency” band is often filtered out by deep Earth seismologists, this frequency band is called “ultra-low frequency” in the hydroacoustic field and is considered as the lower limit band of study.



**Figure 17.** Ocean soundscape recorded at OBS RR03 during a full week during the end of May 2013 (May 21 to 27, 2013). This period corresponds to the beginning of the baleen whale’s migration in the area close to La Réunion Island. Most observed sources can be seen on this plot: ships (in orange), baleen whales (in blue), seismicity (in red), and, in the case of this DEPAS OBS, water currents induced by the swinging of the head buoy of those instruments (in green) (Simon C. Stähler *et al.* 2018). *Links toward Figs. 52, 56 and 59.*

To explore the recordings of the OBSs deployed for the RHUM-RUM experiment, looking at the spectrograms with a linear scale in frequency allows to nicely display the frequency content between 1 and 50 Hz (the content between 0 and 1 Hz is also displayed but crunched in the lower part of the spectrogram). A careful examination of the recordings shows that there are several patterns, highlighted by the spectrogram, corresponding to different types of sources that can be identified and classified (Fig. 17). The most frequently observed signals recorded by the RHUM-RUM network are (sorted in descending order of importance): ships, baleen whales, different types of seismicity, and, for the DEPAS OBSs, artefacts due to water currents. Each of those sources has distinct characteristics and spectral content.

## Ship noise

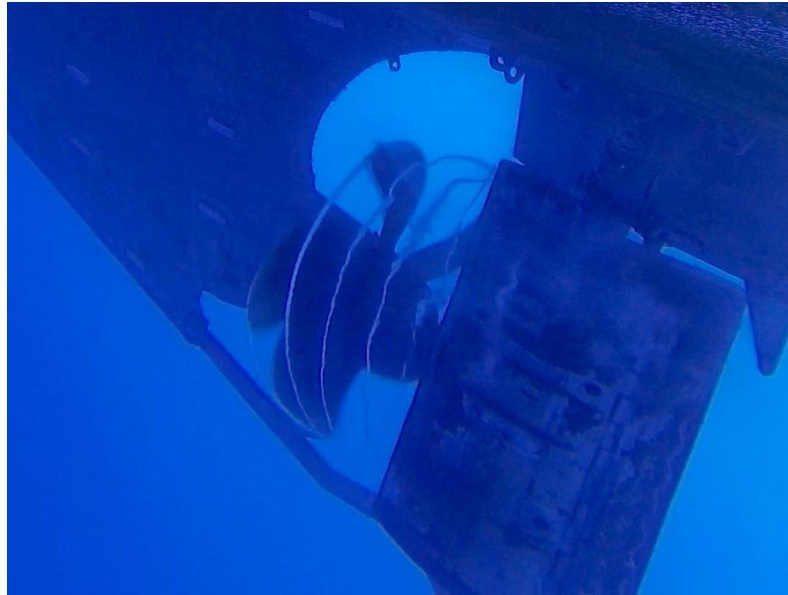
Ships crossing the ocean have to withstand the mighty power of the sea and its changing weather. They are generally sized accordingly. In this manuscript, ships will refer to sizeable vessels of at least a few tens of metres, usually merchant ships which are the dominating type of ships travelling in the middle of the oceans. Merchant traffic has considerably increased both in ship numbers and in ship size during the last decades. The impact of this growth is a steadily increase of ambient ship noise at an exponential rate of 3 dB per decade (Hildebrand 2009). Noise radiated by a ship is mainly due to its propulsion system together with its engines. Ship noise mainly contributes to ambient noise at frequencies below 200 Hz (Ross 1976). Several elements of ship propulsion systems and physical effects explain the rich composition of ship noise:

- **Cavitation** of the propeller blade is a significant noise mechanism across all frequencies, and consists in the formation of small vapour-filled cavities due to rapid changes of pressure in a fluid (Fig. 18). Those cavities are created at locations where the pressure drops below a critical value. When subjected to higher pressure, the cavitation “bubble” collapses and can generate powerful shock waves. Noise emitted by the cavitation is by nature broadband. When generated by a propeller, this noise also contains tonal components which are related to the blade passage frequency and higher harmonics. Cavitation noise is usually the dominant source of low frequency signal at cruising speeds (Arveson & Vendittis 1999).
- **Rotational** and **reciprocating** machineries such as diesel engines or generators, pumps, fans, blowers, and other auxiliaries, produce sharp pulses at constant repetition rates, resulting in multiple harmonics of the repetition frequency. The quality factor of this kind of noise is usually better than cavitation-generated noise (narrower peaks). Note that when the diesel engines are directly connected to the shaft, the engines are usually closer to the ship hull and noise is better communicated to the ocean. Diesel-electric transmission is known to be quieter.
- **Hydrodynamic flow** over the ship’s hull is a broadband sound-generating mechanism, especially at high speed.

All those mechanisms produce two types of noise: broadband or tonal components. The overall noise spectra can be considered as a superposition of a quite flat broadband noise and a set of tonal peaks made of fundamentals and harmonics (Fig. 7). The

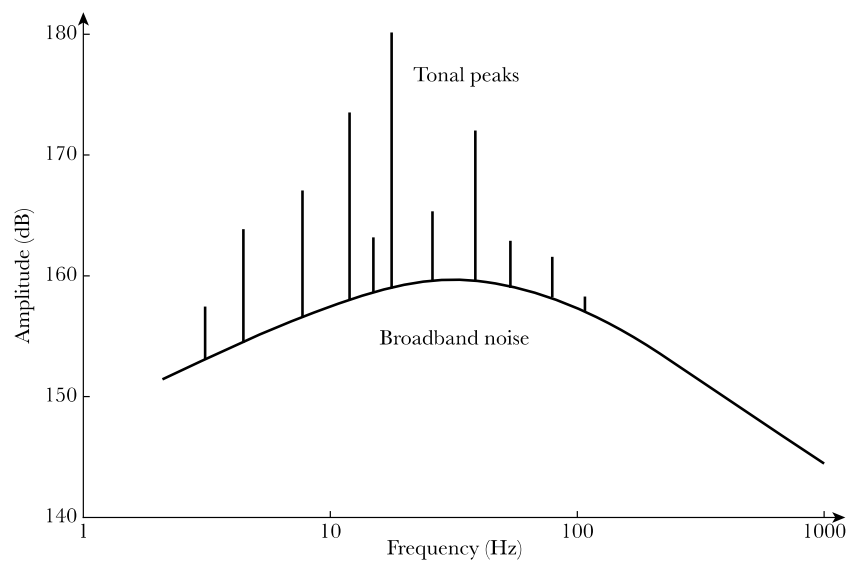


broadband base reaches its maximum at around 50-150 Hz (Ross 1976). Maximum peak spectral levels for commercial ships are usually in the frequency band of 10 to 50 Hz and range from 140 dB (re  $\mu\text{Pa}^2/\text{Hz}$  @ 1 m) for small fishing vessels up to 195 dB for supertankers (NRC 2003).



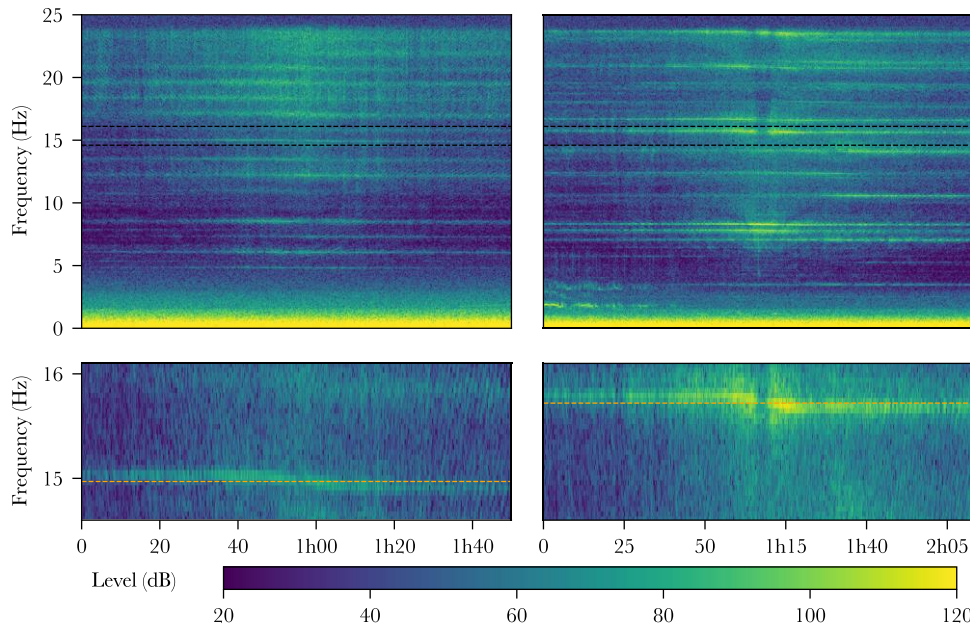
**Figure 18.** Cavitation generated by the propeller of the *R/V Meteor* during the RHUM-RUM recovery cruise. This phenomenon is due to a rapid pressure drop at the blade tips and produces high broadband acoustic noise.

The noise structure produced differs a lot from a ship to another (Fig. 20a and b) and was thought to be used as an acoustic signature. Unfortunately, the status of the ship such as its loading and speed may induce some variability in the spectral peaks and affect considerably the noise structure. Resuming the noise emitted by a ship to a simple spectral curve is not stable and robust enough (see *Chapitre 7 – Ré-identification de navires*).



**Figure 19.** Schematic view of the ship noise content. It is composed of a broadband base from which emerge tonal peaks. Peaks' frequencies are linked to the blade rate or to the repetition frequency of onboard machinery.

Besides the ship speed that controls the frequency of monochromatic bands, another effect that slightly distorts ship noise spectra is the Doppler effect. This latter slightly shifts the tonal peaks according to the relative speed between the ship and the receiver (Fig. 20c and d). Frequencies are slightly higher when the vessel is approaching from the recording system and slightly lowered as soon as the source is going away from the receiver. The frequency shift (typically of the order of a few tenths of Hz at 10 Hz for those ships travelling up to 25 knots) can be used to estimate the ship speed, but the results can be skewed by the fact that the peak frequencies can also change due to any engine speed change.



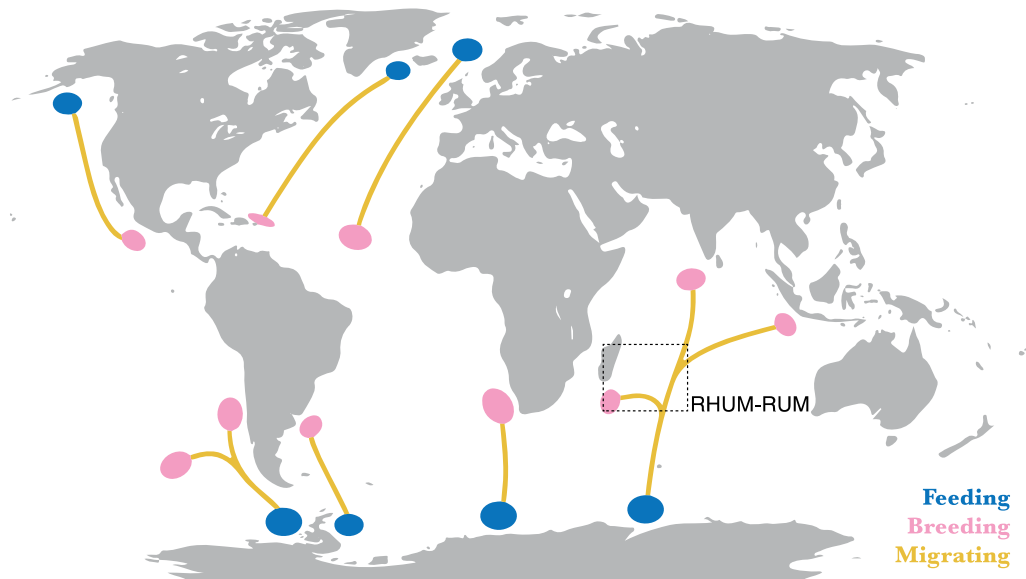
**Figure 20.** Examples of Doppler effects visible on hydrophone recordings of two ships passing near RR03. (a & b) Spectrograms when the two ships are at less than 30 km from the OBS. The first one (a) passes at about 3 km of the OBS and the second one (b) at about 6 km of the OBS. CPA time location is at the centre of the spectrograms. Different narrow-band peak structures can be observed for each ship corresponding to the activities of the propellers and blades. (c & d) Frequency zoom on the black dashed area: due to the Doppler effect the frequency peaks slightly shift around the true emitted frequency (extrapolated dashed orange line). The Doppler effect is null when the ship is travelling perpendicular to the OBS, hence at its closest point of approach.

## Baleen whales' vocalizations

Baleen whales (Mysticetes) are migratory animals. During the summer, they travel toward cold waters to feed and migrate in winter toward hot waters to breed (Fig. 21). Whales can be found in most oceans, but their presence highly depends on the period of the year. Whales use vocalizations (or calls) to interact, especially during the mating season. Whales' calls usually have a quite low frequency contents which allow whales to communicate up to hundreds of kilometres.

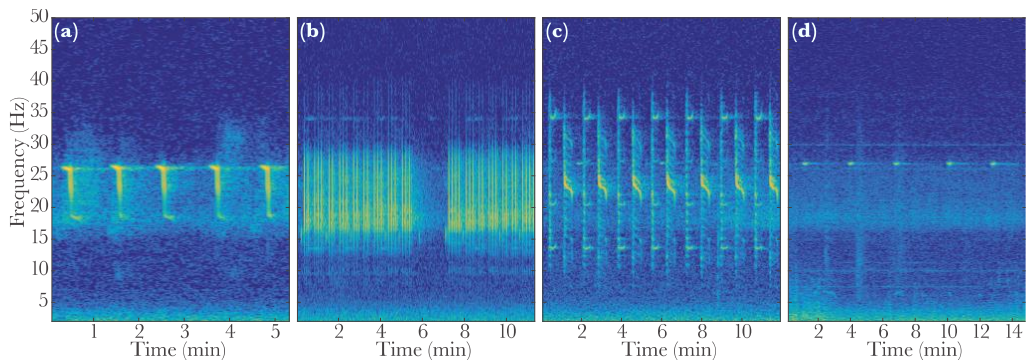
The RHUM-RUM experiment location and the useable frequency bandwidth of the OBSs allowed to record, detect and identify mainly three species of whales (Fig. 22): the Antarctic blue whale (*Balaenoptera musculus intermedia*), the fin whale (*Balaenoptera physalus*) and the Madagascan Pygmy blue whale (*Balaenoptera musculus breviceauda*). Each species has a unique and usually very small set of stereotyped calls. This makes identifying a whale quite easy and bolsters the use of acoustics tools to study

whale populations (McDonald *et al.* 2006). Some P-calls can also be observed, but no association to a precise species has yet been done.



**Figure 21.** Migratory routes of blue whales. Other whales have different migratory routes, but the common pattern is to head to the Arctic/Antarctic in summer and to head to hot areas in winter. RHUM-RUM experiment is located on a breeding and migratory area, and a variety of species can be observed according to the period of the year. Adapted from [www.offthemap.travel](http://www.offthemap.travel).

Generally, whales sing without interruption during hours. Those whales sing at a few tens metres depth and cyclically need to breathe while singing. A whale *concerto* hence is composed of sequences of vocalizations separated by intermissions. The timing of the vocalizations inside each sequence and the duration between each sequence is very specific to each species (McDonald *et al.* 2006).

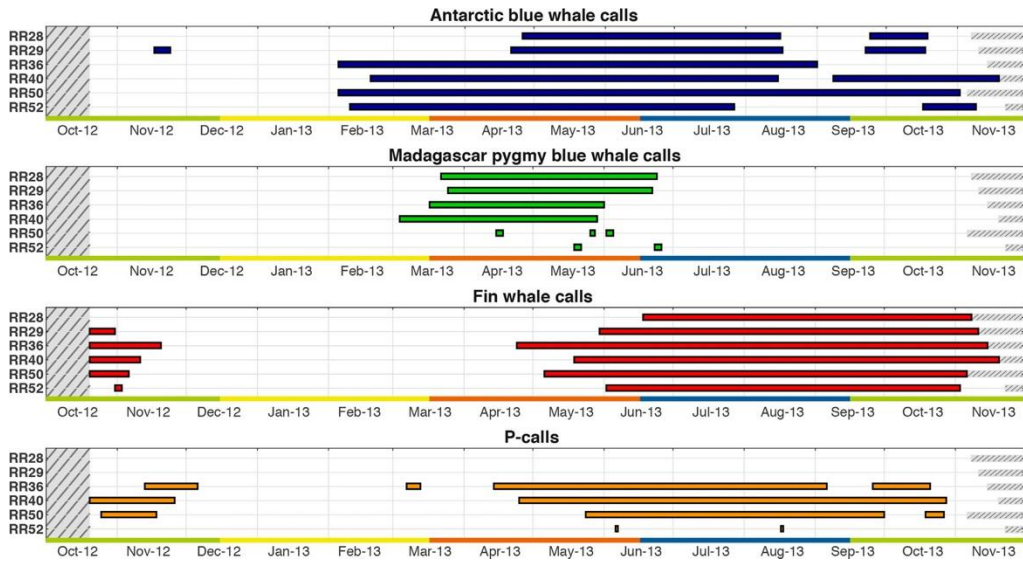


**Figure 22.** Different whale species recorded above the Southwest Indian Ridge during RHUM-RUM experiment, adapted from (Dréo *et al.* 2018). (a) Antarctic blue whale. (b) Fin whale. (c) Madagascan Pygmy blue whale. (d) Unknown P-call. Note that the fin whale on (b) stops singing around the 6th minute most likely to breathe at the surface. The duration of that break is characteristic of a species and is called the inter-series interval (ISI). Those recordings come from the few OBSs which were operating at 100 Hz. For other OBSs, the spectrogram is truncated at 25 Hz for DEPAS instruments and 31,25 Hz for INSU instruments.

During a full year of recordings, RHUM-RUM experiment allows to map the area and time where those types of calls can be observed (Fig. 26). Each species was detected in the area during a particular period, either because it was migrating in the area or because it was breeding. During the period where baleen whales are numerous over RHUM-RUM instruments, their vocalizations produce a cheerful hubbub which bio-acousticians call “whale chorus” in which individual calls are hard to detect. It is



important to note that the sampling rate used by the DEPAS OBSs crucially limited their ability to observe Antarctic blue whales calls and P-calls as the most energetic part of those calls are located above 25 Hz.



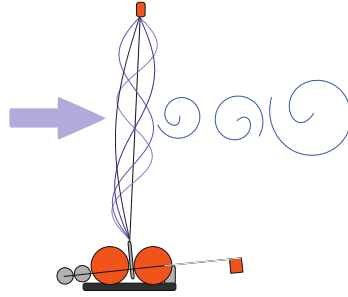
**Figure 23.** Spatio-temporal distribution of baleen whale vocalizes on the RHUM-RUM network, adapted from (Dréo *et al.* 2018).

## Seismicity

Local and regional earthquakes or other seismic events recorded between 1 to 50 Hz correspond to broadband frequency signals of very short duration. Teleseismic events are better recorded below 1 Hz. Those signals of very short duration are out the scope of the present work. As their durations are short (few seconds to few tenths of seconds) compared to the long duration of the continuous ship noise (several hours), they did not parasite too much the signal used nor the developed methods which usually analyse longer duration signals.

## Water currents

Building a noise-free OBS is a daunting task. The LOBSTER instrument from the German DEPAS pool has been designed with a head buoy to simplify its recovery at the ocean surface. Thanks to this head buoy, those OBSs can be easily dredged and brought on the ship deck. Unfortunately, the buoy is connected to the OBS through a ~10 m long rope, which slightly pulls the OBS vertically during the recording phase. The head buoy is driven by ocean currents and may swing above the OBS, producing tonal signals from 1 to a few Hz which are demonstrated to occur every 12 hours and probably linked with local tide currents. The resonance modes of the rope can be parametrized and modelled by the buoyancy of the head buoy and the length and weight of the rope (Simon C. Stähler *et al.* 2018). The rope oscillation intensity varies with the current strength and could be used to monitor current on the seafloor. Furthermore, the analysis of the seismic polarization clearly shows a linear polarisation during the strongest tide-induced signals that may help to recover the current direction on the seafloor. This signal mainly produced motion noise on the seismic sensor but can also be recorded on the pressure component.



**Figure 24.** Water currents exciting the head buoy of a DEPAS OBS, generating harmonic signals due to the different possible rope resonance modes. Adapted from (Simon C. Stähler *et al.* 2018)

## Conclusion

Ocean-bottom seismometers are capable of recording both seismological and oceanic sources within the frequency range of acquisition. Two main oceanic sources can be observed between 1 and 50 Hz at almost any location: ships and whales.

Ships produce continuous noise which spectral structure that can be thought as several tonal peaks overlying a wide band signal. Tonal peaks are mainly generated by rotational and reciprocating machinery and produce a high-intensity harmonic structure. When signal to noise matters, this part of the ship signal is generally analysed because tonal peaks stand out of the background noise more easily. The wide band noise is mainly generated by the hydrodynamic flow and the base of the harmonic structure. Wide band signal is useful for correlation or interference analysis but is less energetic in the case of ship noise.

Whales produce impulsive stereotyped events characteristics of each species. The analysis of whale calls is a good way of studying marine mammal behaviours, to track individual whales or to study their migrating routes.

Other sources can also be observed but this thesis will focus on the analysis of ship noise because ship positions can be obtained by their AIS data, providing a unique ground truth for comparison. Whale calls will be discussed as possible extension of the methods developed for ships.



# 3

## Acoustic wave propagation in the ocean

---

This chapter investigates how acoustic waves travel from the sources to the receivers, from the top (ships, whales) to the bottom of the ocean (OBSs). Understanding the propagation of these waves is primordial to develop well-adapted methods capable of measuring features of interest such as source distances and directions relative to an OBS. Information is limited as the spacing between OBSs in deployments such as the RHUM-RUM experiment is large ( $\sim 200$  km). It generally implies that a source is recorded by a unique instrument. Taking advantage of the physical properties of the propagation of waves in the ocean and using the four components of OBSs, measuring distances and directions can still be achieved.

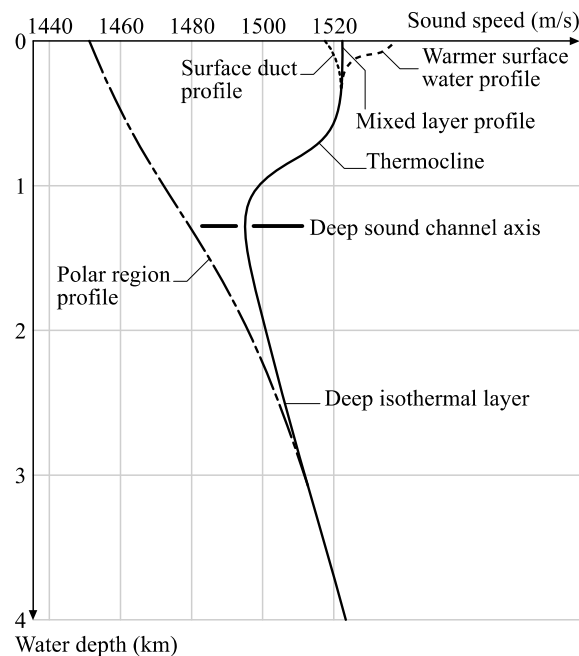
Water waves can reach the same location by different paths. The analysis of those paths can be used to estimate distances provided the use of an appropriate model able to predict accurately their time of arrivals. Possible paths and the time that waves take to travel along them mainly depend on the ocean sound speed across the water column which is investigated in detail. Predicting the levels of the different possible paths allows to forecast which relevant paths must be taken into account. Amplitude estimation of the different arrivals is more complicated as it involves accurate modelling of the reflections at the ocean surface and bottom. Thus, a numerical method based on ray tracing is proposed to solve the propagation problem. The solution can also be approximated by a simplified model which gives satisfying results for time of arrival predictions. Unfortunately, the sound emitted by continuous sources like ships makes any direct measurement of time of arrival complicated. Time *difference* of arrival can nevertheless be measured thanks to cepstrum analysis, which is presented here in the context of oceanic recordings. Finally, the levels of the different arrivals for the four components of the OBS are compared and explain how the different components can be used in a complementary way.

Due to the complexity of the bathymetry, the focus will be put on oceanic basins. In those wide flat areas, the propagative model can be at first approximation considered range-independent, or, in other words, well approximated by a unique vertical 1D model. The 1D model consists of a vertical sound speed profile and two reflection models for the ocean bottom and ocean surface. Theory will be applied to the case of the station RR03, which lies in a flat oceanic basin at 4340 m deep, and which is located in an area of high ship traffic and high T-AIS coverage.

## Sound speed profile in the water column

In the ocean, wave propagation is impacted by spatial variations of the wave celerity which affect the sound propagation by bending propagative paths. The sound speed of seawater depends on its temperature, its hydrostatic pressure, and, to a lesser extent, its salinity. Those physical properties both evolve in space and time (except for the hydrostatic pressure which almost only depends on depth). Spatially, strong vertical variations can be observed in the water column (Fig. 25). Large variations can also be observed laterally, but at larger scales. Temporally, diurnal cycles, weather changes, and seasonal changes impact the ocean at different depth scales through variations in temperature or salinity. Their variations are due to different mechanisms.

**Temperature** variations in the water column are mainly controlled by the heating of the ocean surface by the sun. Sunlight energy is mainly absorbed by the first centimetres of the oceans. Depending on weather conditions, waves and surface currents mix water, resulting in a relatively uniform temperature in the first 100 m. During calm days, if the surface is particularly cold (winter) or hot (summer), there can be an important temperature gradient. Below this mixed layer, the temperature is no more impacted by diurnal effects. To accommodate with colder deep waters, the temperature drops gradually through a layer called the thermocline, whose thickness varies with latitude and seasons. It can be inexistent at high latitudes or reach more than 1000 m deep at lower latitudes. Below the thermocline, the seasonal variation due to the action of the sun does not affect the temperature anymore. The temperature stabilizes into a deep, almost isothermal layer at temperatures of a few degrees Celsius above zero.



**Figure 25.** The sound speed profile is the vertical variation of wave celerity in the water column. It varies along with climatic, meteorological, and diurnal changes. Those changes both occur temporally and spatially on the globe. Adapted from (Kuperman & Roux 2014).

**Salinity** variations are due to differences in the balance between evaporation and precipitation at the surface. As for the temperature, salinity is mixed in the first 100 m and evolves rapidly for the following few hundreds of metres, forming a layer

called the halocline. Areas affected by little rain precipitations and warm dry winds cause a lot of evaporation resulting in saltier areas with decreasing salinity in the halocline. On the other hand, areas subjected to large precipitations or located near coasts, where rivers bring freshwater into the sea result in less salty oceanic areas with increasing salinity in the halocline. This explains why surface salinity is lower at the poles (freshwater brought by ice melting and little evaporation) and higher at low latitudes. Much of the ocean surface salinity is between 31 and 38 ppt (g/kg). Below the halocline, salinity stabilizes around 35 ppt.

**Pressure** linearly increases with depth. To be perfectly accurate, it is linked to the weight of the water column above the considered depth and is equal to the integral of the seawater density which slightly varies. **Density** variations are the consequence of the three first parameters. Density decreases with temperature but increases with salinity and pressure. Water is almost incompressible, but at really high pressure its density increases. At 6000 m, the water is about 3% denser than at the surface. Temperature and salinity also have an impact on density but to a smaller extent. Density dictates buoyancy which can both stabilize the water column, producing a strong stratification of the water column, or create vertical currents. As for temperature and salinity, rapid changes in the first few hundred metres of the ocean generally occur. This layer of change is called the pycnocline. Surface density ranges from about 1020 to 1029 kg/m<sup>3</sup> and can reach 1050 kg/m<sup>3</sup> and more in deep ocean waters.

**Sound speed** can be computed from the temperature, salinity, and pressure thanks to empirical equations (Del Grosso 1974, Chen & Millero 1977, Mackenzie 1981). An increase in temperature, salinity, or pressure produces an increase in the sound speed of seawater. In the oceans, the sound speed can vary from about 1450 up to 1550 m/s. Velocity in the first 100 m greatly depends on weather conditions. If the water is mixed, the celerity slightly increases with the pressure in this layer; otherwise, it can vary depending on the water surface temperature (Fig. 25). Below the mixed layer, the thermocline is the main structure controlling the seawater sound speed. In most cases, the thermocline is strong enough so that sound speed decreases (except in polar regions). In the deep isothermal layer, the linear increase of the hydrostatic pressure takes over and the sound speed increases. This creates a low-velocity zone called the *deep sound channel* (DSC) or *SOFAR* (SOund Fixing And Ranging). As waves tend to bend toward areas of lower celerity, waves can be trapped in the ocean and guided along the DSC.

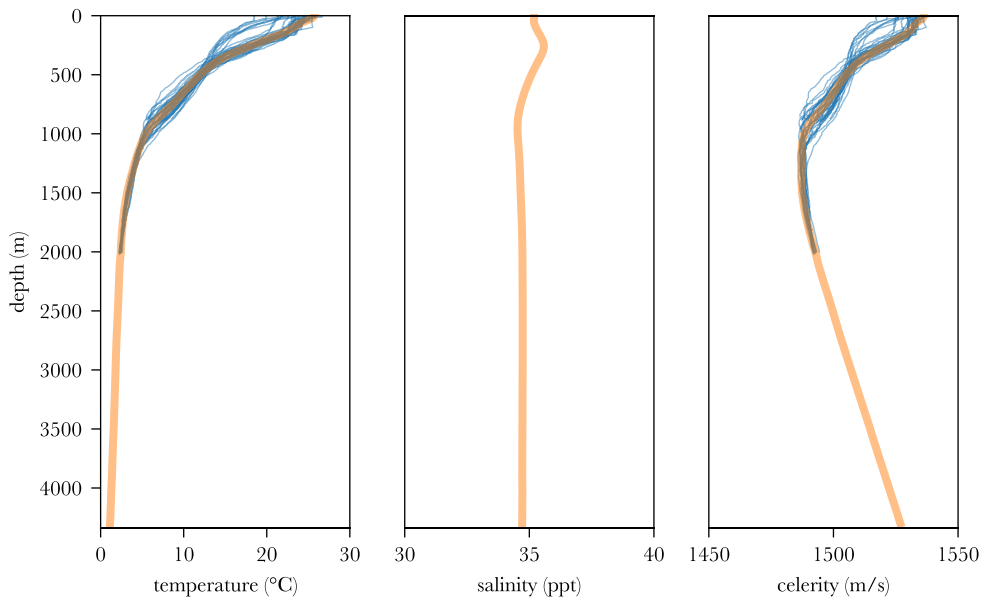
During the RHUM-RUM experiment, numerous scans of the water column were performed (Fig. 26). For that purpose, CTD measurements were used during the deployment mission in autumn 2012 and XBT measurements were used during the recovery mission in autumn 2013. CTD instruments measure the conductivity, temperature and pressure, hence their name (**D** stands for Depth which is closely related to pressure). CTD measurement is performed as the ship is immobile. The instrument is lowered into the water with a cable and allows to scan seawater properties. XBT stands for *eXpandable BathyThermograph* and does not require the ship to be stopped for acquiring the data. This simpler solution consists in dropping a small probe into the ocean. The sink rate of the probe being well calibrated, the time of free fall allows to retrieve the depth of the probe. The probe only measures temperature, which is generally enough to estimate the sound speed with an acceptable accuracy. Temperature measurements are continuously transmitted through the unrolling thin copper wire which breaks when the probe reaches its final depth. XBT measurements

are less accurate but much simpler to perform and are not cruise time consuming since they do not need to slow down or stop the ship.

If no measurements are available, statistical profiles built on archives of oceanographical measurements can be used. The more complete one is the World Ocean Atlas (WOA), which is based on the World Ocean Database (Locarnini, R. A. *et al.* 2018, Zweng, M. M. *et al.* 2018). This latter gathers all available datasets on the ocean physical and chemical properties since 1955. The WOA (which is regularly updated) consists of a 4D worldwide map and includes latitude, longitude, depth, and seasonal time as dimensions. The profile obtained at the RR03 location in autumn fits very well with the measurements made during the RHUM-RUM experiment (Fig. 26).

It can be observed from the profiles that during the North Hemisphere autumn, in the RHUM-RUM area, the seawater has been considerably heated by the sun resulting in an important thermocline (Fig. 26a). Salinity is quite neutral, meaning that evaporation is quite balanced with precipitation (Fig. 26b). The well-developed thermocline results in a low-velocity zone with a DSC depth of about 1300 m (Fig. 26c). At shallow depth (below 400 m), the temperature curve shows two main patterns which correspond to two areas of different oceanographic properties. Below 1000 m profiles stabilize around the same values. This shows that using a regional model to extrapolate the sound speed profile below 2000 m is reasonable.

The profile from the WOA for the station RR03 during autumn interpolated from the data between 2005 and 2017 will be used as a reference profile from now on.



**Figure 26.** Sound speed profile for the RHUM-RUM experiment during autumn. In blue measurement acquired in October 2012 and November 2013 at different locations. Salinity was unfortunately not easily recoverable from CTD measurements and by nature not measured from XBT measurements. In orange, the statistical profile from the WOA at the location of the station RR03. Some variability can be observed especially at low depth. Two main units with an important difference in temperature around 200 m can be observed and probably correspond to two distinct areas.

## Ray tracing in the water column

One simple way to predict wave propagation is to use ray tracing, which models wave propagation by lines perpendicular to the wavefront, representing the path along which waves propagate. This method works well when the wavelength is much higher than the characteristic lengths of the propagative environment. In our case, two main characteristic lengths are considered: the ocean depth and the DSC depth (the sound speed profile can be considered smooth enough, so this is the main characteristic length). The latter is more restrictive, and for waves to be about ten times smaller, this implies to consider waves at a wavelength of at least 10 Hz or more. We are clearly using this method at its limit of validity, but its simplicity and its powerful ability to simply visualise wave propagation and measure the time of arrival (TOA) makes it a great tool for studying wave propagation in the ocean.

Ray tracing can be simply derived from Snell law in case of range independent sound speed profiles, *i.e.* when the sound speed only depends on depth in the case of a stratified medium. The more general case can be solved by the four following equations (*e.g.* Porter & Bucker 1987):

$$\cos \theta = \frac{dr}{ds} = c\xi \quad (1)$$

$$\sin \theta = \frac{dz}{ds} = c\zeta \quad (2)$$

$$\frac{d\xi}{ds} = -\frac{1}{c^2} \frac{dc}{dr} \quad (3)$$

$$\frac{d\zeta}{ds} = -\frac{1}{c^2} \frac{dc}{dz} \quad (4)$$

where  $\theta$  is the grazing angle,  $r$  is the range,  $z$  is the depth,  $s$  is the curvilinear abscissa,  $c$  is the wave celerity and  $\xi, \zeta$  are the horizontal and vertical slowness such as  $[c\xi, c\zeta]$  is the unit vector tangential with the ray path. If the celerity  $c$  only depends on the depth  $z$ , we retrieve the classical result that  $\xi = \xi_0$  is constant and equal to  $\cos \theta / c$  (Snell law). Times of arrival are computed by integrating:

$$\frac{dt}{ds} = \frac{1}{c} \quad (5)$$

To compute the amplitude, two more parameters and differential equations are needed to measure how much rays are focusing or diverging at a particular location (Porter & Bucker 1987):

$$\frac{dq}{ds} = cp \quad (6)$$

$$\frac{dp}{ds} = -\frac{c_{nn}}{c^2} q \quad (7)$$

$$A = K \left| \frac{c\xi_0}{rq} \right|^{1/2} \quad (8)$$

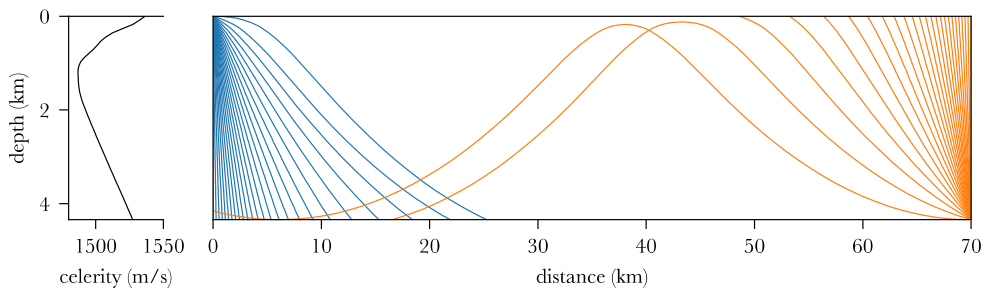


where  $c_{nn}$  is the second derivative of the sound speed normal to the ray,  $q$  and  $p$  the needed new variables,  $A$  the amplitude, and  $K$  is a constant given by the source level. Those variables are initialized as  $q_0 = 0$  and  $p_0 = 1/c_0$ . If  $c$  is constant, then  $p = 1/c_0$  is constant and  $q = s$ . This shows that the variable  $q$  is, in that case, the length travelled by the wave when no bending occurs. Moreover, in that case  $c\xi_0/r = s$  as the trajectory is linear. We retrieve the fact that the amplitude decreases in  $1/s$  (and the energy in  $1/s^2$ ). Otherwise,  $p$  somehow measures the focussing or divergence of the rays due to variations of the sound speed and affects  $q$ . In this model, the water attenuation is neglected as the distances considered do not imply a significant level loss at  $\sim 10$  Hz (Fig. 16).

Using the eqs. (1) to (8) and the statistical sound speed profiles from the WOA, it is possible to predict the wave paths (Fig. 27). Rays are attracted toward the DSC centre (1300 m). Waves emitted by sources located at the surface first dive to the depths. In that case, the direct wave cannot be recorded at the surface. On the other hand, the ocean bottom appeared to offer a better location to record direct waves. From beneath the source up to about 25 km, direct waves reach the ocean floor.

To better visualize the portion of the surface from where direct waves can be collected by the OBS, it is possible to take advantage of the emitter-receiver reciprocity. Due to the symmetry of the wave equation with respect to time, a wave travelling along a path will propagate along the same path if it propagates backwards. By simulating all the rays that start from the OBSs and reach the surface, we solve the problem of finding all the rays that start from the surface and reach the OBS. Rays arriving horizontally to the OBS, in that case, cannot come from the surface and oscillate in the DSC.

Except for grazing waves, the path followed by waves seems rectilinear enough and makes one wonder if a simplified model could not perform equally well.



**Figure 27.** Wave propagation from the surface to the bottom (in blue). Because of the source-receiver reciprocity, solving the propagation from the bottom to the surface gives the same results (in orange) except for rays which do not travel from the surface to the bottom. In this example, the statistical sound speed profile for the autumn is extracted from the WOA (left axis). Waves bend toward the low-velocity zone at 1300 m. It can be noticed that a receiver on the surface of the ocean cannot receive direct arrivals. A receiver located on the ocean bottom has a limited range (about 25 km in that case) but has continuous direct contact. This example does not take into account reflections at the ocean surface or at the ocean bottom.

## Equivalent celerity

Ray tracing allows to compute the theoretical exact time of arrival. We investigate here if a much simpler model could approximate reality satisfactorily. It would allow a simpler workflow and a better understanding of the most meaningful physical parameters. We propose to use a simplified model where the sound speed

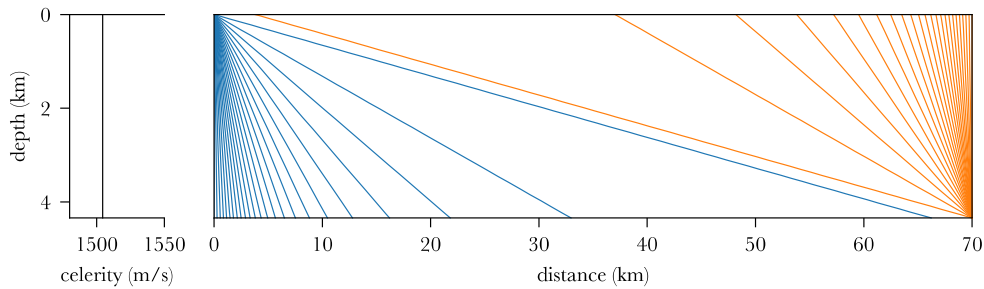
profile is supposed to be constant. In that case, geometrical propagation occurs as rays propagate rectilinearly (Fig. 28).

The equivalent celerity, which must represent at best the sound profile, is chosen such that the travel time for a ray propagating vertically from the surface to the bottom takes the same amount of time using the  $c$  model and the equivalent model. Integrating (5) within that case  $ds = dz$  (as the ray is vertical) gives:

$$t = \frac{z}{c_{eq}} = \int_0^z \frac{dz}{c} \quad (9)$$

$$\frac{1}{c_{eq}} = \frac{1}{z} \int_0^z \frac{dz}{c} \quad (10)$$

The equivalent model provides promising results in terms of time of arrival (TOA) even at high grazing angles (Fig. 29). The equivalent model can then be used for TOA estimation as its error is in our case at maximum 0.02 s at 25 km of distance, which translates into 30 m of accuracy and is generally the order of the desired resolution. Unfortunately, the amplitude is completely underestimated by the equivalent model at high grazing angles and cannot be used accurately for estimating source levels. Furthermore, the equivalent model completely misses the fact that the rays are bent and that at some distance they cannot reach the floor anymore.



**Figure 28.** Simplified model supposing a constant sound speed (left axis). At small incidence angles, the simplified models agree well with reality. At high incidence angles, the simplified model seems to fail.

## Boundary reflections

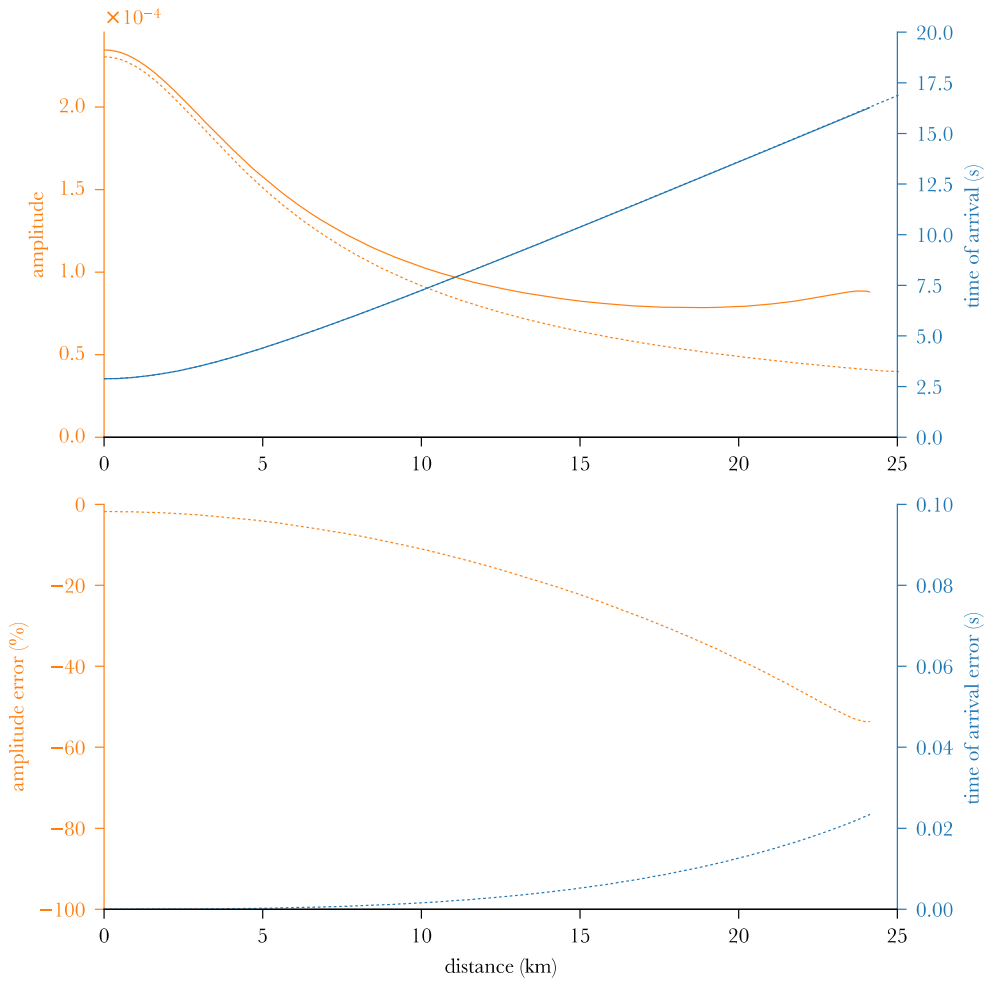
Limiting the study to direct arrivals cannot explain the rich propagative schemes of waves in the ocean. Waves are indeed reflected on the ocean surface and floor (Fig. 30). In terms of ray tracing, a reflection consists in simply reverting the vertical direction of propagation of the ray to predict the ray shape and TOA.

$$\zeta \leftarrow -\zeta \quad (11)$$

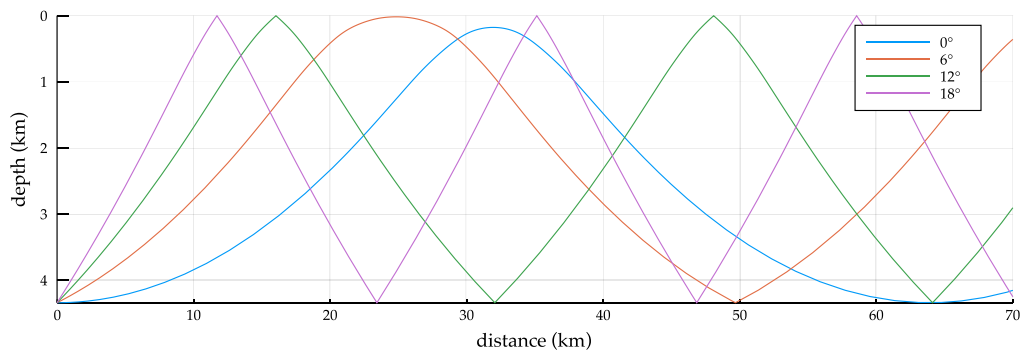
To predict the amplitude, once again, things get more complicated. Some corrections on the ray parameters  $q$  and  $p$  must be performed (Porter & Bucker 1987):

$$N = \frac{2\xi}{c\zeta} \left( \frac{dc}{dz} \xi - \frac{dc}{dr} \left( 2\zeta - \frac{\xi^2}{\zeta} \right) \right) \quad (12)$$

$$p \leftarrow p + qN \quad (13)$$

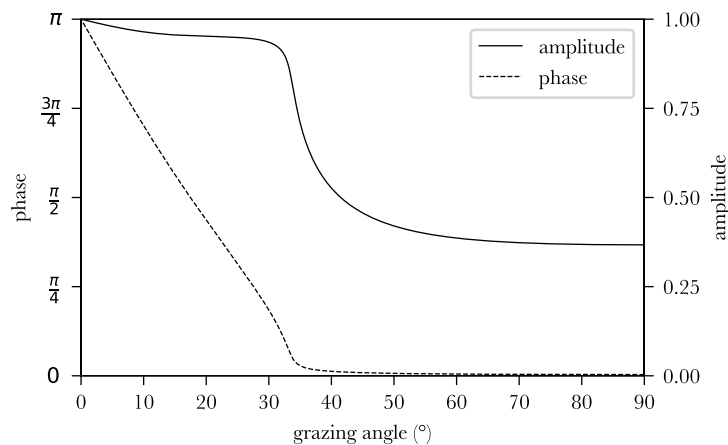


**Figure 29.** Time of arrival (TOA, in blue) and amplitude (in orange) computed using ray tracing with two models of sound speed profile. (a) Solid lines are computed using the WOA profile for the station RR03 in autumn (receiver at 4340 m deep). Dotted lines are computed by supposing that the sound speed profile is constantly equal to the equivalent celerity. Note that the equivalent TOA is barely visible as it is hidden by the true TOA (b) Errors of the equivalent model. TOAs are computed with really high accuracy (tenths of seconds of accuracy which correspond to tens of metres). Amplitude is highly underestimated using a geometric model (up to 50%).



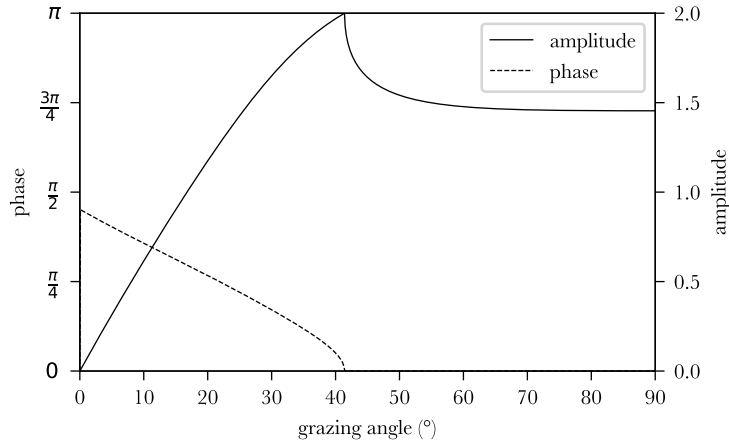
**Figure 30.** Ray tracing taking into account surface and bottom reflections. Waves arriving at the OBS (on the bottom left) are no more limited to direct arrivals and can therefore come from longer distances. Four rays are plotted for quite small grazing angles. Strong grazing angles bounces back and forth between the ocean surface and bottom and would overload the plot.

Moreover, the amplitude needs to be weighted with the reflection coefficient of the interface. The ocean surface acts as a release pressure condition of reflection coefficient  $-1$ . The ocean bottom reflection is more complex as it generally consists of a layered structure. In this thesis, for simplicity, we assume that the ocean bottom can be considered as an elastic half-space characterized by its density  $\rho$ , its P-wave celerity  $c_p$ , and its S-waves celerity  $c_s$ . Using the Zoeppritz equations, the reflection coefficient can be computed according to the grazing angle (Fig. 31). This enlightens the presence of total reflection at low grazing angles where waves are trapped between the ocean surface and bottom. This explains why, empirically, when the distance from the source is sufficient, the global acoustic level of a source no more follows a spherical decaying law ( $1/r^2$ ) but a cylindrical decaying law ( $1/r$ ) as waves are trapped in the cylinder imposed by the ocean. It is worth noting that at total reflection, the phase evolves from  $0$  to  $\pi$ . The boundary shifts from a rigid boundary condition to a pressure release boundary condition. It can be noted that the wave attenuation in the ocean bottom can be taken into account by using complex sound speeds for the bottom layer in the Zoeppritz equations without any changes. The imaginary part allows to carry the attenuation information which main impact is to dampen the sharp corner at total reflection. Ocean bottom attenuation will not be taken into account in this thesis.



**Figure 31.** Theoretical ocean-bottom reflectivity using the Zoeppritz equations. When the grazing angle becomes small enough, total reflection occurs. Here, the sediments are modelled as homogeneous media with a density of  $2000 \text{ kg/m}^3$ , a compressional velocity of  $2000 \text{ m/s}$ , and a shear speed of  $500 \text{ m/s}$ . P to S conversion explains why the reflection coefficient is less than one at total reflection.

The OBS is laid down on the ocean bottom. It both records the incident wave and the reflected wave. Those two waves can both add up in a constructive or destructive way (Fig. 32). At the critical angle, the pressure is doubled (rigid boundary condition) and is null at complete grazing angles (pressure release boundary condition). Above the critical angle, the reflected wave pressure is not shifted in phase and simply adds itself to the incident wave pressure.



**Figure 32.** Theoretical gain and phase rotation due to the boundary condition at the OBS location as a function of the grazing angle.

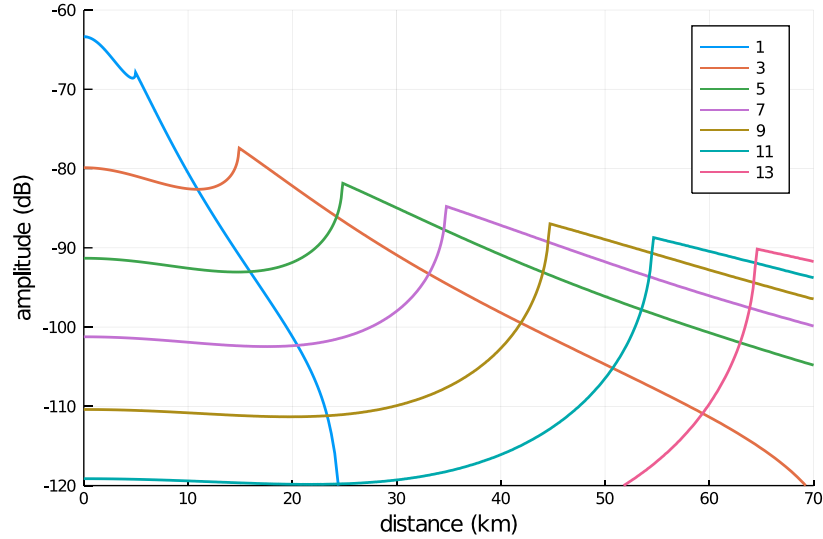
The source is located near the surface. Due to the pressure release boundary condition, no pressure monopole can be applied at the surface which is by nature set to zero. Putting a monopole at shallow depth turns it into a dipole. This is well verified for ships (Arveson & Vendittis 1999). In theory, waves emission near the surface is characterized by no emission horizontally and maximum emission vertically. The dipole equation is:

$$D = 2kd \sin \theta \quad (14)$$

where  $k$  is the wavenumber,  $d$  the depth of the monopole, and  $\theta$  the grazing (or depression) angle. The equation is only valid if  $kd$  is small. This shows that the emission is inversely proportional to the frequency. In our case, we will only isolate the angular dependence of emitted sounds. The frequency dependence will be considered as an inherent characteristic of the source.

## Full framework including the reflection and source models

To finally predict the levels of different paths according to the source distance, we combine the ray tracing model for the water column, the reflection models for the ocean bottom and surface, and the source model (Fig. 33). Interestingly, the predominating path is not the path which undergoes fewer reflections. The farther away, the more reflections are suited to maximize the energy transmitted by an acoustic path. In practice, the sharp peaks at each critical angle location are smoother than in theory, and the overall level is a gentle decreasing curve. This model does not take into account the attenuation by the non-perfectly flat and homogeneous surface at the ocean bottom and overestimates levels at high ranges. In addition, it does not take into account the earth curvature which starts to become appreciable at a scale of 100 km.



**Figure 33.** Simulated amplitude for different possible paths which implies to cross the ocean vertically for a given number of time values (see legend). Interestingly, at each distance, a different path dominates over the others. Paths which imply more bouncing on the top and bottom of the ocean are more energetic at higher distances.

## Multipath interferences

The signal received by the OBS is the superposition of the direct arrivals with a multitude of echoes due to all possible paths. For impulsive sources of short duration, different arrivals could be isolated as they should arrive separately at the OBS without overlapping. For continuous signals such as ship noise, this approach cannot be applied. Another property can be used advantageously: echoes interfere with each other. Their interferences can then be observed in the frequency domain as oblique striations for a moving source (Fig. 34).

The signal recorded by an OBS is the convolution of the source signal  $s(t)$  and the propagative response function (the Green function) which in our case is made of several arrivals of complex amplitude  $\alpha_k$  (which include dephasing) and TOA  $t_k$ . In the spectrogram computation, windowing by a function  $w(t)$  is necessary to get a time-frequency representation:

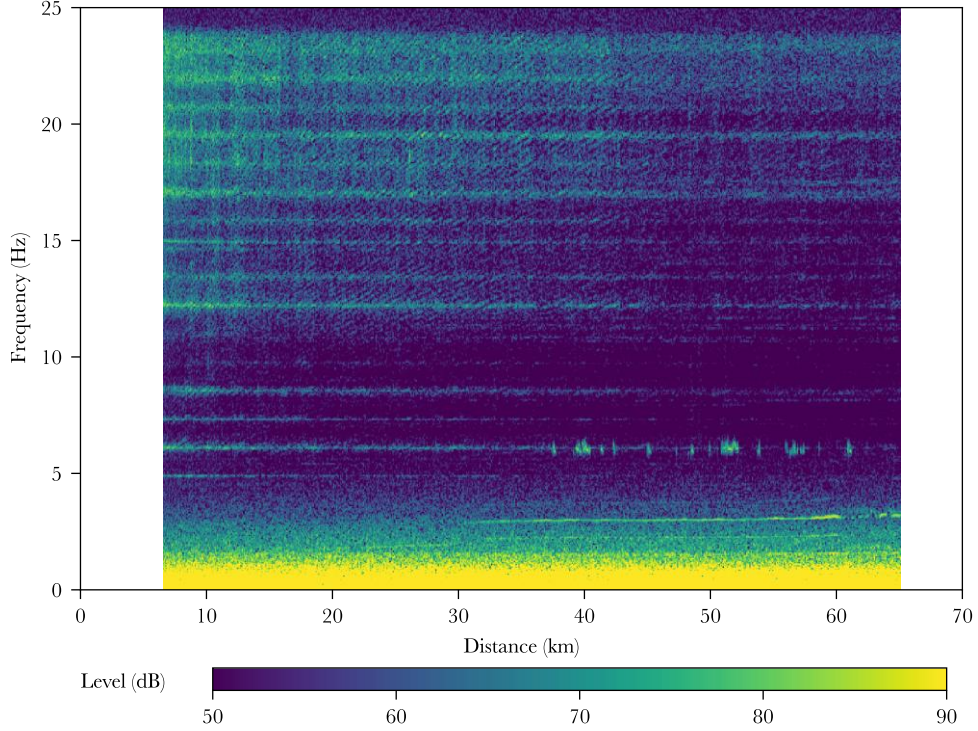
$$x(t) = w(t) \left( s(t) * \sum_k \alpha_k \delta(t_k - t) + n(t) \right) \quad (15)$$

Then the Fast Fourier Transform (FFT) of the windowed signal is computed:

$$X(f) = W(f) * \left( S(f) \sum_k \alpha_k \exp(-j2\pi t_k f) + N(f) \right) \quad (16)$$

From this equation, log-spectrums can be simulated for each distance using the previously computed TOA and amplitudes. Hypotheses must be made on the nature of the source and the background noise. For simplicity, Gaussian noise will be used which quite well represents the wide-band part of ship noise and the chaotic nature of background noise. For ship noise, white Gaussian noise will be modulated by a window in the frequency domain to represent the area where ship noise SNR is sufficient

(smoothed box between 10 and 23 Hz). To simulate plausible situations, levels of 80 and 175 dB (re  $\mu\text{Pa}/\text{Hz}$  @ 1 m) are used for the source and the background noise and the Hann function is used for windowing (Fig. 35). The obtained log-spectra show features that are commonly observed on OBS recordings when a ship passes by. Interferences appear as oblique striations modulated by noise at the frequency of emission of the ship. The instability of those striations is not only due to the fluctuation of the background noise but also to the random nature of ship noise.



**Figure 34.** Spectrogram showing multipath interferences for a passing ship characterized by oblique striations, overlaying the monochromatic (horizontal) bands associated to the ship propeller(s) acoustic signature. Using the known ship trajectory from T-AIS data, the spectrogram of a ship moving away from an OBS has been warped so that the horizontal axis represents its distance and not time. Data start on the left at the ship closest point of approach. The striations can be observed only where the wideband signal of the ship has a sufficient signal to noise ratio, mostly between 10 and 23 Hz in this particular case (the upper limit is due to the limited instrument response). The vessel is a container ship of 206x28 m and ~30 000 T cruising at 16 knots (30 km/h) recorded by the station RR03 in November 2012.

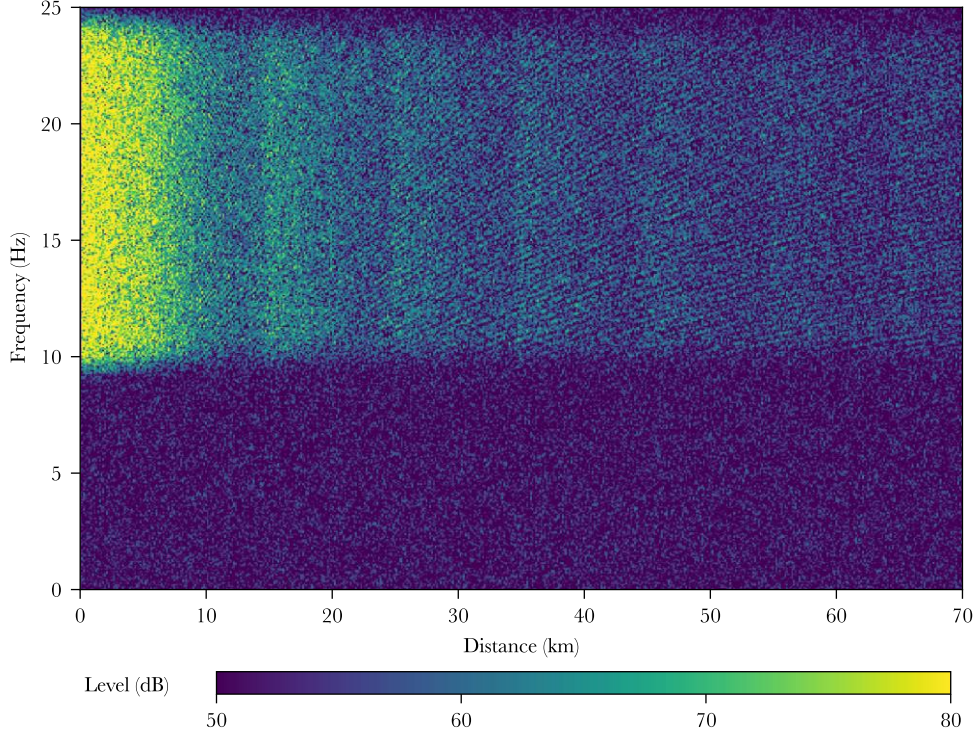
To better understand those interference patterns, let us simplify the problem and remove the contribution of background noise and windowing. In that case, the power spectrum becomes:

$$|X(f)|^2 = |S(f)|^2 \left| \sum_k \alpha_k \exp(-j2\pi t_k f) \right|^2 \quad (17)$$

By taking the log of the power spectrum, the product between the source term and the green function becomes a simple sum:

$$\log|X(f)|^2 = \log|S(f)|^2 + \log \left| \sum_k \alpha_k \exp(-j2\pi t_k f) \right|^2 \quad (18)$$





**Figure 35.** Simulated spectrogram showing interferences-induced oblique-striated patterns. Ship and background noise are simulated as Gaussian noise with different frequency content (wideband for noise, between 10 and 23 Hz for ship noise). The result depicts well what can be observed on OBS recordings, such as on Fig. 34. Oblique striations cover the whole spectrogram. Some intensity artefacts appear at critical angles of each path. Those features are smoother on real data and not observable.

The log spectrum is then the sum of a randomly fluctuating term linked to the source nature and a constant term linked to the wave propagation pattern. Delving into the power spectrum of the Green function, this latter is formed by a sum of cosine terms which oscillate according to the time difference between arrivals  $\tau_{ij}$  and the dephasing between paths  $\phi_{ij}$ :

$$\begin{aligned} \log|X(f)|^2 &= \log|S(f)|^2 \\ &+ \log\left(\sum_k |\alpha_k|^2 + \sum_{i \neq j} 2|\alpha_i \alpha_j^*| \cos(2\pi\tau_{ij}f + \phi_{ij})\right) \end{aligned} \quad (19)$$

The log nonlinearity adds overtones to the cosine terms. In case we consider that only two paths  $i$  and  $j$  are interfering, the theoretical log spectrum can be analytically computed thank to the Taylor expansion of the logarithmic function:

$$\log|\alpha_i e^{-j2\pi\tau_i f} + \alpha_j e^{-j2\pi\tau_j f}|^2 = \log|\alpha_i|^2 + \log\left|1 + \frac{\alpha_j}{\alpha_i} e^{-j2\pi\tau_{ij}f}\right|^2 \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \log\left|1 + \frac{\alpha_j}{\alpha_i} e^{-j2\pi\tau_{ij}f}\right|^2 &= 2 \operatorname{Re} \log\left(1 + \frac{\alpha_j}{\alpha_i} e^{-j2\pi\tau_{ij}f}\right) \\ &= 2 \sum_{n \geq 1} \frac{(-1)^{n-1}}{n} \left(\frac{\alpha_j}{\alpha_i}\right)^n \cos(2\pi n \tau_{ij} f + n \phi_{ij}) \end{aligned} \quad (21)$$

Note that the interference strength is proportional to the smaller possible ratio between the amplitude of the two interfering paths (the ratio is chosen to be smaller



than one, otherwise the Taylor series would diverge). This means that for maximum interference, the two paths must have the same amplitude.

Taking analytically into account more paths, windowing and noise is much more complicated due to the nonlinearity of the logarithm function. Some intuitions can be confirmed by empirical observations. Noise both dampens the interferences, which ideally would only depend on the physical properties of the propagative medium and adds more fluctuations to the log spectrum. The windowing mainly blurs the spectrum and hence dampens the interferences of high oscillation rate. To get quantitative information, the simplest way to investigate the log-spectrum (and cepstrum, see just after) statistical properties is to use Monte Carlo simulations. We will sample many plausible results using eqs. (15) or (16), and will then measure statistical values of interest (such as the mean). This principle will be presented later in the manuscript.

## Cepstrum analysis

Continuous sources prevent direct measurements of time of arrival. Hopefully, multiple path propagation results in interferences in the frequency domain which are linked to time *differences* of arrivals (TDOA). To retrieve the TDOAs, cepstrum analysis can be used.

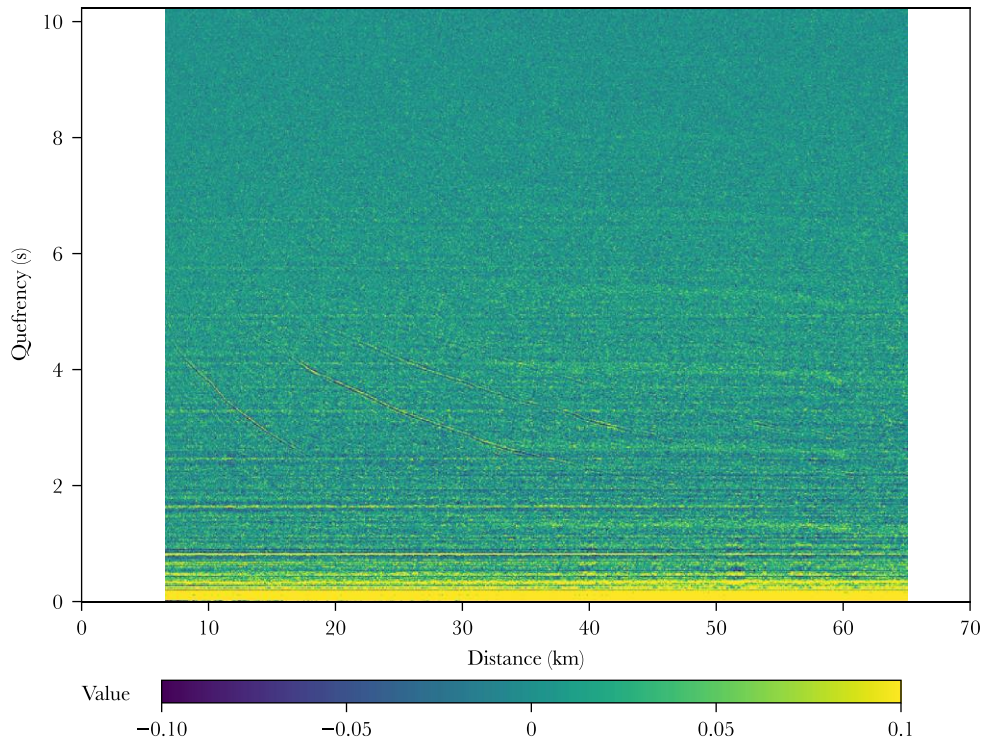
### Cepstrum definition

As interferences appear as oscillations in the log spectrum, a natural way to exploit those interferences is to perform the Fourier transform of the log spectrum (Fig. 36). This is how cepstrum analysis is defined (B. P. Bogert *et al.* 1963, Oppenheim & Schafer 2004). The reader is invited to refer to *Chapter 4 – Methods – Locating OBSs – Cepstrum analysis* for further discussion on this method. The cepstrum output lays in the quefrequency domain which unit is time but is not the original time domain. In the quefrequency domain, each cosine component becomes a Dirac like feature centred around the time difference between the involved arrivals and whose amplitude is, at first approximation, the ratio between the arrival amplitudes, dampen by its signal to noise ratio quality. This Dirac feature is inversely widened by the bandwidth of the signal, *i.e.* the frequency area where the SNR is sufficient to observe striations.

### Time window length and observable interferences

The highest TDOA (or quefrequency) that can be estimated is equal to half of the length of the initial time window used. A time window of 1024 samples at 50 Hz allows to exhibit TDOA features up to 10.24 s. This upper boundary is generally dampened by the shape of the windowing function, limiting the observation of features due to interferences of high TDOA near the upper boundary. Computing theoretical TDOAs, it appears that the main observable interferences only occur between two successive paths, *i.e.* paths that only imply one surface and one bottom reflection of difference. Doubling or quadrupling the time window seems tempting. In reality, since the source is moving, longer time windows give poorer results. A container ship travelling at 12 m/s will move 120 m in 10 s and TDOA variation are still small enough so that the ship can be considered as a fixed source. For higher time window duration, this

assumption starts to be invalid. A continuous set of TDOAs interferes and generally reduces the observed striations. A time window of about 10 s is the sweet spot which both allows to measure TDOAs at a maximum corresponding to a round trip through the water column, and to consider the source as fixed.

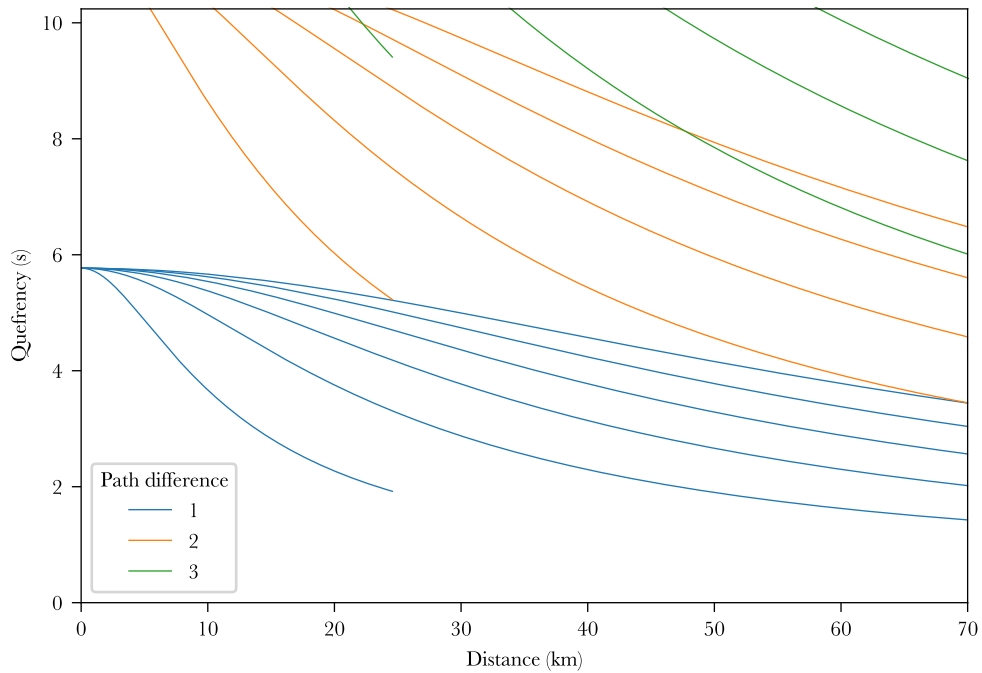


**Figure 36.** Cepstrum of a ship moving away from an OBS. The horizontal time scale of the cepstrum has been converted into a spatial scale using the known trajectory of the ship. The cepstrum is composed by the sum of two components: a time-invariant source term linked to the tonal structure of ship noise, and a time-varying term linked to the evolution of the Green function as the ship moves. Interferences between the various paths generate oblique lines visible between 2 and 5 s and at distances shorter than 50 km. Fitting these lines with theoretical models such as the one presented in Fig. 37 allows to retrieve the ship distance without any *a priori* (except the equivalent celerity and the OBS depth).

According to the theoretical model, under 10.24 s, not all interferences can be observed (Fig. 37). Paths involving more reflections, hence crossing more times the water column takes more time to arrive. This implies that the TDOA between two paths increases with the difference in the number of crossings of the water column. It appears that interferences involving a unique couple of reflections of difference (one at the surface, one on the bottom) can be completely observed. Those involving two and three couples of reflections of difference can potentially be partially observed. Higher order interferences cannot be observed.

## Cepstral simulations

By computing the Fourier transform of previously computed log spectra, plausible cepstra of a wideband source at different distances can be computed (Fig. 38). Again, the model shows typical features that can be observed in real data. However, while observing the three first branches of interference is very common, observing the fourth is very uncommon. The following branches are seldom observed at all. It suggests that the model overestimates amplitudes at high distances. This is probably due to the underestimation of losses at the ocean-bottom interface.

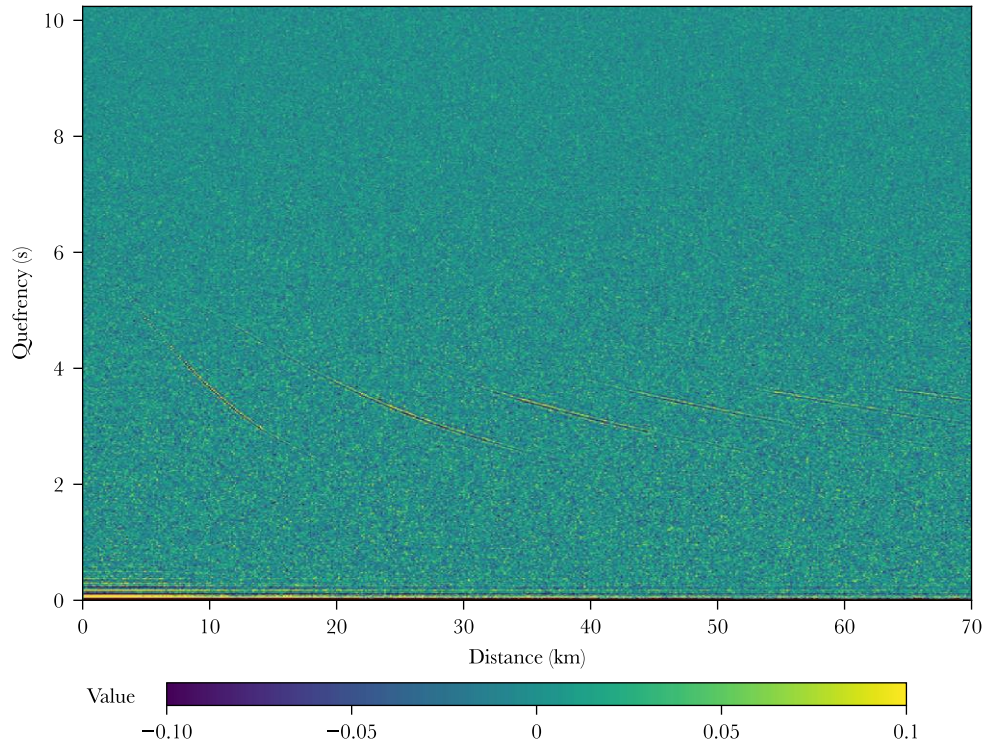


**Figure 37.** Theoretical TDOA between possible paths, with the same scaling as Fig. 36. Here, only the first 7 paths are considered. Due to the upper quefrequency limit, the observable interferences are those involving a path and the immediately following path. Interferences involving a path and the second following path result in higher TDOAs which still seems possible to observe. Higher difference between paths would require longer time windows. Unfortunately, using longer time windows can result in poorer results as moving sources cannot be considered as fixed sources. This blurs the interferences as it implies a continuous set of TDOA values.

Oscillations in the frequency domain can also be due to the tonal components of the source. Due to the linearity of the Fourier transform, the cepstrum can be decomposed into the sum of a source term and a propagative term. The source term is visible in real data (Fig. 36) and appears as a time-invariant feature in the spectrogram and cepstrogram, which slowly decreases as the source moves away. This feature is missing in the simulation. This is not problematic as it will be shown that the source and propagative terms can be separated (See *Chapter 4 – Locating OBS – Propagation term extraction*).

## Phase differences of arrival

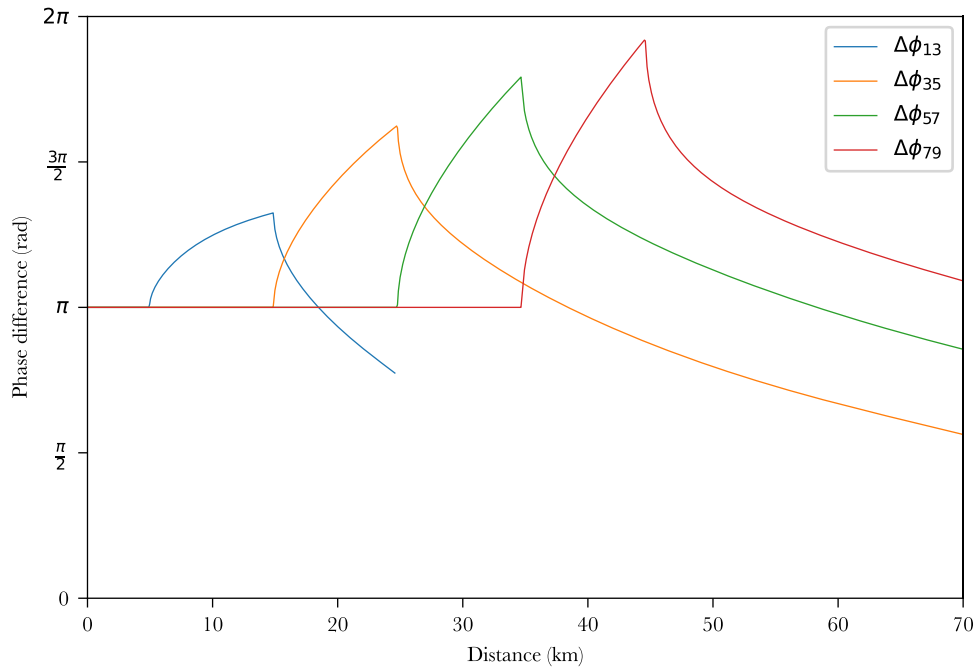
The cepstrum contains sharp peak (Dirac-like) features located at the TDOAs of the different interferences. Due to the limited frequency bandwidth of the source, those Dirac-like features are in reality closer to *sinc* impulsions with a certain width. Last but not least, the phase of those impulsions changes the shape of the pulse. The knowledge of the phase of those features is required to work with the complete phase of the cepstrum and not just with its envelope.



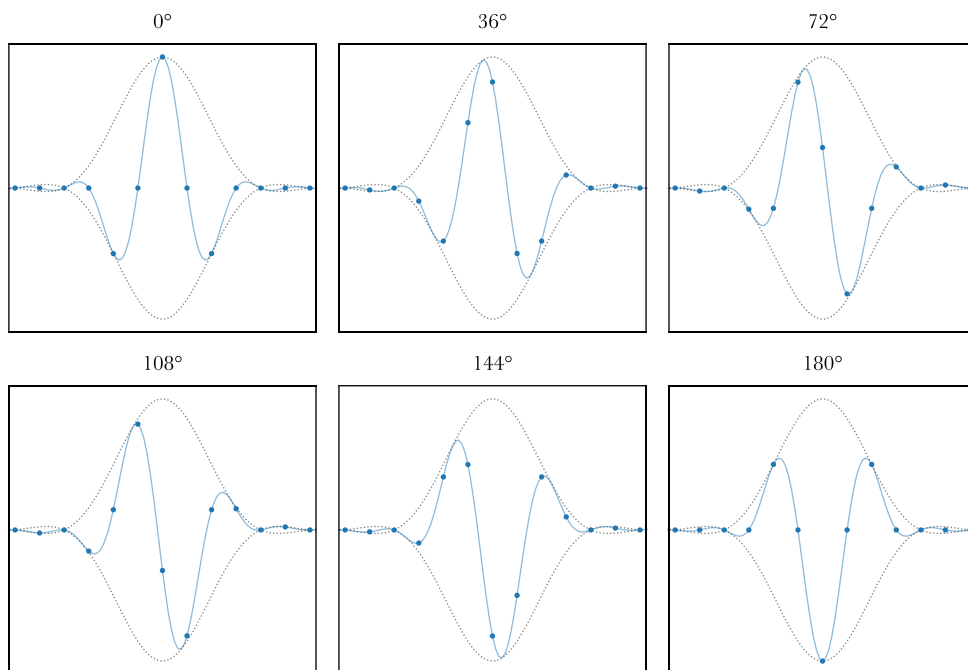
**Figure 38.** Simulated cepstrum. The model fits well the observation presented in Fig. 36. Each path mainly interferes with the following path that implies only one more reflection on the ocean bottom and surface. Interferences between a path and the second arriving one are barely observable. The simulation overestimates the cepstrum values at high distances probably because the propagative model does not apply attenuation at each reflection on the ocean bottom.

According to eq. (21) The phases of the cepstral features are linked to the phase difference of arrival (PDOA) of the interfering paths. In the context of wave propagation in the ocean, dephasing only occurs at boundary reflections. The phase difference between consecutive paths can be computed from the ray tracing computation (Fig. 39). When none of the two interfering paths is in total reflection, no dephasing occurs (except that the second path undergoes one more reflection on the ocean surface, implying a dephasing of  $\pi$ ). The first path enters in total reflection before the second one as it is more grazing, implying first a decrease in phase difference, then an increase.

This phase difference implies a modification of the Dirac-like feature at the TDOA of the two interfering paths. The fact that the source has not an infinite bandwidth causes the Dirac-like feature to turn into a pulse-like feature. The dephasing of a pulse does not change its envelope but changes the phase of the signal. For a  $\pi$  dephasing (which is equivalent to a  $-1$  multiplication), a negative pulse is expected with minor positive ripples. For other dephasings, the pulse can have an equally positive and negative peak value (at  $90^\circ$  of dephasing). This means, for example, that a simple peak detector looking for the most negative value is not always the more suited. An option is to work with the envelope (or with the analytical signal), or to take into account the full waveform. This will be addressed later on.



**Figure 39.** Phase differences between consecutive paths. The indices specify the number of times that the path crosses the ocean vertically.



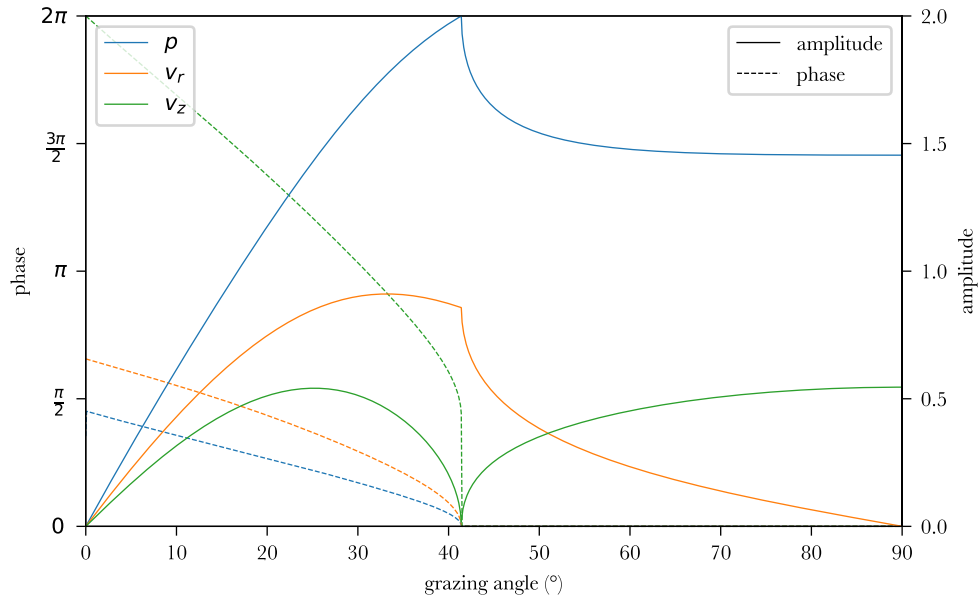
**Figure 40.** Pulse dephasing. Here, a Hann pulse is used (obtained by computing the FFT of a Hann window of 1024 values). Points are digital bins and curves are continuous versions of the signal. Dotted curves are the envelopes of the signal computed using the Hilbert transform. Here the plot is zoomed horizontally on the few non-zero digital bins (on the 1024 available bins).

## Ground velocity components of the OBS

While pressure suffices to completely describe the wavefield in the ocean, OBSs only access a unique local measurement of that field. Modern OBSs, in addition to a



hydrophone, embed a three-component seismometer capable of measuring the ground motion in three dimensions. This information completes the local pressure and allows to access more information on the received waves. Again, the Zoeppritz equations allow to compute the ground motion at the ocean-bottom interface in the case of an incoming pressure wave, which is calculated as the sum of the refracted P and S-waves (Fig. 41).

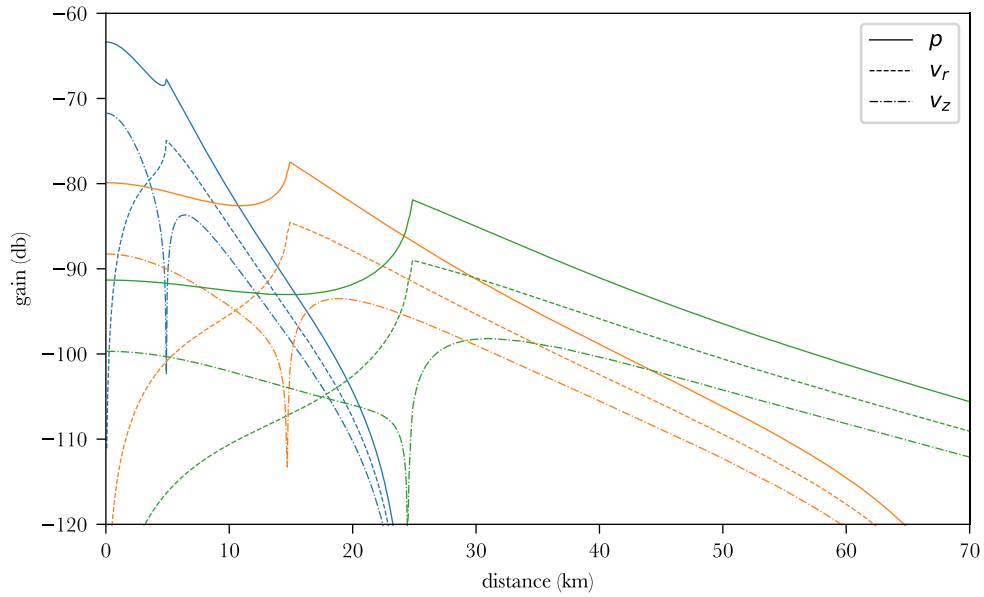


**Figure 41.** Theoretical ocean bottom pressure and ground motion for an incoming unitary pressure wave, according to the Zoeppritz equations. Velocity is decomposed into a radial component  $v_r$  and a vertical component  $v_z$ . As before, the sediments are modeled as homogeneous media with a density of 2000 kg/m<sup>3</sup>, a compressional wave speed of 2000 m/s, and a shear wave speed of 500 m/s.

In a range-independent model (1D model), no velocity outside of the plane of propagation can occur and only a radial and vertical component can be recorded. While the pressure is amplified (except at low grazing angles) by the boundary condition (values higher than one), this is not the case for the velocity components. Except at high grazing angles (short range), the vertical component is smaller than the radial component.

This is observed in real data (Fig. 43) and supported by the complete model or velocities (Fig. 42). Moreover, exploring real data, strong amplification at frequencies generally below 10 Hz are observed (Fig. 43). The proposed model here fails at predicting amplification in that frequency band. This can be due to one or multiple resonances of the sedimentary structure below the OBS. For that reason, velocity measurements below 10 Hz are generally highly distorted (and, for example, will prevent horizontal DOA measurement; see *Chapter 4 – Methodology – Orienting OBS*).

For those reasons, it follows that the hydrophone is the most suited sensor for recording oceanic sources as it has generally higher SNR, and does not suffer from unpredictable resonance perturbations. In particular, as shown on real examples of cepstograms, the hydrophone component appears as the most suited component for TDOA measurement using cepstrum analysis.

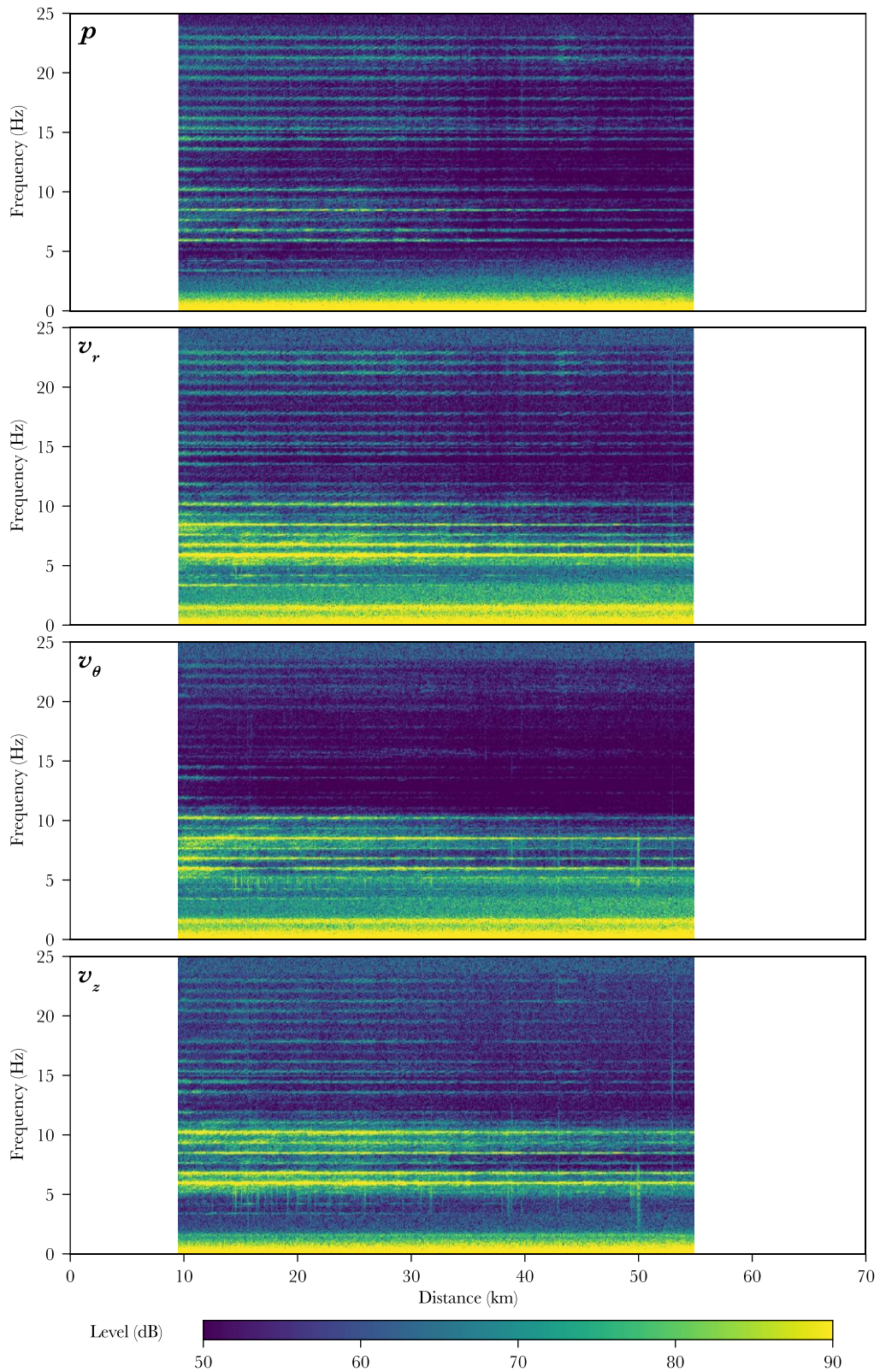


**Figure 42.** Theoretical ocean bottom ground motion for the first three arrivals (direct arrival in blue, two times reflected arrival in orange, four times reflected in green). The pressure component has higher levels and is expected to have a better signal to noise ratio than the velocity components. Except at low ranges, the horizontal components are expected to have higher levels than the vertical component.

However, velocity measurements enable the estimation of directions of arrival (DOA) of incoming waves, which cannot be done with the hydrophone component alone (since it only provides a simple scalar value). Comparing the different component amplitudes, it is theoretically possible to retrieve the DOA of an incoming plane wave. This works well for retrieving the *horizontal* DOA as, in theory, it suffices to find the plane that maximizes the radial velocity component.

The *vertical* DOA is, unfortunately much more complicated to assess: (i) the physical model of the ocean bottom is generally not accurate enough to precisely link amplitude ratios to accurate grazing angles; (ii) when dealing with continuous noise, the different arrivals interfere together in a complex manner; (iii) background noise perturbs amplitude measurements more than phase or T(D)OA measurements.

In this thesis, the analysis of the vertical DOA will therefore not be addressed. It can be useful to estimate source distances at short distances (*e.g.* Harris *et al.* 2013) but the use of TDOA measurements will be preferred for that purpose. Horizontal velocity components will be carefully studied in *Chapter 4 – Methodology - Orienting OBS*. It will be shown that, thanks to the combination of pressure and velocity components, the direction of acoustical sources can be accurately measured.



**Figure 43.** Four-component spectra (dB scale) for a crude oil tanker of 333x60 m and ~300 000 T cruising at 11 knots (21 km/h) recorded by the station RR03 in November 2012. The radial and transverse components are computed by projecting the original horizontal components in direction of the ship thanks to the T-AIS and using the measured orientation of the OBS on the seafloor (see *Chapter 4 – Methodology - Orienting OBS*). All components levels have been plotted with the same colourmap except for the pressure component which levels have been corrected using the acoustic impedance of water ( $+20 \log \rho c$ ). Above 10 Hz things work as predicted: the transverse motion  $v_\theta$  is minimal, and the pressure  $p$  has the highest SNR followed by the radial component  $v_r$ , then the vertical component  $v_z$ . Below 10 Hz velocity motion has unexpectedly high levels. This might be due to resonances of the sedimentary structure below the OBS.



## Conclusion

Wave propagation from the top to the bottom of the ocean implies several possible paths, each involving a number of reflections on the ocean surface and bottom. Ray tracing allows to accurately predict the time of arrival of the different arrivals according to the bathymetry and the ocean sound speed profile. This thesis focuses on the simple case of sedimentary basins of flat bathymetry where the depth is assumed to be constant at first approximation. In that case, using a simplified constant equivalent celerity allows to predict time of arrivals with satisfactory accuracy ( $\sim 1\%$ ). Predicting the levels of the different arrivals is a more challenging problem. Yet, ray tracing combined with a simple reflection model for the ocean bottom and surface (elastic half-space) allows to understand the principal characteristics of wave propagation in the ocean. Interestingly, as the distance to the source increases, the path with higher levels implies an increasing number of reflections to travel along the optimal grazing angle. Due to the fact that OBSs are located at a fluid-solid interface, slightly higher levels are expected to be measured on the hydrophone for oceanic sources compared to the seismometer components. This ensures that if no directional analysis is to be performed, the use of the hydrophone channel for the study of oceanic sources is more relevant. To get more accurate level estimations, the main limitation is the uncertainty on the ocean-bottom structure. Incidentally, ray tracing could also be replaced by a more accurate propagation algorithm. Also, while the impact of the sea roughness scattering is low at  $\sim 10$  Hz, it could be taken into account in a complete model of wave propagation. The case of non-flat topography could also be analysed to extend the application to other locations than sedimentary basins.

As ship noise is continuous, the analysis of the mixture of the different arrivals cannot be performed in the time domain. In the frequency domain, this multipath propagation produces interferences. Using cepstral analysis permits to easily extract the time *difference* of arrivals between paths. Using the proposed propagation model with typical ship noise levels and background noise, it appears that it can be expected to observe the interferences only between path involving a difference of a unique couple of reflection on ocean surface and bottom. While the propagation and source models proposed here cannot represent accurately the reality, it allows to generate plausible synthetic signals that will be used in *Chapter 5* to develop a statistical model of signals recorded by OBSs.

# 4

## OBS orientation and localisation from ship noise analysis

---

### Préface

Ce chapitre a été publié tel quel dans la revue à comité de lecture *Geophysical Journal International* en juillet 2019. Mise à part cette brève préface, rien n'a été modifié, y compris la numérotation des figures, équations et tables qui est donc indépendante du reste du manuscrit. L'auteur s'excuse par avance de certaines redondances avec les chapitres précédents nécessaire pour faire de cet article une œuvre autonome. Cet article montre comment il est possible de relocaliser et réorienter un sismomètre de fond de mer à partir de l'analyse du bruit des navires. Cette étape permet de calibrer avec précision l'instrument pour sa future utilisation en tant que sonar passif.

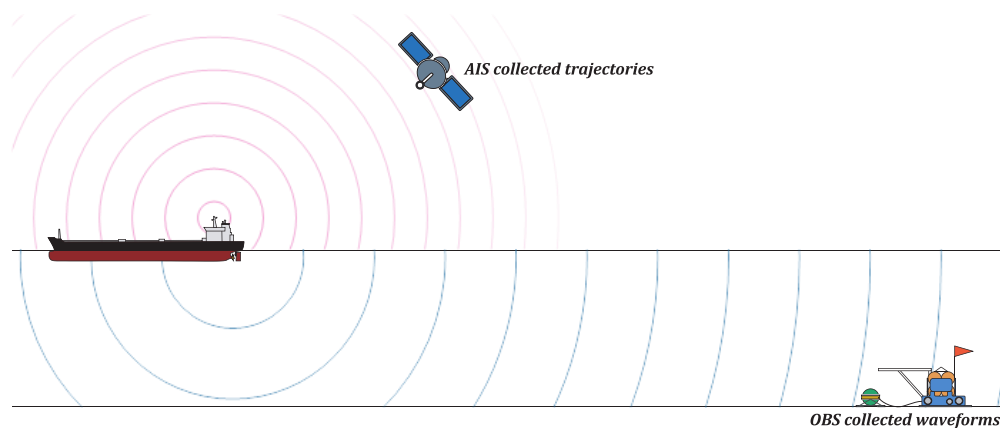
### Summary

Breakthroughs in understanding the structure and dynamics of our planet will strongly depend upon instrumenting deep oceans. Progress has been made these last decades in ocean-bottom seismic observations, but ocean-bottom seismometer (OBS) temporary deployments are still challenging and face set-up limitations. Launched from oceanographic vessels, OBSs fall freely and may slightly drift laterally, dragged by currents. Therefore, their actual orientation and location on the landing sites are hard to assess precisely. Numerous techniques have been developed to retrieve this key information, but most of them are costly, time-consuming or inaccurate. In this work, we show how ship noise can be used as an acoustic source of opportunity to retrieve both the orientation and the location of OBSs on the ocean floor. To retrieve the OBS orientation, we developed a first method based on a combination of seismic and pressure data through the use of the acoustic intensity. This latter can be used to quantify the OBS orientation from the ship noise direction of arrival (DOA), which can then be compared with known ship trajectories obtained from the automatic identification system (AIS). To accurately relocate OBSs, we also developed a second method based on the hydrophone data which computes distances of acoustical sources by measuring time differences of arrival (TDOA) between direct and reverberated phases. The OBS location is then retrieved by fitting measured ship distances with known ship trajectories. In this study, a full network of OBSs deployed in the SW Indian Ocean was reoriented and a test station was relocated. We demonstrate that our new methods may quantify the OBS orientation with an accuracy of about one degree, and

its location with an accuracy of a few tens of metres, depending on the number of ships used in the analysis.

## Introduction

The Earth’s interior imaging and monitoring is largely based on observations from seismological stations. Unfortunately, most of them are deployed on land and observations are strongly limited by the poor instrumental coverage in ocean basins. OBSs have been considerably improved to fill this gap: (i) their autonomy can exceed one year; (ii) the use of three-component, broadband sensors is becoming standard; (iii) they are now easy to deploy and; (iv) their performance are catching up with those of terrestrial stations, enabling them to measure faint signals such as Earth’s free oscillations (Deen *et al.* 2017). Despite those impressive advances, the way OBSs are deployed has not changed much since their invention. In most cases, OBSs are simply dropped in the ocean, straight above the selected landing sites. This implies two major technical issues: (i) Once landed, the OBS’s seismometer activates its levelling mechanism to align its vertical component with the gravitational field. However, the orientation of its horizontal components remains unknown. (ii) During its descent in the water column, due to the combined effects of ocean currents and instrument hydrodynamics, the OBS undergoes a lateral shift, which may reach several hundreds of metres depending on the water depth and on the strength of the local currents. Until now, no simple, robust and cheap embedded device has been invented to deal with these issues. The present paper proposes new and inexpensive methods to retrieve an OBS orientation and location with unprecedented accuracy, using ship-radiated noise (Fig. 1).



**Figure 1.** Overall sketch of this paper study. Ship noise emitted by merchant’s vessels is analysed from seismic and hydroacoustic records to retrieve ocean bottom seismometer (OBS) orientation and localization on the ocean floor. To that end, two datasets are compared: the OBS recordings and the AIS dataset of ship localizations.

## Existing sensor orientation methods

To take advantage of the three components of a seismometer, a precise knowledge of the orientation of the sensor is mandatory for many applications in Earth imagery, environmental seismology or bio-seismology. Unfortunately, the use of internal devices (compass, GPS), is hardly practicable or unaffordable, due to the

presence of nearby electronics, magnets and/or magnetic rocks, as well as water attenuation of radio waves. Promising solutions such as MEM-based gyrocompass (D’Alessandro & D’Anna 2014) are emerging but are still at prototype stages. Several methods have been therefore proposed to retrieve the horizontal orientation, by analysing *a posteriori* the recorded data. Most of the developed techniques compare the apparent incoming direction of arrival (DOA) of an event measured by the seismometer, with its theoretical azimuth, the difference indicating the OBS misorientation.

A variety of passive seismological techniques have been developed to orient the horizontal seismometer components, largely based on polarization attributes. Those techniques use a range of seismic observables including surface waves (Laske 1995; Larson 2002; Stachnik *et al.* 2012; Scholz *et al.* 2017; Doran & Laske 2017), body waves (Schulte-Pelkum *et al.* 2001; Fontaine *et al.* 2009; Scholz *et al.* 2017), receiver functions (Janiszewski & Abers 2015; Lim *et al.* 2017) and recordings of ambient noise (Grigoli *et al.* 2012; Zha *et al.* 2013). A crucial downside of passive methods exploiting natural seismic sources is that seismic waves travel through the Earth, which is generally heterogeneous and anisotropic, inducing seismic ray bending and modification of the polarization attributes. This makes it complicated to decipher the actual origin of the polarization deviation induced either by the sensor misorientation, or by the Earth’s structure beneath the station (Fontaine *et al.* 2009). Moreover, several months are often required to record a large enough number of good-quality teleseismic events, or to ensure that coherent information emerges from ambient noise correlation methods.

Active acoustics and seismic approaches are also widely used to successfully retrieve OBS orientations (Anderson *et al.* 1987; Duennebier *et al.* 1987). They consist in using an artificial source (acoustic ping, airgun, explosion) to generate acoustic waves. Those approaches benefit from a high signal to noise ratio, from a perfect knowledge of the source locations and origin times and from a simple pattern of propagation. Indeed, water waves travel through the ocean which is an isotropic medium with small lateral heterogeneity. These waves do not deviate from their original direction in the horizontal plane, making it easy to pinpoint acoustic sources. Unfortunately, those approaches are time-consuming and require appropriate devices and on-board expertise.

## Existing sensor localization methods

Poor precision on sensors’ locations can induce important localization errors when investigating nearby sources; it is also prejudicial for arrays of sensors when the exact geometry of the deployment matters. OBSs’ locations are generally inferred from their deployment and recovery points, which relate respectively to the location where the OBS is dropped from the ship and to the location where the OBS is recovered at the surface after its deployment period. Unfortunately, as OBSs’ descent and ascent in the ocean occur months apart and not necessarily at the same speed nor in the same direction, it is virtually impossible to retrieve the true path followed by the OBS and therefore to assess the accurate location of the sensor on the seafloor.

OBSs may also be located by using the acoustic transponder used to receive the release order (Creager & Dorman 1982), which can also be called upon to assess the distance between the OBS and the ship. By triangulation procedures or using an ultra-

short baseline acoustic positioning system, it is possible to retrieve the OBS location. This operation is however time-consuming since one must at least wait for the OBS to reach the ocean floor before performing the localization. If no ultra-short baseline acoustic positioning system is available, it is furthermore necessary to send acoustic pings from a large range of azimuths around the OBS, which requires the ship to make either a large circle around the site or several crossing lines. For active seismic experiments, triangulating shots recorded by the OBS have been used instead of acoustical pings to save time (Nakamura *et al.* 1987). For passive experiments, using active sources as a calibration step have mainly been applied on dense arrays of hydrophones (*e.g.* Dosso *et al.* 1998) since a single sequence of emissions could be used to calibrate all instruments at once, making the operation worthwhile. Using the above-mentioned active sources methods usually allow to retrieve the OBS location within a few metres but all those field operations can significantly slow down an OBS network deployment. More recently, ambient noise correlation methods have been used on arrays of hydrophones of small spatial extent (tens of metres) to retrieve the relative location from one instrument to another (Sabra *et al.* 2005). In the case of networks with large inter-station distances, none of these solutions is suited: (i) active sources cannot be recorded by all sensors at the same time requiring one triangulation step per instrument; (ii) noise correlation, even measurable for seismometers as far as 300 km (Hable *et al.* 2019), loses its accuracy.

## Ship noise as a source of opportunity

An alternative solution to these methods – which is the focus of the present paper – is to use the ship-radiated noise as an acoustic source of opportunity to help locating OBSs and orienting their two horizontal components in the geographic reference frame (Fig. 1). Many merchant ships criss-cross the surface of the oceans and their positions are accurately known, thanks to their Automatic Identification System (AIS) designed to avoid collisions. Moreover, ship noise dominates the ocean acoustic landscape, from 10 to 200 Hz (Hildebrand 2009; Kinda *et al.* 2018) and is efficiently recorded by most OBSs.

Ship noise has already been used to localize hydrophone arrays (Ebbeson *et al.* 2008; Morley *et al.* 2009). In single sensor setups, measuring the distance of a ship knowing the instrument location has also been successful (Gao *et al.* 2008; Ferguson *et al.* 2017) along with geoacoustic inversion of the ocean bottom, on which the instrument was resting on (Gervaise *et al.* 2012). To our knowledge, however, no study has yet published an end-to-end solution to orient and/or localize an isolated OBS on the ocean floor using ship noise and its corresponding ship AIS locations.

For such purpose, we propose two new workflows to orient and localize OBSs, based on seismic and hydroacoustic recordings and the AIS trajectories of ships passing by during the OBSs deployment. The orientation workflow was applied to the whole RHUM-RUM network (Réunion Hotspot and Upper Mantle - Réunions Unterer Mantel) and a new reference table of orientations is provided. Obtained values are compared to previous results issued from the polarization analysis of P and Rayleigh waves from teleseismic events (Scholz *et al.* 2017). Requiring high quality AIS data, the localization workflow couldn't be applied to the whole network and was tested on a unique test station benefiting from good terrestrial AIS coverage.

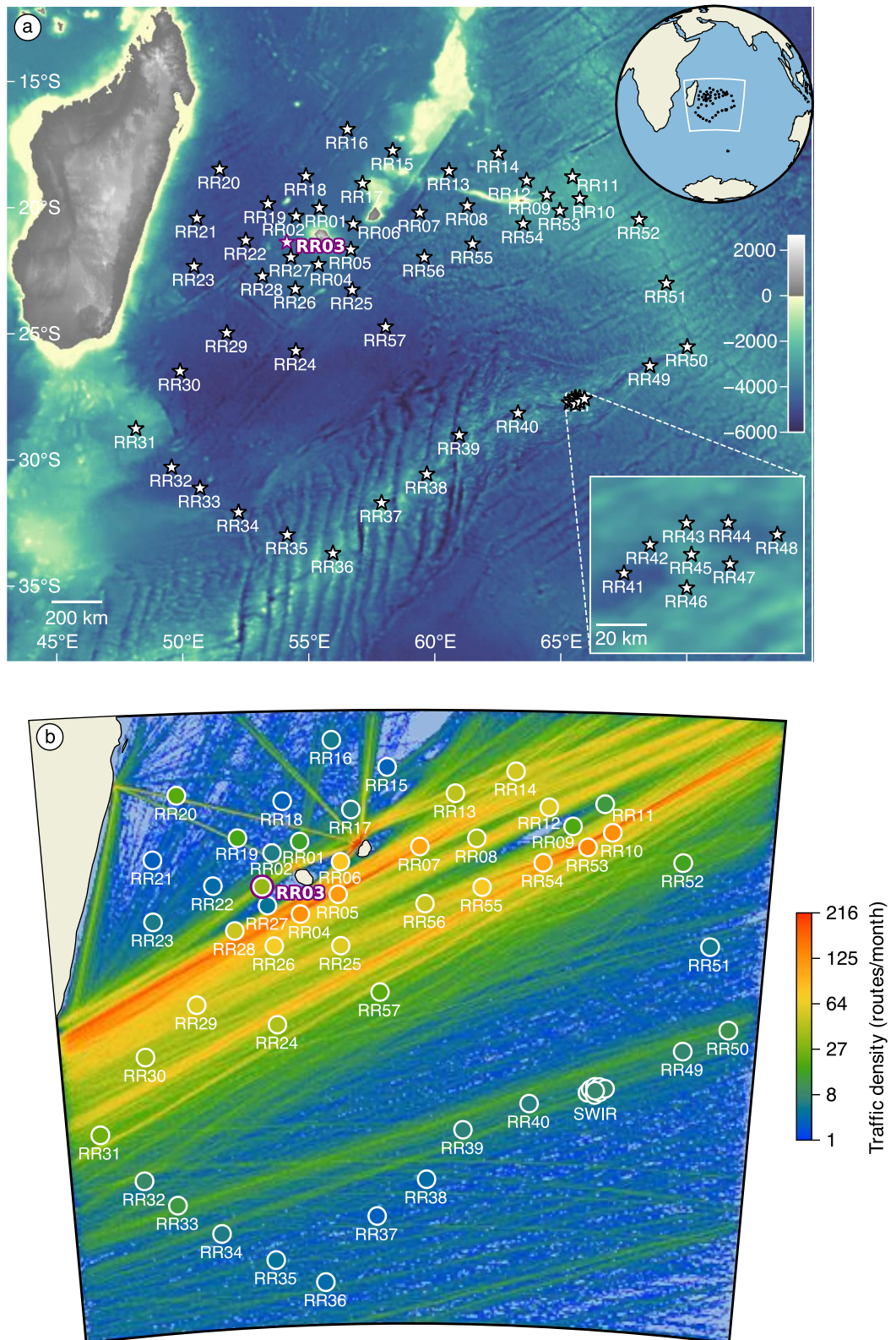
## Experiment and observables

### Seismic and hydro-acoustic dataset

Seismic and hydro-acoustic data used in this study were recorded during the RHUM-RUM experiment (Barruol & Sigloch 2013). This French-German experiment in the Western Indian Ocean, was dedicated to image the whole mantle structure beneath the Réunion volcanic hotspot (Mazzullo *et al.* 2017; Scholz *et al.* 2018; Barruol *et al.* 2019) and covered an area spanning roughly 2000 km x 2000 km. RHUM-RUM allowed to deploy 57 OBSs from the German DEPAS (Deutscher Geräte-Pool für Amphibische Seismologie) and French INSU (Institut national des sciences de l'Univers) pools, between October 2012 and December 2013 (Fig. 2a). OBSs were not surveyed or otherwise located and their locations on their landing sites were approximated by their deployment locations. The distances at which OBSs were recovered from their deployment illustrate the uncertainty on their localizations (Fig. 3). This plot illustrates that half of the OBSs were recovered more than 500 m away from their deployment point, for depths ranging from 2200 m up to 5400 m. Each OBS was equipped by a three-component wide-band or broad-band seismometer, together with a broad-band pressure sensor. While OBS landing areas were chosen to be locally flat, the surrounding bathymetry varied a lot from an OBS to another (Fig. 2a). Seismic and hydroacoustic data was recorded continuously at 50, 62.5 or 100 samples/s depending on the stations. This limited our investigations to the Nyquist frequencies of respectively 25, 31.25 and 50 Hz. In the lower bound, the microseismic noise limited our investigation to frequencies above 1 Hz. Technical information and performance reports can be found in Stähler *et al.* (2016) and clock corrections in Hable *et al.* (2018). Interestingly, the OBSs orientations were previously determined from the polarization of P and Rayleigh waves from teleseismic events (Scholz *et al.* 2017). The RHUM-RUM data-set is freely available at the RESIF seismological archive centre (see Acknowledgements).

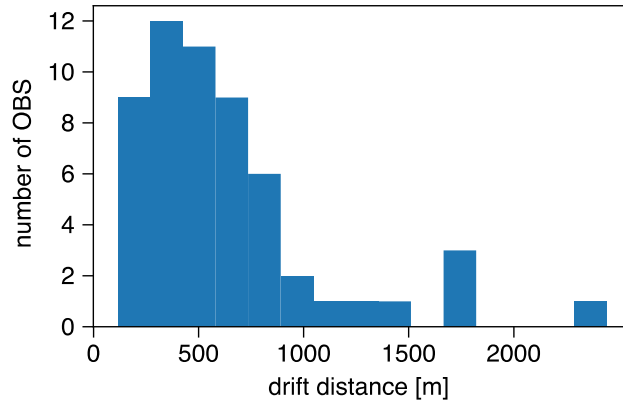
### AIS dataset

Our method relies on the accurate knowledge of the noise source position, *i.e.* the ship position, which is provided by AIS archives. For maritime monitoring purposes, AIS radio signals are recorded using satellites or from the coast (at tens of kilometres range). Satellites allow a complete spatial coverage but implies intermittent temporal coverage cadenced by satellite passages which depend on the orbits of the AIS satellite fleets. The used AIS database covering the whole spatial and temporal extent of the RHUM-RUM experiment was purchased from CLS (Collecte Localisation Satellites). This dataset provides ship positions on a one-hour basis. As most ships usually travel with constant heading and constant speed in high seas, positions between two GPS locations were computed by linear interpolation. This may cause positional errors of a few hundreds of metres. It generally does not imply large azimuthal errors at typical OBS-ship ranges and therefore does not limit the reorientation process. Hourly AIS data limits, however, the localization process which accuracy directly depends on the accuracy of inputted ship positions. In order to test the proposed method, an OBS close to La Réunion island (station RR03) was therefore used. Terrestrial AIS data collected



**Figure 2.** RHUM-RUM experiment overview. (a) Bathymetric map of the RHUM-RUM experiment area. A total of 57 OBS were deployed in areas of different topographies. The test station used to illustrate this study (RR03) is highlighted in purple. (b) Map of the marine traffic density obtained from the AIS archives during the whole RHUM-RUM experiment. Circular areas of 30 km are plotted as white disks and represent the distance at which ship noise usually has a good signal quality. Colours inside the circles indicate the monthly average number of ships passing closer than 15 km to an OBS. On the rest of the map, marine traffic density is plotted with the same colour scale. Large differences in the number of ships passing close to an OBS can be observed whether the OBS is located beneath a marine commercial route or not.





**Figure 3.** Histogram of distances between OBS dropping and recovery points of the 57 instruments deployed during the RHUM-RUM experiment. The median drift distance is about 500 m for station deployed at depths ranging from 2200 to 5400 m.

in November 2012 by antennas located on land was used, providing ship positions every three minutes.

From visual inspection of spectrograms at expected times of ship passages, we limit ourselves to big vessels like cargos and tankers, which generate high noise levels. Smaller ships can also be detected but are considerably less noisy and usually do not compete with measurements issued from large vessels. The AIS dataset was therefore filtered out by type to only retain GPS tracks of cargos and tankers. Unless otherwise specified, ship will refer in the following of this paper to cargo or tanker. To ensure good signal quality, we focused on ships noise produced within 30 km of OBSs, even if they can be detected at more than 100 km. From that perspective, it was decided to only retain ship trajectories with a closest point of approach (CPA) less than 15 km away from OBSs, so that the ship stayed in a 30 km radius area during a satisfactory time duration.

Fig. 2b presents the ship density traffic in the RHUM-RUM area as the number of ship passages in a radius of 15 km per month. The dominant ship traffic is mainly channelled along NE-SW trending commercial routes linking SE-Asia and the south Atlantic. The ships' density in the neighbourhood of an OBS varied a lot according to its location, ranging between a few to hundreds of ships per month. For each station, white circles represent the 30 km radius area used in this study, and the filling colour indicates the traffic density within the circle. For each ship route fulfilling the 15 km condition, we extracted the relevant part of the trajectory where the ship noise should be visible and therefore analysed (Fig. 4a).

## Ship noise signature

As a ship passes in the neighbourhood of an OBS, it radiates noise that is recorded by the seismic and hydroacoustic sensors on the ocean floor. Careful examination of the spectrogram of the hydroacoustic or seismic channels (Fig. 4b), shows that a ship generates a clear increase in the noise level that starts and ends several hours before and after the CPA, depending on the ship velocity and size and on the CPA distance. Ship-radiated noise is mainly characterized by monochromatic bands of energy, spreading from a few Hertz up to the maximum frequency that could be investigated, suggesting that the ship noise spectrum contains even higher frequency signals. Each ship has a signature composed of several monochromatic bands, related



to the rotational speed of its engines, the number of propellers and the number of blades of each propeller. Each monochromatic band of energy is affected by a Doppler effect at the CPA, of the order of one-tenth of a Hz, depending on the ship speed. Interestingly, when several ships are transiting nearby, their frequency bands may overlap, but their Doppler effect helps to discriminate them.

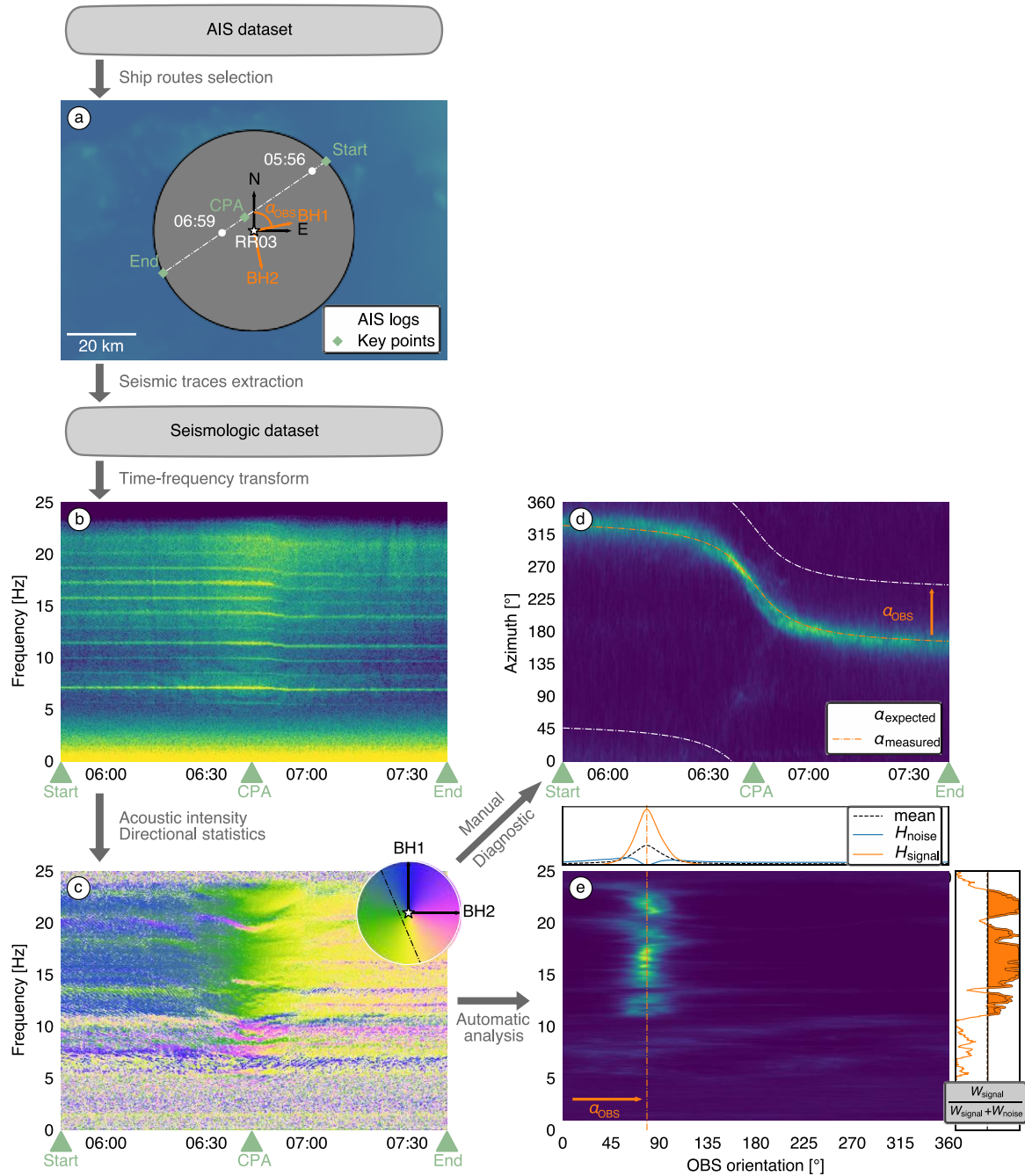
## Methodology

To retrieve the orientation or the location of an OBS, efficient methods measuring the direction and the distance of a source of known location using the seismometer and the hydrophone of the OBS are necessary. The three-component seismometer enables to measure local ground motion. As a wave passes by, it locally generates a three-dimensional oscillation whose motion relative to the direction of propagation defines its polarization. Each OBS also embeds a hydrophone that measures the pressure changes produced by the passage of compressional waves in the water. These two types of sensors allow to use methodologies developed for seismology, for hydroacoustics but also allows using so-called acoustic vector sensors (AVS) methods, involving a combination of both sensors (Cao *et al.* 2017). For a more in-depth understanding of the following proposed methods, the developed codes used in this article can be found in an open-source python package named *Obsea* (see Acknowledgements).

## Orienting OBS

The proposed method to quantify the OBS orientation relies on a local measurement of the direction of propagation of waves emitted by ships of known trajectories. Ship noise propagates from the source to the OBS as P-waves, since compressional waves are the only type of wave travelling through fluids. A minor part of P-waves is also converted to SV-waves at the ocean floor interface and will be omitted in this approach. The particle motion produced by an incoming P-wave is collinear to the wave propagation. Its polarization is rectilinear as motion occurs along a straight line. When recording a rectilinear motion and making the hypothesis of an incoming P-wave, the collinear property is not sufficient to fully constrain the direction of the source: it might as well come from a direction as its opposite. This issue is sometimes named *the 180° ambiguity*.

In seismology, when locating teleseismic events from a single station, two properties are used to retrieve correct DOA from incoming P and Rayleigh waves: (i) P-waves from teleseismic sources come from the Earth's depths and the DOA must be chosen so that it points toward the ground. (ii) Rayleigh waves from teleseismic sources have a retrograde vertical elliptic motion which direction of rotation indicates the direction of the source (Schimmel *et al.* 2011). Using those properties, teleseismic events DOA can be measured, and in return used to orient OBSs (Scholz *et al.* 2017). Unfortunately, those properties, cannot be used to retrieve ship noise DOA from an OBS: (i) At long ranges, P-waves produced by ships arrive with large incidence angles, and because of the acoustic impedance increase between the water and the ground, total reflection occurs and the energy travels horizontally. This prevents any reliable measurement of the vertical incidence angle (Harris *et al.* 2013). Although incidence



**Figure 4.** Reorientation workflow for a single ship passage. (a) The AIS dataset is processed and a route of a ship passing 15 km or less away from the OBS is extracted (white circles connected by white dash-dotted lines). Start time and end time of the seismological signal of interest are defined by the ship entry and exit time of the 30 km radius area (grey shaded circle). The OBS’s horizontal components BH1 and BH2 (orange arrows) are misoriented by a yet unknown angle  $\alpha_{OBS}$  with the geographical reference frame (black arrows) (b) Spectrogram in dB scale computed from the hydrophone channel (high levels in yellow). Ship noise mainly consists of a series of monochromatic bands and harmonics. A slight decrease in pitch can be noticed before 7:00 because the ship slightly slows down. (c) Azigram: DOAs in the OBS reference frame is colour-coded and MRL (Mean Resultant Length, see text) is transparency-coded. The colour to angle correspondence is plotted in the inset along with a probable guess of the ship path (black dash-dotted line). (d) Time-azimuth representation (high probability in yellow). The theoretical azimuthal curve of the ship (calculated from its AIS trajectory, white dashed line) needs to be translated by an amount equal to the OBS orientation to match the measurements. (e) Orientation-frequency representation (high probability in yellow) and its NMF (non-negative matrix factorization, see text) decomposition into signal and noise. The  $H_{signal}$  part exhibits a clear peak which maximum is used as the estimate of the OBS representation. The  $W_{ratio}$  indicates in which frequencies ship noise predominates *i.e.* when  $W_{signal}$  exceeds  $W_{noise}$  (orange fill).

angles may decrease at short distances, the poor reflectivity of the water/sediment interface may generate complex wave behaviour locally, for instance from P-wave reflected at deeper earth interfaces and therefore propagating toward the surface. (ii) Rayleigh waves do not propagate into the water as they are interface waves. Another methodology is therefore required to measure full 360° DOA.

### Acoustic intensity based DOA measurement

To overcome this  $180^\circ$  ambiguity and to get the true azimuth of the incoming ship noise, we took advantage of the fourth OBS component provided by the hydrophone. Compressional waves (also called pressure waves) propagate so that the pressure  $p(\mathbf{r}, t)$  at position  $\mathbf{r}$  and time  $t$  evolves in phase with the particle motion  $\mathbf{v}(\mathbf{r}, t)$  in the direction of propagation which is the opposite of the DOA  $\mathbf{u}$ . Euler's equation summarized this property for a plane wave in an infinite homogeneous medium:

$$\mathbf{v}(\mathbf{r}, t) = -\frac{p(\mathbf{r}, t)}{\rho c} \mathbf{u} \quad (1)$$

Here,  $\rho$  is the medium density and  $c$  is the medium sound velocity. In the case of an OBS, the position is stationary, so we will omit the argument  $\mathbf{r}$  from the pressure and the particle velocity.

In the AVS research field, different methods have been developed to retrieve accurate DOA. Among those, intensity-based methods are the most straightforward and use this phase relation between pressure and velocity (Nehorai & Paldi 1994) and have already been successfully used for analysing data recorded in the ocean (e.g. D'Spain *et al.* 1991; Thode *et al.* 2019). The instantaneous acoustic intensity  $\mathbf{I}(t)$  is a vector which points into the direction of propagation of the energy while its amplitude quantifies the flux of energy. It is defined as the product of the pressure and the particle velocity.

$$\mathbf{I}(t) \equiv p(t)v(t) = -\frac{p(t)^2}{\rho c} \mathbf{u} \quad (2)$$

For monochromatic acoustic fields (or for each component obtained by decomposing the signal with the Fourier transform), the complex representation can be used. The active acoustic intensity  $\mathbf{I}_a$  is defined as half the real part of the conjugate of the pressure  $\underline{p}^*$  multiplied by the velocity  $\underline{\mathbf{v}}$  (Mann *et al.* 1987).

$$\mathbf{I}_a(t) \equiv \frac{1}{2} \text{Re}(\underline{\mathbf{v}}\underline{p}^*) = -\frac{|p|^2}{\rho c} \mathbf{u} \quad (3)$$

Both the instantaneous and the active acoustic intensities point in the opposite direction of  $\mathbf{u}$  as shown in eq. (2) and eq. (3). Therefore, to estimate the incoming DOA unit vector, the instantaneous or the active acoustic intensity can be used as follows:

$$\mathbf{u} = -\frac{\mathbf{I}(t)}{\|\mathbf{I}(t)\|} = -\frac{\mathbf{I}_a}{\|\mathbf{I}_a\|} \quad (4)$$

All previous equations hold for a unique plane wave propagating in an infinite homogeneous medium. For an OBS lying on the ocean floor, this is not the case: (i) The OBS is located at the boundary between the ocean and the solid earth, *i.e.* at an interface of high impedance contrast. The OBS hence records the combination of incident, reflected, refracted and converted waves. (ii) For a given source, several paths

are usually possible (waves reflections and/or refraction, complex bathymetry), hence the arrival of several waves from different apparent directions and different arrival times. (iii) The ocean is far from being silent. Numerous sources can be simultaneously recorded at any time and the background noise usually has preferred directions due to the inhomogeneous repartitions of sources in the ocean (in the frequency band of investigation it is primarily due to the concentration of ships along commercial routes).

Assuming that the medium has no or little lateral variations (range-independent model), the effect of the two first issues can be neglected. In such case, we can restrict the analysis to the radial plane, defined as the vertical plane joining the source and the OBS. As the propagation is contained within the radial plane, no transverse particle motion to that plane can occur ensuring that the projection  $P_h(\mathbf{u})$  in the horizontal plane of the acoustic intensity raises the correct azimuth whereas the measured elevation can point in any direction. Thereafter, we will use this normalized projection on the horizontal plane (here  $\Pi_h$  is the projector on the horizontal plane).

$$\mathbf{u}_h = -\frac{\Pi_h(\mathbf{u})}{\|\Pi_h(\mathbf{u})\|} \quad (5)$$

For sake of clarity, we will omit the  $h$  index and if not explicitly stated, DOA will stand for horizontal DOA.

### Sparsity-based source separation

To compute the direction of a source in a multisource environment, a sparsity-based source separation workflow was used. This kind of method tackles the separation with geometrical considerations (Theis *et al.* 2003) which can be directly translated in terms of the desired source DOA. Sparsity-based source separation workflows consist of three main steps (Gribonval & Zibulevsky 2010). First, a joint sparse transformation is applied to make the supports of the source coefficients in the new representation as disjoint as possible. Second, source DOAs are estimated from a direction (or mixture) representation. Finally, if needed, sources can be reconstructed from those estimated DOA.

The Short-Term Fourier Transform (STFT) was used as a joint sparse representation. Noise from different sources is expected to be localized in different time-frequency areas and not to overlap in both time and frequency. Ship noise energy, for example, is spread across time but is mainly concentrated into some small frequency bands (see example Fig. 4b), whereas earthquake signal can spread over many frequencies but is only present during small periods. On real data, perfect separation never occurs but areas where a source significantly predominates over the others can generally be found. STFT might not be the most efficient sparse representation but has the great advantage to be fast to compute and has simple meaning in physics. Additionally, it allows to remove the instrument responses of each channel by water-level deconvolution, which consists in a spectrum division applied to the overall STFT of the signal. In this study, horizontal components of deployed OBS had balanced responses and correcting the small phase mismatch between the seismometer horizontal components and the hydrophone components on the frequency range of interest (above 1 Hz) did not raise any improvement. For simplicity, no instrument correction was performed. STFT was applied to all four channels with a sliding window length of 1024 samples and an overlap of 87.5% (Fig. 4b).

### Azigram representation

Applying eq. (3) to eq. (5) elementwise on the four-component STFT provides a time-frequency representation of DOA. For each time-frequency pixel, directions are colour-coded as azimuths; therefore, we called this representation an azigram, as proposed by Thode *et al.* (2019). To filter relevant DOA from noise, DOA stability is analysed through time. We drew inspiration from the definition of the degree of polarization (DOP) developed by Schimmel (2004) and from the analysis of the mixture ratio variance developed by Abrard & Deville (2005). Both approaches assume that, when a mixture of two or more sources are recorded at the same time, the DOA (or similarly the mixture ratio) cannot be stable through time. To measure this stability and estimate the source direction, the mean direction  $\bar{\mathbf{u}}[i, j]$  and the mean resultant length (MRL)  $R[i, j]$  (where  $i$  is the index of time and  $j$  the index of frequency) are computed on small time windows of several azigram values  $N$  (it was chosen  $N = 8$  which gives a time window of about 10 seconds according to the chosen STFT parameters and raw signal sampling rate).

$$\mathbf{m}[i, j] = \frac{1}{N} \sum_{k=i-\frac{N}{2}}^{i+\frac{N}{2}} \mathbf{u}[k, j] \quad (6)$$

$$\bar{\mathbf{u}}[i, j] = \frac{\mathbf{m}[i, j]}{\|\mathbf{m}[i, j]\|} \quad (7)$$

$$R[i, j] = \|\mathbf{m}[i, j]\| \quad (8)$$

The resultant MRL can vary from zero, in case of completely random directions, to one, in case all directions sum up constructively. This MRL can then be used to compute a transparency mask to remove the unstable portions of the azigram formed from the mean directions. An azigram of a passing ship is shown in Fig. 4c. The DOA of the ship can be efficiently computed mainly for frequencies above 10 Hz. Colours sweep from blue to yellow indicating a variation of the direction of roughly  $180^\circ$  which corresponds to a rectilinear ship passage close to the OBS.

### Time-azimuth representation

If the azigram representation is useful to explore the signal directivity through time and frequency and to separate indistinguishable mixtures of noise from prominent signals, it can hardly be used to retrieve quantitative values of DOA. A better representation to extract directions can be constructed under the following assumptions: (i) the DOA of any source is assumed to be frequency invariant; (ii) the DOA of each source is assumed to remain stable over small time windows of a few minutes. Based on this, values contained in windows spanning all frequencies over small time durations (about 80 seconds was used) can be treated regardless of their position in the time-frequency plane. A weighted Kernel Density Estimation (KDE) was used. Mean directions were first binned and weighted according to their MRL to compute a weighted histogram (a resolution of a tenth of a degree was chosen for the binning) and then smoothed with a Gaussian kernel of a few degrees of standard deviation ( $2^\circ$  was chosen). Finally, normalization was performed so that the integral over all azimuths of the obtained density is equal to one when all weights (*i.e.* all MRL) are equal to one.

This results in a pseudo probability density function (PPDF) of measured orientation. It is not a PDF function since its integral is smaller than one, but it allows to take into account the possibility of measuring nothing, which would result in a null flat curve. The process was repeated over the above-defined sliding windows resulting in a new time-azimuth representation, shown in Fig. 4d, where each column is a PPDF indicating the repartition of measured azimuths at a given time in the associated time-frequency window. Each mode (*i.e.* local maximum) of those PPDFs hopefully corresponds to DOA of a noise source.

Overlaying the theoretical curve (white dashed line Fig. 4d) of the ship azimuth variation estimated from its AIS data on top of this time-azimuth representation exhibits the misorientation bias. The translation ( $\alpha_{\text{OBS}}$  on Fig. 4d) needed to shift the curve on top of highly probable areas indicates the OBS misorientation. This shifting allows a good visual check of the consistency between the measured azimuth and the expected one and allows to manually assess a first estimate of the OBS orientation.

### Orientation-frequency representation

The time-azimuth representation is relevant to track moving sources. The OBS orientation azimuth  $\alpha_{\text{OBS}}$  is time-invariant, so at this stage, integration over the whole ship passage duration was performed. The azimuthal curve  $\alpha_{\text{expected}}(t)$  in the geographical coordinate reference system (CRS) is computed using the AIS positions of the ship. To convert the DOA from the geographical CRS into the OBS CRS, adding the OBS orientation is sufficient:

$$\alpha_{\text{expected}}(t) = \alpha_{\text{measured}}(t, f) + \alpha_{\text{OBS}}, \forall (t, f) \in D_{\text{ship}} \quad (9)$$

where  $D_{\text{ship}}$  is the time-frequency plane domain where ship noise predominates. This holds in theory, but in practice the measured DOA is impacted by noise and slightly deviates through time and frequency. Subtracting the measured DOA in the geographical CRS from the expected DOA in the OBS CRS is then a time (and frequency) invariant estimate of the OBS orientation:

$$\alpha_{\text{OBS}} = \alpha_{\text{expected}}(t) - \alpha_{\text{measured}}(t, f), \forall (t, f) \in D_{\text{ship}} \quad (10)$$

This OBS orientation estimate was performed for each value of the azigram and allowed to introduce a new orientation-frequency presented in Fig. 4e. The methodology used is the same than the one used to compute the time-azimuth representation except that: (i) values of the azigram were grouped per frequency and not by small vertical time windows, (ii) the estimates of OBS orientation obtained using eq. (10) are used instead of raw azigram values. For each frequency, the obtained group of OBS orientation estimates are used to compute PPDFs which are then gathered in the new orientation-frequency representation (Fig. 4e). Each row represents a PPDF of measured OBS orientation for a given frequency. Frequency bands where the ship signal predominates are easily identifiable visually as they show a clear peak at the most probable OBS orientation.

### Extraction of the OBS orientation

The OBS orientation is also frequency-invariant, but due to its harmonic structure, ship noise generally dominates on some frequency bands. While not totally the case, it was supposed that PPDFs can be satisfyingly approximated as a linear mixture of two components: (i) a component representing the PPDF of measured OBS

orientation when the ship signal predominates, (ii) a component representing the background anisotropic noise. To decompose orientation-frequency representations into those two components, non-negative matrix factorization (NMF) was used (Lee & Seung 1999). NMF combines two properties: (i) Dimensionality reduction, *i.e.* the property of summarizing all the information in a few features. (ii) Automatic clustering, *i.e.* the property of grouping similar objects. In this particular case, frequencies where ship noise predominates are expected to be separated from frequencies where the background noise predominates. NMF decomposes a 2D matrix  $V$  into the product of two lower rank matrices  $W$  and  $H$  (in our case of rank two):

$$\begin{aligned} V &\approx WH \\ &\approx [W_{\text{signal}} \quad W_{\text{noise}}] \begin{bmatrix} H_{\text{signal}} \\ H_{\text{noise}} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

NMF requires all entries in  $V$ ,  $W$  and  $H$  to be positive. In our case, the two rows of  $H$  are a base of PPDF of OBS orientation and  $W$  indicates at which frequency each of those rows are present. As the factorization is not unique, it was chosen to normalize the columns of  $W$  so that their maximum is one.  $H$  was corrected accordingly.

$$\|W_{\text{signal}}\|_{\infty} = \|W_{\text{noise}}\|_{\infty} = 1 \quad (12)$$

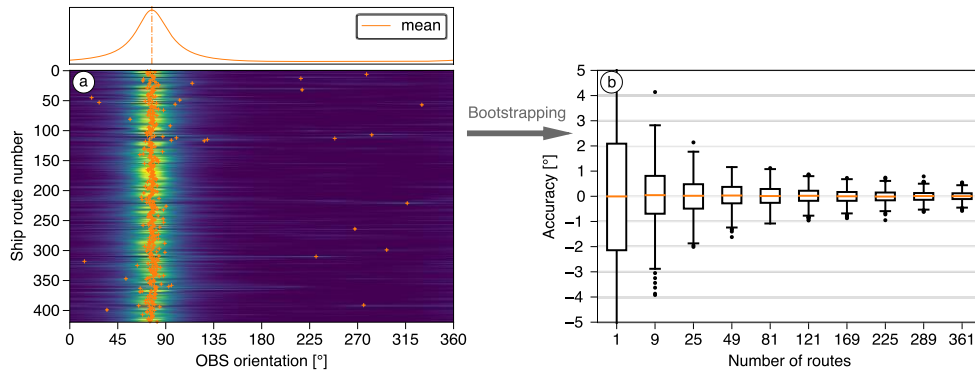
To assign each extracted component by the NMF algorithm to the signal part or the noise part, the  $H$  component with lower circular standard deviation was interpreted as the signal part. Fig. 4e illustrates the decomposition, via NMF, of the orientation-frequency representation. The dimensionality reduction property can be observed on the two components of  $H$ : the  $H_{\text{signal}}$  part summarizes the PPDFs of measured OBS orientation while the  $H_{\text{noise}}$  part summarizes the noise. The automatic clustering property can be observed on the two  $W$  components. When  $W_{\text{signal}} > W_{\text{noise}}$ , it can be considered that ship noise predominates. NMF succeeds in extracting the desired information with two components whereas in low signal to noise scenarios, simply averaging all the per frequency PPDF results in a meaningless flat curve.

### Statistics on ship passages

PPDFs computed for each ship passage were simply stacked (*i.e.* averaged) to blindly aggregate information from multiple ship passages. The mode (*i.e.* the maximum) of the resulting mean PPDF was used as the overall estimate of the OBS orientation. Stacking PPDFs instead of taking the average of the individual modes allows a more robust estimation. Outlier peaks do not contribute to the main peak and therefore the result is not altered. The analysis of a single ship passage as reported in Fig. 4, was repeated for all ship passages recorded at station RR03 and the PPDF were stacked as shown in Fig. 5a. A clear peak indicates the overall estimate of the OBS orientation.

We estimated uncertainties relying on one ship passage by computing standard metrics on all the OBS orientation estimates provided by the whole ship traffic. Bootstrapping techniques were used to account for the gain in accuracy when aggregating information from several passages. Virtual collections of ship passages are created by randomly sampling a given number of ship passages from the actual collection (each ship passage can be potentially drawn multiple times). Each virtual

collection is considered as a potential traffic scenario and an associated OBS orientation is computed. Comparing numerous results from the set of virtual scenarios can then be



**Figure 5.** OBS orientation statistics from multiple ship passages. (a)  $H_{\text{signal}}$  for the entire 420 ships routes used for reorienting station RR03 (high probabilities in yellow). Orange crosses mark each maximum (outliers can be noticed). To aggregate all measurements, stacking is performed (top curve) and the maximum of the resulting curve is used as the OBS orientation final estimate. (b) Uncertainties as a function of the number of ships used for determining the actual orientation of the RR03 OBS, determined by bootstrapping. Standard boxplot with median, interquartile range (IQR) and whiskers with maximum 1.5 IQRs are plotted for several numbers of ships passages. Great improvements are observed until about 50 ships which are probably due to a good outlier rejection. An uncertainty of less than one degree is achieved at about 80 ships (with 99% confidence).

used to estimate uncertainties with the desired metrics. We chose to build 1000 virtual collections to evaluate the uncertainties and to obtain robust statistical estimates. The process was then repeated with collections featuring different numbers of ship passages, to simulate sets of scenarios with different traffic density.

For each set of virtual collection, the estimated set of orientation and the orientation obtained using all ship passages were compared. This allows performing standard boxplot of errors considering that reference as the best assessment of the real OBS orientation. Fig. 5b shows the result for station RR03. From zero to around 50 ships, we observe a great improvement in the knowledge of the final OBS orientation, probably because outlier effects are efficiently absorbed by stacking. Beyond 50 ships, the progression is slower and roughly follows a square root law dictated by the law of large numbers. In that case, for fewer than 50 ships, better results could be performed by manually removing outliers but this was considered as a useless task as more ships passages were available. It is important to point out that while uncertainties smaller than one degree seem to be largely attained, it cannot exclude the presence of bias. Not perfectly balanced instrument response, complex topography, strongly anisotropic background noise, etc. could potentially produce biased results which still would lead to a small spreading of obtained OBS orientations.

### Application to the whole network

For each station, the full workflow of orientation retrieval was performed in order to estimate three values: (i) the global estimated OBS orientation using all ship routes  $\alpha_{\text{OBS}}$ ; (ii) the 95% uncertainties interval on this orientation estimated from the bootstrap method using all ship routes  $2\sigma_{\text{all}}$ ; and (iii) a robust estimation of the 95% uncertainties interval on the orientation using isolated ship passages  $2\sigma_{\text{one}}$ . For this last value, interquartile range (IQR) was used assuming a Gaussian distribution. This robust estimator rejects outliers which, in case ship passages are studied separately, would have been manually removed. This accuracy without outliers is a good indicator of the



**Table 1.** Retrieved orientations for the RHUM-RUM network by ship noise analysis and by teleseisms analysis (Scholz *et al.* 2017). For each method, a set of metrics are compared:  $N$  indicates the number of events used (ship passage or seism);  $\alpha_{\text{OBS}}$  is the retrieved orientation;  $2\sigma_{\text{all}}$  is the 95% confidence interval aggregating all events and;  $2\sigma_{\text{one}}$  is the 95% confidence interval of separately observed events. Red highlighted lines are stations for which measurements could not be performed because at least one of the sensors of the OBS failed or was too noisy. For two stations (RR12, RR31), only the hydrophone failed which prevented the use of our method, whereas the teleseismic based method worked. Grey highlighted lines are INSU stations equipped with differential pressure gauges and broadband sensor decoupled from the OBS structure. More information related to the OBS are available through the RESIF web services (see Acknowledgements).

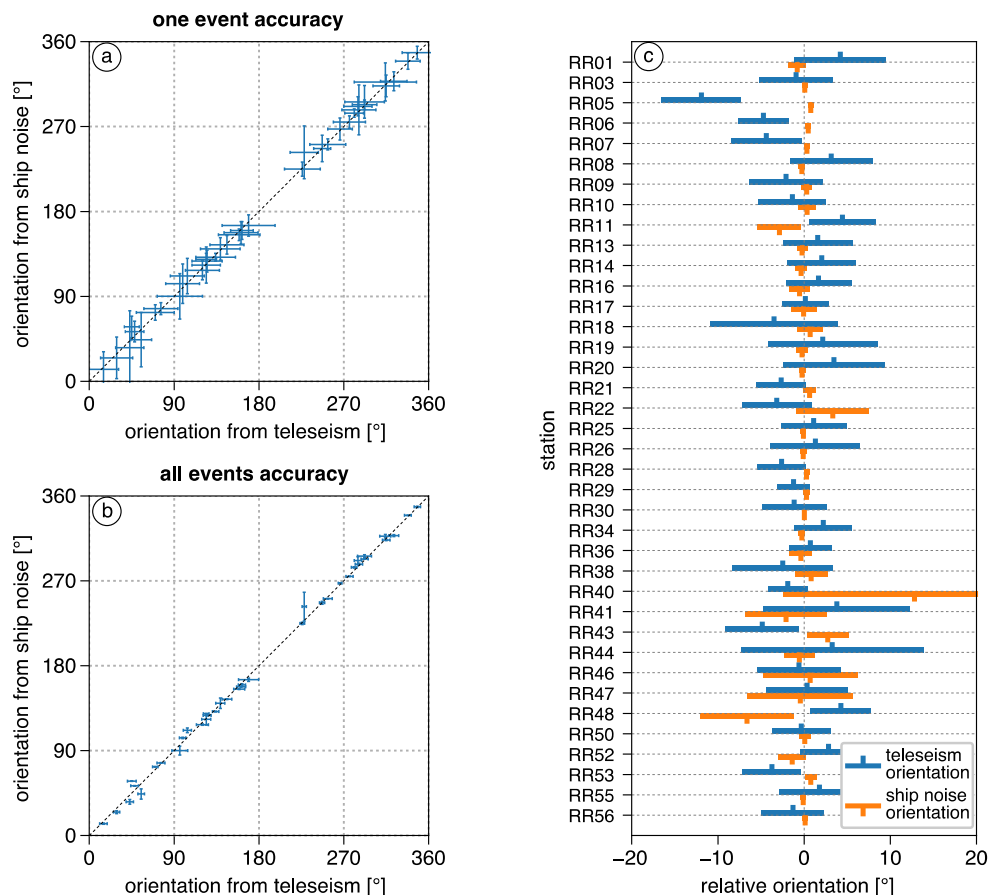
| Station | Deployment |           |       | Ships |                       |                        |                        | Teleseisms |                       |                        |                        |
|---------|------------|-----------|-------|-------|-----------------------|------------------------|------------------------|------------|-----------------------|------------------------|------------------------|
|         | Latitude   | Longitude | Depth | $N$   | $\alpha_{\text{OBS}}$ | $2\sigma_{\text{all}}$ | $2\sigma_{\text{one}}$ | $N$        | $\alpha_{\text{OBS}}$ | $2\sigma_{\text{all}}$ | $2\sigma_{\text{one}}$ |
| RR01    | -20,0069°  | 55,4230°  | 4298  | 190   | 318,0°                | (1,0°)                 | (10,0°)                | 7          | 323°                  | (5,3)°                 | (14)°                  |
| RR02    | -20,3392°  | 54,4984°  | 4436  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR03    | -21,3732°  | 54,1294°  | 4340  | 420   | 77,0°                 | (0,3°)                 | (6,4°)                 | 18         | 76°                   | (4,2)°                 | (18)°                  |
| RR04    | -22,2553°  | 55,3846°  | 4168  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR05    | -21,6626°  | 56,6676°  | 4092  | 1388  | 57,7°                 | (0,3°)                 | (11,4°)                | 3          | 45°                   | (4,6)°                 | (8)°                   |
| RR06    | -20,6550°  | 56,7639°  | 4216  | 901   | 129,2°                | (0,3°)                 | (6,5°)                 | 14         | 124°                  | (2,9)°                 | (11)°                  |
| RR07    | -20,1945°  | 59,4058°  | 4370  | 1213  | 52,7°                 | (0,3°)                 | (11,0°)                | 6          | 48°                   | (4,1)°                 | (10)°                  |
| RR08    | -19,9259°  | 61,2907°  | 4190  | 453   | 157,6°                | (0,4°)                 | (11,7°)                | 14         | 161°                  | (4,8)°                 | (18)°                  |
| RR09    | -19,4924°  | 64,4485°  | 2976  | 225   | 127,4°                | (0,6°)                 | (11,6°)                | 14         | 125°                  | (4,3)°                 | (16)°                  |
| RR10    | -19,6437°  | 65,7558°  | 2310  | 1472  | 287,7°                | (1,0°)                 | (26,5°)                | 21         | 286°                  | (3,9)°                 | (18)°                  |
| RR11    | -18,7784°  | 65,4629°  | 3941  | 156   | 35,7°                 | (2,5°)                 | (39,1°)                | 15         | 43°                   | (3,9)°                 | (15)°                  |
| RR12    | -18,9255°  | 63,6474°  | 3185  |       |                       |                        |                        | 10         | 27°                   | (2,8)°                 | (9)°                   |
| RR13    | -18,5427°  | 60,5635°  | 4130  | 516   | 313,2°                | (0,6°)                 | (11,5°)                | 12         | 315°                  | (4,0)°                 | (14)°                  |
| RR14    | -17,8448°  | 62,5299°  | 3420  | 618   | 12,6°                 | (0,7°)                 | (18,7°)                | 16         | 15°                   | (4,0)°                 | (16)°                  |
| RR15    | -17,7402°  | 58,3330°  | 3959  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR16    | -16,8976°  | 56,5335°  | 4426  | 62    | 159,8°                | (1,2°)                 | (9,5°)                 | 10         | 162°                  | (3,8)°                 | (12)°                  |
| RR17    | -19,0427°  | 57,1322°  | 2205  | 68    | 246,8°                | (1,5°)                 | (14,0°)                | 11         | 247°                  | (2,7)°                 | (9)°                   |
| RR18    | -18,7504°  | 54,8878°  | 4743  | 35    | 296,2°                | (1,5°)                 | (17,3°)                | 8          | 292°                  | (7,4)°                 | (21)°                  |
| RR19    | -19,8500°  | 53,3805°  | 4901  | 186   | 117,6°                | (0,7°)                 | (10,1°)                | 8          | 120°                  | (6,4)°                 | (18)°                  |
| RR20    | -18,4774°  | 51,4600°  | 4820  | 187   | 155,3°                | (0,4°)                 | (6,1°)                 | 14         | 159°                  | (5,9)°                 | (22)°                  |
| RR21    | -20,4217°  | 50,5599°  | 4782  | 31    | 284,3°                | (0,7°)                 | (4,4°)                 | 12         | 281°                  | (2,9)°                 | (10)°                  |
| RR22    | -21,3007°  | 52,4994°  | 4920  | 43    | 291,5°                | (4,2°)                 | (10,2°)                | 14         | 285°                  | (4,0)°                 | (15)°                  |
| RR23    | -22,3290°  | 50,4487°  | 4893  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR24    | -25,6805°  | 54,4881°  | 5074  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR25    | -23,2662°  | 56,7249°  | 4759  | 691   | 274,8°                | (0,3°)                 | (6,6°)                 | 20         | 276°                  | (3,8)°                 | (17)°                  |
| RR26    | -23,2293°  | 54,4698°  | 4259  | 828   | 144,6°                | (0,4°)                 | (9,8°)                 | 12         | 146°                  | (5,2)°                 | (18)°                  |
| RR27    | -21,9657°  | 54,2889°  | 4277  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR28    | -22,7152°  | 53,1595°  | 4540  | 616   | 72,9°                 | (0,3°)                 | (8,2°)                 | 51         | 70°                   | (2,8)°                 | (20)°                  |
| RR29    | -24,9657°  | 51,7488°  | 4825  | 727   | 267,5°                | (0,4°)                 | (11,7°)                | 48         | 266°                  | (1,9)°                 | (13)°                  |
| RR30    | -26,4861°  | 49,8917°  | 5140  | 430   | 293,2°                | (0,1°)                 | (5,0°)                 | 12         | 292°                  | (3,8)°                 | (13)°                  |
| RR31    | -28,7648°  | 48,1394°  | 2710  |       |                       |                        |                        | 22         | 76°                   | (3,6)°                 | (17)°                  |
| RR32    | -30,2903°  | 49,5555°  | 4670  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR33    | -31,1170°  | 50,6835°  | 4904  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR34    | -32,0783°  | 52,2113°  | 4260  | 39    | 131,5°                | (0,4°)                 | (4,1°)                 | 39         | 134°                  | (3,4)°                 | (21)°                  |
| RR35    | -32,9694°  | 54,1473°  | 4214  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR36    | -33,7018°  | 55,9578°  | 3560  | 47    | 224,9°                | (1,3°)                 | (7,4°)                 | 60         | 226°                  | (2,5)°                 | (19)°                  |
| RR37    | -31,7010°  | 57,8876°  | 4036  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR38    | -30,5650°  | 59,6858°  | 4540  | 47    | 317,3°                | (1,9°)                 | (20,2°)                | 32         | 314°                  | (5,8)°                 | (33)°                  |
| RR39    | -29,0165°  | 60,9755°  | 4700  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR40    | -28,1461°  | 63,3020°  | 4750  | 85    | 242,7°                | (15,3°)                | (27,9°)                | 44         | 228°                  | (2,3)°                 | (15)°                  |
| RR41    | -27,7330°  | 65,3344°  | 5430  | 60    | 90,1°                 | (4,7°)                 | (24,1°)                | 8          | 96°                   | (8,5)°                 | (24)°                  |
| RR42    | -27,6192°  | 65,4376°  | 4776  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR43    | -27,5338°  | 65,5826°  | 4264  | 43    | 111,6°                | (2,4°)                 | (18,8°)                | 18         | 104°                  | (4,2)°                 | (18)°                  |
| RR44    | -27,5324°  | 65,7480°  | 4548  | 50    | 165,2°                | (1,8°)                 | (11,3°)                | 7          | 169°                  | (10,6)°                | (28)°                  |
| RR45    | -27,6581°  | 65,6019°  | 2822  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR46    | -27,7909°  | 65,5835°  | 3640  | 53    | 140,3°                | (5,5°)                 | (11,9°)                | 19         | 139°                  | (4,8)°                 | (21)°                  |
| RR47    | -27,6958°  | 65,7553°  | 4582  | 58    | 123,2°                | (6,1°)                 | (19,2°)                | 10         | 124°                  | (4,7)°                 | (15)°                  |
| RR48    | -27,5792°  | 65,9430°  | 4830  | 54    | 44,1°                 | (5,4°)                 | (28,8°)                | 10         | 55°                   | (3,5)°                 | (11)°                  |
| RR49    | -26,2742°  | 68,5354°  | 4444  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR50    | -25,5181°  | 70,0222°  | 4100  | 135   | 348,4°                | (0,7°)                 | (6,7°)                 | 22         | 348°                  | (3,4)°                 | (16)°                  |
| RR51    | -22,9989°  | 69,1911°  | 3463  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR52    | -20,4722°  | 68,1094°  | 2880  | 212   | 24,8°                 | (1,6°)                 | (22,0°)                | 27         | 29°                   | (3,3)°                 | (17)°                  |
| RR53    | -20,1213°  | 64,9664°  | 2940  | 1548  | 103,5°                | (0,7°)                 | (20,9°)                | 28         | 99°                   | (3,4)°                 | (18)°                  |
| RR54    | -20,6424°  | 63,5082°  | 2499  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |
| RR55    | -21,4417°  | 61,4959°  | 4462  | 886   | 251,1°                | (0,3°)                 | (5,8°)                 | 16         | 253°                  | (4,8)°                 | (19)°                  |
| RR56    | -21,9694°  | 59,5853°  | 4230  | 388   | 339,4°                | (0,3°)                 | (8,6°)                 | 13         | 338°                  | (3,6)°                 | (13)°                  |
| RR57    | -24,7264°  | 58,0496°  | 5200  |       |                       |                        |                        |            |                       |                        |                        |

capacity of a station to measure a source direction as it does not depend on the number of recorded ships. Processing more than 15,000 ship passages (each roughly representing two hours of real-time data) took, on average, a few hours on laptop computer.

All results are summed up in Table 1. Orientations were computed for 38 stations over the 57 deployed during the RHUM-RUM experiment. For the 19 remaining stations, technical issues prevented the retrieval of the OBS orientation (Stähler *et al.* 2016; Scholz *et al.* 2017). Uncertainties using all ship passages vary from such small angles as  $0.3^\circ$  up to  $6.1^\circ$  (except for RR40 where stacking ships passages did not allow to increase the accuracy, likely due to strong topographic effects in the south-west Indian ridge area).

### Comparison with a previous seismologic study

To validate our research, results of a previous work using teleseismic events to retrieve OBS orientation (Scholz *et al.* 2017) were used. This work proposed two independent methods to retrieve OBS orientation based on teleseismic P and Rayleigh waves polarizations. From the associated results reported in Table 1, values using the *culled R-pol* method with circular mean estimator were used. Whereas it was stated that the *P-pol* method raised slightly better results (Scholz *et al.* 2017), the R-pol



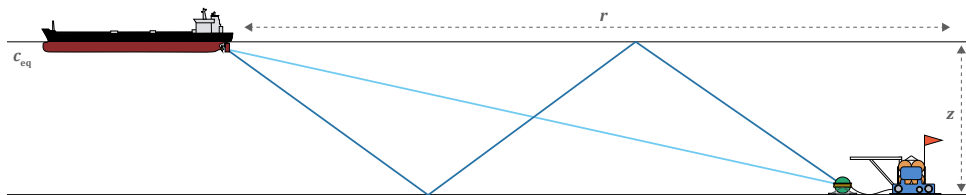
**Figure 6.** Comparison of OBS orientations between our results and those obtained from a previous study analysing teleseismic wave polarizations (Scholz *et al.* 2017). (a) Comparisons of accuracies of teleseismic vs ship noise techniques for a single event shows good matches within their uncertainties. (b) Using all events, the uncertainties shrink and, in some case, values obtained from ship noise and teleseismic analysis do not perfectly agree. (c) Relative orientation to the average issued from the two studies allows to zoom on the error bars and better appreciate agreements between results.

measurements benefit from being available for all working stations, which is not the case for the other method. From those values, the standard error of the mean (SEM) is extrapolated by dividing the given standard deviation by the square root number of used earthquakes to take into account the gain in accuracy obtained by gathering information from different events. These standard uncertainties are equivalent to the  $\sigma_{\text{all}}$  of the present article.

Retrieved orientations from both studies were compared along with their related uncertainties (Fig. 6). In most cases, both orientations agree and fall within the uncertainty of each other. Some mismatches can be observed but can be explained by several reasons: (i) In some cases, the small number of events used by the seismic method does not ensure a reliable estimate of the orientation and its related uncertainty (*e.g.* station RR05). (ii) Simplistic assumptions were made by both studies: neither the local structure beneath the sensor nor the topography was taken into account which can result in biased results for some stations. The mean difference between the two methods is  $3.8^\circ$  and in half of the cases is smaller than  $2.7^\circ$ . The mean accuracy using ship noise analysis is  $1.8^\circ$  against  $4.4^\circ$  using teleseisms analysis. For half of the stations, an accuracy of  $0.7^\circ$  is obtained using the ship noise analysis while a median accuracy of  $4.0^\circ$  is attained using teleseism analysis. It worth noticing that the mean number of events per station recorded during the whole experiment is about 400 for ships against about 20 for teleseisms. This explains why ship noise analysis significantly outperforms teleseism analysis. This new technique clearly benefits from much more events of longer duration which allow increasing the accuracy by stacking information.

## Locating OBS

The following method proposes to localize OBSs by ranging acoustic sources in the ocean by analysing the time differences of arrival (TDOA) between direct and reflected phases. This only requires the use of the single hydrophone component of the OBS. Waves emitted by sources at the ocean surface can follow several paths to reach the ocean floor, mainly by bouncing back and forth between the ocean surface and floor (Fig. 7). For impulsive sources (*e.g.* airgun shots and whales), echoes generally follow the direct arrival and can be temporarily separated on the hydrophone recordings. In that case, the measurement of the vertical angle of incidence of the direct arrival can be used to range acoustic sources (Harris *et al.* 2013). However, this cannot be applied to continuous sources as different phases merge and interfere. In the case of a moving source (like a ship), spectrograms exhibit fringes that evolve with time, resulting in oblique striations (visible in Fig. 8b). This phenomenon is known as the Lloyd Mirror effect (*e.g.* Wilmot *et al.* 2007).



**Figure 7.** OBS relocation scheme: Noise may propagate along several acoustic paths from the ship to the OBS. Here, the direct and the two times reflected paths are schematized. The measurement of the time difference of arrival (TDOA, see text) between these two phases can be linked to the OBS-ship distance (and therefore to the OBS location) by an appropriate modelling of the wave propagation from the ship to the OBS.

Two main frameworks exist to link those striations to the environment property and to the source's and receiver's locations: (i) a modal approach which models the spatial (hence temporal as the ship moves) variations of the interferences through the waveguide invariant theory (*e.g.* Gervaise *et al.* 2012); (ii) an approach which links the frequency variation of the interferences to the TDOA between echoes, for instance thanks to cepstrum analysis (*e.g.* Gao *et al.* 2008, Gao 2013). As the modal approach needs the relative distance from the source to the receiver as input to spatially resolve modes, we focused on the cepstrum analysis, that we detail below.

### Cepstrum analysis

In a single source scenario, a signal  $x(t)$  received by the hydrophone can be written as the convolution of a source term  $s(t)$  and a propagation term  $g(t)$  (*i.e.* the Green function or impulse response):

$$x(t) = s(t) * g(t) \quad (13)$$

The Fourier spectral density (spectrum) of this signal is:

$$|X(f)|^2 = |S(f)|^2 |G(f)|^2 \quad (14)$$

The log spectrum of this signal is:

$$\log |X(f)|^2 = \log |S(f)|^2 + \log |G(f)|^2 \quad (15)$$

In this study, we modelled the propagation term by considering only two phases: (*d*) the direct path; and (*r*) the first reverberated path that bounces once on the ocean floor and once on the ocean surface (Fig. 7). Each phase is associated with an attenuation coefficient and a time of arrival ( $\delta(t)$  is the Dirac function):

$$g(t) = \alpha_d \delta(t - t_d) + \alpha_r \delta(t - t_r) \quad (16)$$

$$G(f) = \alpha_d \exp(-j2\pi t_d f) + \alpha_r \exp(-j2\pi t_r f) \quad (17)$$

$$|G(f)|^2 = \alpha_d^2 + \alpha_r^2 + 2\alpha_d \alpha_r \cos(2\pi(t_r - t_d)f) \quad (18)$$

$$\log |G(f)|^2 \approx \log |\alpha_d^2 + \alpha_r^2| + \frac{2\alpha_d \alpha_r}{\alpha_d^2 + \alpha_r^2} \cos(2\pi \tau_{dr} f) \quad (19)$$

We notice from eq. (14) and eq. (18) that the spectrum of the recorded signal is made of an envelope (the spectrum of the source term) that modulates an oscillating function (the spectrum of the propagation term). Combining eq. (15) and eq. (19), we notice that the log spectrum of the recorded signal has an additive component with “*fundamental frequency*”  $\tau_{dr} = t_r - t_d$ . Therefore, the “*spectrum*” of the log spectrum would likewise show a peak at the desired TDOA. It is from that observation that cepstrum analysis arose (Oppenheim & Schaffer 2004). The cepstrum  $C_X(\tau)$  is defined as the inverse Fourier transform of the logarithmic spectrum. It is defined in a domain which, while being the reciprocal of frequency, is not really the time domain and which has been called the quefrency domain:

$$C_X(\tau) \equiv \mathcal{F}^{-1}[\log |\mathcal{F}[x(t)]|^2] \quad (20)$$

It can be noted that, due to the linearity of the Fourier transform, the cepstrum can also be decomposed into the sum of a source term and a propagation term:

$$C_X(\tau) = C_S(\tau) + C_G(\tau) \quad (21)$$

In this work, the cepstrum  $C_X(\tau)$ , which is real-valued was transformed into analytic signal. This analytical representation is useful tool for providing instantaneous values for parameters such as amplitude and phase of  $C_X(\tau)$ . This extra step allows to easily extract the envelope of the cepstrum (by taking its modulus, which is useful for representation) and also, later on, to choose between coherent summation (complex values are summed) or incoherent summation (modulus are summed and the phase is discarded). The analytic cepstrum can be performed before the inverse Fourier transform  $\mathcal{F}^{-1}$  stage by discarding the negative frequency components and doubling the positive frequencies ( $\text{sgn}$  is the signum function):

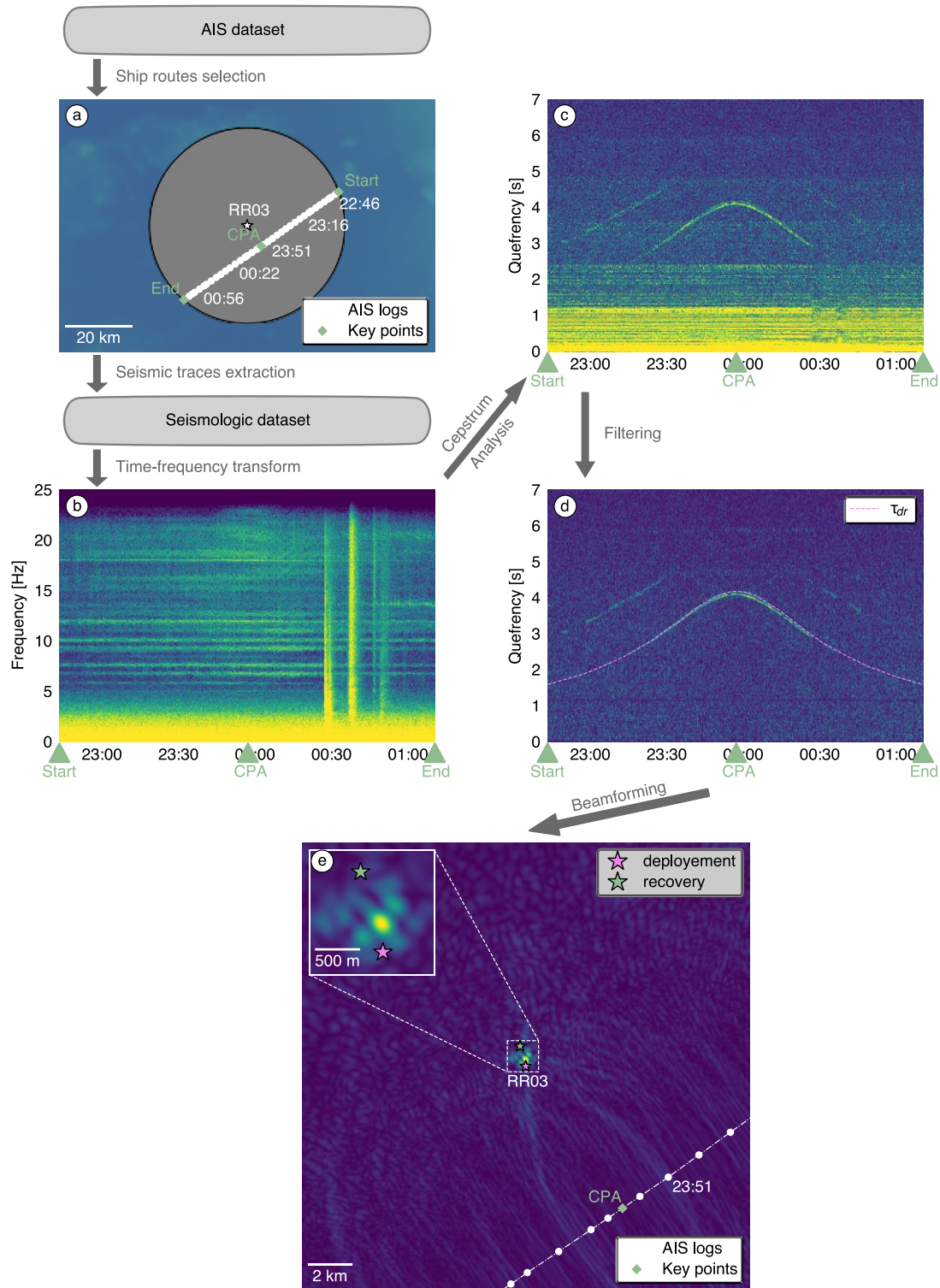
$$\hat{C}_X(\tau) = \mathcal{F}^{-1}[(1 + \text{sgn}(f))\log|\mathcal{F}[x(t)]|^2] \quad (22)$$

Applying eq. (22) for each column (each spectrum) of a spectrogram gives a cepstrogram. In the case of a passing ship (Fig. 8c) the cepstrogram is composed of: (i) time-invariant features, that are identified as the source term and; (ii) a clear time-varying line which is identified as the propagation term. Unfortunately, the harmonic structure of ship radiated noise translates into cepstral features spanning over a large part of the quefrequency domain and overlapping with the propagation term.

### Propagation term extraction

Removing the source term allows to improve the TDOA retrieval (Ferguson *et al.* 2019). Separating time-invariant signals from moving ones is particularly suited for singular value decomposition (SVD) clutter filtering (Demene *et al.* 2015). The mean cepstrum is subtracted from the whole cepstrogram and a SVD is applied. In our case, a SVD just like principal component analysis (PCA) summarizes the cepstrogram in a sum of unitary time-invariant cepstrums (the singular vectors) associated to the quantity of signal they represent (the singular values). The way the energy is spread among the time-invariant singular vectors is related to the time-invariant aspect of the signal. The source term can ideally be represented by a unique singular vector of high singular value but, in practice, few singular vectors are necessary. Indeed, ship radiated noise slightly fluctuates, partially due to the Doppler effect and to small variations of the engine rate. In contrast, the propagation term needs to be represented by numerous time-invariant singular vectors of low singular values, due to its highly time-variant nature. Singular vectors were sorted by their singular value strength; the most energetic singular vectors, mainly containing the source term, were removed. The remaining singular vectors containing the propagation term and noise were kept to form the filtered cepstrogram as presented in Fig. 8d. The number of singular values removed was automatically chosen using the kneedle algorithm (Satopaa *et al.* 2011).

To further improve TDOA estimation, an additional filtering was applied. More precisely, a high-pass filter was applied along quefrequencies. This has a similar effect than filtering in the time domain (indeed, quefrequencies are in seconds and Fourier transform in both time or quefrequency domain leads to the frequency domain). The frequency content of the reverberated signal in the cepstrogram is directly linked to the frequency content of ship noise and cut-off frequencies are chosen accordingly. In practice, a simple high-pass filter with a cut-off frequency of 5 Hz was sufficient to remove the main part of the undesired signal. The result is a tremendously accurate measurement of the TDOA (Fig 8d).



**Figure 8.** Localization workflow for a single ship passage. (a & b) Same as in Fig. 4. Some seismic activity can be observed at the end of the spectrogram as vertical bands. (c) Raw cepstrogram (high levels in yellow). (d) The time-invariant features are filtered out and denoising is applied. This isolates the features related to phases paths interferences. The theoretical TDOA between the direct and two times reflected path  $\tau_{dr}$  is overlaid (purple dashed line) assuming that the OBS did not drift from its deployment point. (e) Beamforming in the queffrequency domain over a square of 20x20 km<sup>2</sup> centred on the deployment point. The ship path (white dotted line) can be considered as the antenna used for beamforming. The background colours are the beamforming scores of OBS localization (high values in yellow). In the left upper corner, a zoom of a 1.6 km square around the OBS deployment (red star) and recovery (green star) localizations is plotted. Great focussing indicates the most probable OBS location on the ocean floor and validates the simple propagative model used.

### Propagative model

To retrieve useful information on the OBS location, the computed TDOA must be compared to a physical model of propagation. This latter was assessed by a direct ray tracing approach that easily allows computing theoretical phases arrival. In deep water, wavelengths of interest (roughly 150 m at 10 Hz) are usually at least one order of magnitude smaller than other typical lengths. The ray tracing approach gives, in that case, accurate results. As a simplification, we assumed that the OBS is laying on a flat surface. This assumption is fulfilled in flat sedimentary basins, where the topography does not change over tens of kilometres or more (this is typically the case for the RR03 station). To further simplify the propagative model, the concept of equivalent celerity was used. To compute the travel time  $t_{ray}$  from the ocean surface to the ocean floor at depth  $z$  and distance  $d$  in a range-independent model, computing the distance along a straight line raises the correct travel time if divided by an equivalent celerity  $c_{eq}$  computed as:

$$\frac{1}{c_{eq}} = \frac{1}{z} \int_0^z \frac{dz}{c(z)} \quad (23)$$

In this work, the equivalent celerity ( $c_{eq} = 1502 \frac{m}{s}$ ) was computed from CTD (Conductivity temperature depth) measurements in the area and the depth ( $z = 4340 \text{ m}$ ) was determined by multibeam bathymetric measurements performed during the deployment at each OBS location (available through the RESIF datacentre, see Acknowledgements). The travel times for the direct and first reverberated path could be assessed along with the TDOA:

$$\tau_{dr}(t) = \frac{\sqrt{d(t)^2 + (3z)^2} - \sqrt{d(t)^2 + z^2}}{c_{eq}} \quad (24)$$

On Fig. 8d,  $\tau_{dr}(t)$  is shown as a dashed purple line overlaid on the filtered cepstrogram assuming that the OBS did not drift and was located exactly beneath the deployment point. The theoretical curve almost matches the measurement, yet some mismatch can be corrected by a better OBS location hypothesis, what we are looking for.

### Beamforming in the quefreny domain

To localize the OBS from isolated distance measurement, a nearfield beamforming approach was developed. Because of the wave propagation reciprocity, source and receiver can be virtually exchanged. The ship path can thereby be considered as a linear array of receivers. A 2D grid search approach was performed and for each hypothetical OBS position, the signal of the filtered cepstrum was picked and summed coherently according to the time delay law defined by eq. (24). This summation is expected to be constructive at the actual OBS location. The envelope of this beamforming image for a single ship was computed and allows to create an image of the OBS location (Fig. 8e). The image exhibits a clear focal point located between the deployment and recovery points. The quality of the focusing testifies the validity of the used simple propagative model.

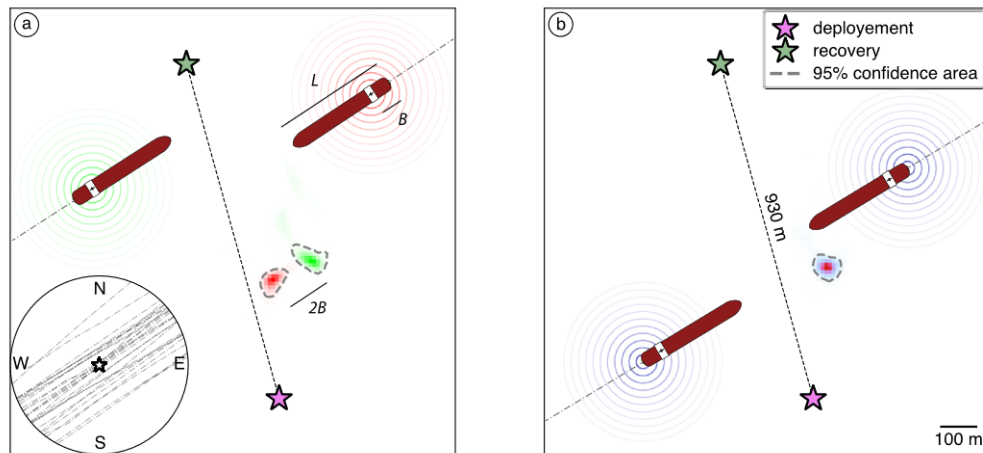


### Localization accuracy

To determine an accurate OBS localization on the seafloor and to estimate the uncertainties, different measurements from different ship passages were compared. For our test station (RR03), 28 relevant ship passages extracted from terrestrial AIS logs of November 2012 were used (shown in map view in the insert Fig. 9a), each allowing to compute an image of the OBS location. All the images were then summed. To estimate the uncertainties, the process was repeated 10 000 times for random sets of 28 images sampled with replacement from the original 28 images (bootstrap approach, each set can contain a same image several times). A 2D histogram of the OBS localization was computed and a 95% confidence area was extracted by setting the threshold which allows rejecting the cells of the histogram which account for 5% of the computed OBS localizations.

### Acoustical centre location

Computing the 2D histogram of OBS localization without further processing produced a bimodal distribution that results from a discrepancy between the AIS and the noise source actual locations. Splitting ship routes into two sets of eastward and westward travelling directions and computing the OBS localization for each set produced two distinct unimodal patches visible as shown in Fig. 9a (in red and green). AIS archives of ships, which antenna position was provided, showed that AIS antennas are generally located close to the bridge at a stern distance  $B$  which can be approximated as 20% of the overall ship distance  $L$ . Assuming that ship noise is mainly emitted by the propeller, hence at the ship stern, explains why the two patches are observed at a distance of  $\sim 2B$  aligned along the ship commercial route. Correcting the AIS data of 20%  $L$  backward along each ship track before processing the OBS localization effectively merged the two patches into a single OBS localization (Fig. 9b)



**Figure 9.** Probability maps of the OBS localization by bootstrapping 28 ship passages, according to two hypotheses on the location of the acoustical centre of emission location of ships. (a) the raw AIS position is used as the acoustic centre. Generally, the AIS antenna (black cross) is located close to the bridge (white rectangle). The length of the ship is noted  $L$  while  $B$  denotes the distance from the AIS antenna to the ship's stern. The inset represents the tracks used to retrieve the OBS location in a radius of 30 km. Ship routes are split in two: those crossing from East to West (red), and those crossing in the opposite direction (green). Each set of ships generate a clear individual patch indicating two different OBS locations. The two patches are aligned along the major ship route orientation and are at a distance comparable to two times the typical length  $B$ . (b) By correcting the AIS data, the stern of the ship is used as the acoustical centre which approximates the propeller location. A clear and unique patch (in pink) indicates the OBS most probable location between the deployment point and the recovery point. The 95% confidence area (delimited by a grey dotted line) describes a zone of a few tens of metres wide.

with a radius of confidence of a few tens of metres. This simple correction of the ship AIS location therefore demonstrates that the dominant ship noise is emitted by the propeller at the rear of the vessel. As seen in Fig. 9b, the retrieved location is slightly closer to the deployment point, which agrees with the fact that OBS speed is higher during its descent than during its ascent.

Despite requiring good AIS coverage and a flat topography, the method showed promising capabilities to relocate OBS with a simple propagative model. It significantly improved the knowledge on the OBS location compared to the sole information available from the deployment and recovery points. It suggests that, in the 1-25 Hz frequency band, ship noise is mainly radiated by the propeller. It also proves the ability of an OBS to range acoustical sources with high accuracy.

## Conclusion

In this work, we demonstrated that ship noise analysis can be successfully used to orient and localize OBSs on the ocean floor. Two new fully automated workflows were developed for those purposes and were successfully applied to data recorded during the RHUM-RUM experiment in the SW Indian Ocean. Benefitting from the abundance of ships passing in this area and from the accurate knowledge of their trajectories from AIS data, this approach allowed to retrieve the OBS orientation with an accuracy better than  $1^\circ$  for most instruments. A result that performs far better than orientation retrieval from teleseismic event analysis. Passively retrieving the localization of an OBS within a few tens of metres was also successfully performed. It required more frequent ship positions than provided by the satellite AIS data and was therefore restricted to one station covered by high rate terrestrial AIS data. This study thus enables *a posteriori* orientation and localization retrieval of OBSs with no time cost during the cruise; the only cost being purchasing AIS archives of transiting ships. In addition of the three-component seismometer, the embedded hydrophone was extensively used, which is rather uncommon in seismology. It extended the classical polarization analysis into an acoustic intensity analysis, allowing for a more complete description of P-waves. This study also confirms the potential of ships as acoustical sources for geophysical purposes. Just like earthquakes, ships can be used advantageously to set light on unknown parameters of interest. They benefit from great localization accuracy in time and space, are abundant in most seas, but require dedicated methods to handle continuous acoustic sources. The localization method suggests that the propeller is the main source of ship radiated noise within the [1-50] Hz frequency range. The methods we developed also testify the ability of OBSs to fully localize ships and more generally all kind of moving acoustical sources in the oceans. These acoustical sources include marine mammals and sea ice activity, which bolsters OBSs potential as watchful environmental observers of the oceans.

## Acknowledgements

The RHUM-RUM project (<http://www.rhum-rum.net>) was funded by ANR (Agence Nationale de la Recherche) in France (project ANR-11-BS56-0013), and by

DFG (Deutsche Forschungsgemeinschaft) in Germany (grants SI1538/2-1 and SI1538/4-1). Additional support was provided by CNRS (Centre National de la Recherche Scientifique, France), TAAF (Terres Australes et Antarctiques Françaises, France), IPEV (Institut Polaire Français Paul Emile Victor, France), AWI (Alfred Wegener Institut, Germany) and the Université de La Réunion, France. We thank DEPAS (Deutsche Geräte-Pool für Amphibische Seismologie, Germany), GEOMAR (GEOMAR Helmholtz-Zentrum für Ozeanforschung Kiel, Germany) and INSU-IPGP (Institut National des Sciences de l'Univers - Institut de Physique du Globe de Paris, France) for providing the ocean-bottom seismometers. The RHUM-RUM data set (<http://dx.doi.org/10.15778/RESIF.YV2011>) has been assigned the FDSN network code YV and is hosted and served by the French RESIF data centre (<http://seismology.resif.fr>). We warmly thank cruise participants and crew members on *R/V Marion Dufresne*, cruise MD192 and on *R/V Meteor*, cruise M101. This work benefited from the work of Alexandre Bouillon and Bruno Geay during their Ecole Navale internship at the Université de La Réunion in 2016. Codes used to explore OBS datasets and to retrieve orientations and localizations are available in a package named *obsea*, available at <https://github.com/atrabattoni/obsea> and planned to grow with future advances on acoustic source detection, localization and classification from OBS recordings. The author's PhD was funded by the STEP'UP doctoral school of *Université de Paris* and by the *Direction Générale de l'Armement*.



# 5

## Détection de navires et de baleines

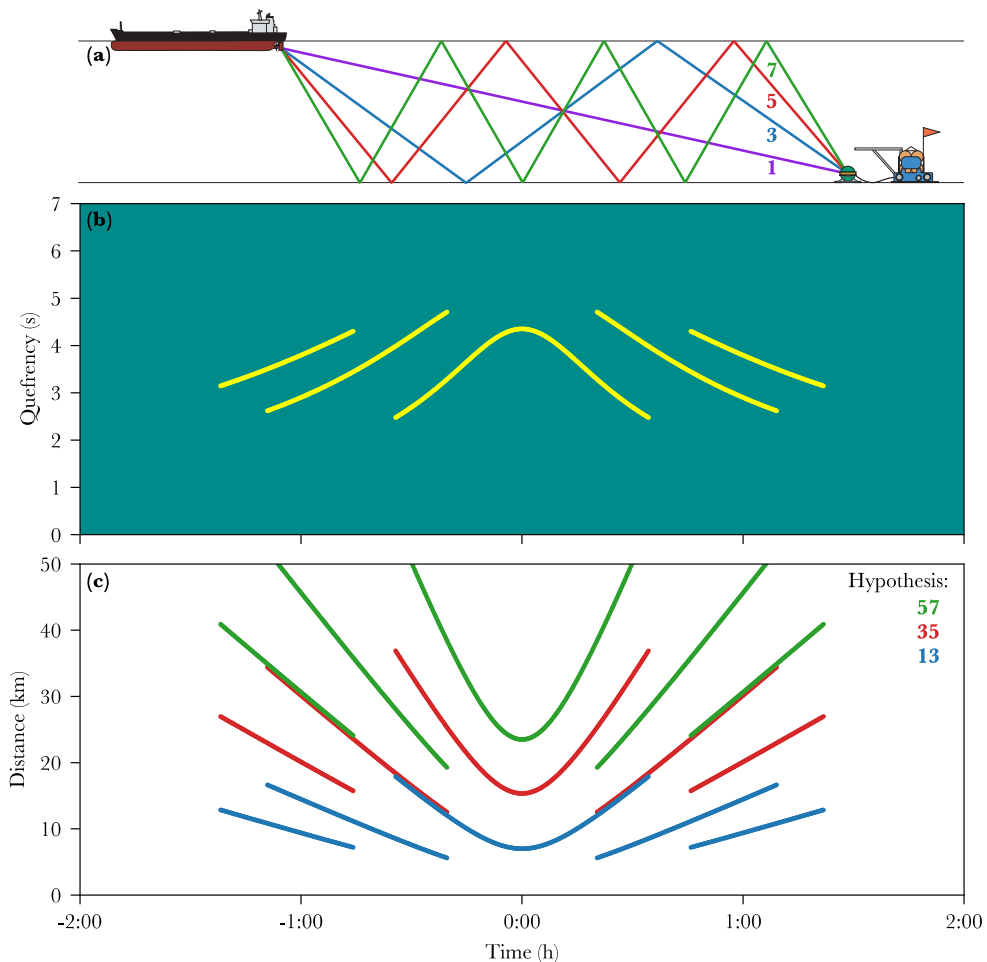
---

Lors du précédent chapitre, nous avons montré qu'il est possible de retrouver l'orientation et la localisation d'un OBS en se basant sur la connaissance des trajectoires de navires passant à proximité. Dans ce chapitre, nous nous attèlerons au problème inverse : retrouver la localisation d'un navire en se basant sur les enregistrements sismologiques et hydroacoustiques. Cette inversion soulève de nombreuses problématiques si l'on souhaite développer des méthodes automatiques ne nécessitant pas l'intervention d'un opérateur humain. Il n'est plus question de se baser sur les données historiques de l'AIS pour savoir à quels instants un navire se trouve à proximité d'un OBS. Cette approche pose en premier lieu le problème de la détection d'une source acoustique puis de son suivi spatial.

L'objectif de ce chapitre n'est pas la détection binaire, à savoir la présence ou l'absence de la source d'intérêt dans la proximité d'un OBS. Nous nous concentrerons plutôt sur une détection porteuse d'information spatiale. Les algorithmes proposés se baseront directement sur le cepstrogramme et l'azigramme. Ces outils introduits précédemment sont les représentations des enregistrements sismo-acoustiques permettant des mesures respectivement de distance et de direction. Nous n'aborderons pas l'analyse de l'amplitude des signaux sismologiques et du spectrogramme qui permettraient de détecter la présence ou l'absence d'une source sans pour autant fournir une information sur la localisation de cette dernière.

Contraindre la position d'une source acoustique grâce aux mesures faites à partir de l'azigramme et du cepstrogramme n'est toutefois pas de toute simplicité. Tout d'abord, l'azigramme et le cepstrogramme apportent deux informations orthogonales (l'une de direction, l'autre de distance) et se basent sur deux portions différentes du signal reçu d'une source. L'azigramme tire profit des pics spectraux de fortes intensités où le rapport signal à bruit est élevé. C'est uniquement lorsque le signal de la source prédomine sur le bruit environnant qu'il permet une mesure précise de la direction. Le cepstrogramme, de son côté, tire profit du bruit large bande émis par la source nécessitant en revanche une bonne couverture spectrale. Ceci implique que les détections séparément opérées sur ces deux traitements du signal ne sont pas liées par nature. Impossible donc de savoir *ex nihilo* si deux détections simultanées – l'une provenant de l'azigramme, l'autre du cepstrogramme – sont dues à une même source, à deux sources différentes, à une fausse détection et une vraie détection, etc. Ceci nécessite un travail d'association des détections pour pouvoir trancher sur la position en distance et direction d'une source. Cette association est d'autant plus complexe à mettre en œuvre que le nombre de sources en présence est inconnu.

Pour ce qui est de l'utilisation du cepstrogramme, pour pouvoir relier une mesure de différence de temps d'arrivée à une distance il faut émettre une hypothèse sur les chemins acoustiques interférant entre eux (Fig. 44). Dans le chapitre précédent, la connaissance de la trajectoire des navires et de la position de l'OBS, nous permettait d'avoir un *a priori* qui permettait de choisir les bonnes branches d'interférences. Ce n'est plus le cas lorsque l'on s'intéresse au problème inverse où chaque mesure de différence de temps d'arrivée peut potentiellement être associée à plusieurs schémas d'interférences.



**Figure 44.** Interférences générées par les réflexions multiples des signaux dans la colonne d'eau et illustration du problème d'association entre signal observé sur le cepstrogramme et interférence concernée. (a) L'onde émise par un navire peut suivre plusieurs chemins possibles numérotés par le nombre de fois que l'onde traverse la colonne d'eau. (b) Ces différents chemins créent des interférences observables sur le cepstrogramme comme différentes branches de forte intensité. Sans aucun *a priori*, il est difficile de savoir à quelle branche correspond quelle interférence. A noter toutefois qu'en analysant visuellement le cepstrogramme, notre cerveau est particulièrement doué pour extraire ces branches du bruit, ce qui n'est pas évident pour un algorithme, d'autant plus si ce dernier travaille localement, instant par instant. (c) En ne considérant que les interférences 13, 35, 57 (qui sont les plus visibles, ce qui sera justifié plus loin) les branches du cepstrogramme peuvent être chacune interprétées comme étant dues soit à l'interférence 13 (bleu), soit à l'interférence 35 (rouge), ou bien à l'interférence 57 (vert). Aux instants où plusieurs interférences sont simultanément observées il est possible de trancher. L'association d'interférences qui permet de faire coïncider différentes branches du cepstrogramme sur une même courbe de distances est la seule solution possible. Ainsi, la courbe de distance qui ne s'interrompt jamais résout le problème d'association. Malheureusement, les situations où plusieurs interférences sont observées simultanément n'ont lieu qu'à certains instants. Il faut prendre en compte l'historique du passage du navire pour pouvoir contraindre la position de la source aux instants où une unique branche d'interférence est observée. A noter qu'il est possible pour un navire restant suffisamment loin de ne pas observer l'interférence 13. On ne peut pas faire l'hypothèse que la branche la plus centrale est toujours due à cette interférence.

En général, le rapport signal à bruit des signaux recherchés, en particulier dans le cepstrogramme, est très faible ce qui complexifie davantage le problème. Difficile en se basant sur le seul cepstre à un instant donné, de distinguer le bruit du signal. La simple application d'un seuillage donne donc des résultats qui ne sont pas probants.

Il apparaît donc difficile d'estimer la position d'une source en se basant sur une unique mesure à un unique instant. La cohérence des hypothèses doit être vérifiée sur l'ensemble d'un passage d'une source à proximité pour distinguer la solution la plus probable des autres solutions moins réalistes. Pour autant, ce chapitre est principalement dédié à la détection à un instant  $t$  ou éventuellement à un voisinage autour de cet instant. Nous essaierons de tirer le plus de conclusions possibles permises par une analyse locale. Dans le chapitre suivant, nous chercherons à relier les différentes détections à chaque instant pour estimer des trajectoires, excluant à cette étape les détections et associations improbables.

Pour simplifier le problème, nous supposons qu'au plus une source est présente. Cette situation représente la majorité des cas observés et permet de réduire considérablement la difficulté du problème. Le problème du suivi multi-source est en effet bien plus complexe, puisqu'il nécessite de résoudre l'association détection/source.

Ce chapitre propose une introduction au théorème de Bayes, central dans l'approche statistique du détecteur, puis analyse séparément son application au cas du cepstrogramme puis au cas de l'azigramme afin de détecter et de mesurer respectivement la distance et la direction d'une source.

## Théorème de Bayes

Pour tirer le plus d'informations des observations mesurées par un OBS, une approche statistique permet de développer des méthodes apportant des réponses nuancées et porteuses de plus d'informations qu'une simple réponse binaire qu'apporterait, par exemple, une méthode basée sur un simple seuillage. En particulier, l'approche Bayésienne est bien adaptée à la situation, car elle permet de tirer le maximum de l'information véhiculée par l'observation en se basant sur des *a priori* statistiques, qui, dans notre cas découlent des modèles de propagation d'onde développés précédemment. Enfin, cette approche offre un cadre mathématique pour manipuler différents types d'informations, les combiner ou répondre à des questions au premier abord non triviales.

Le théorème de Bayes permet de pallier un problème simple. Il est bien plus aisé de prédire la probabilité d'observer une hypothèse, connaissant le mécanisme qui l'engendre (statistiquement parlant) que de calculer la probabilité d'un mécanisme d'être la cause d'une hypothèse. Malheureusement, c'est souvent cette deuxième probabilité qui est recherchée. En détection et localisation, on cherche la probabilité qu'une source soit absente, ou alors présente à une certaine position, compte tenu des observations. Le théorème de Bayes permet d'inverser le problème. Si l'on est capable de modéliser la loi de probabilité des observations en fonction de différents modèles, la loi de Bayes nous permet de calculer la loi de probabilité de ces différents modèles en fonction des observations disponibles :

$$P(\text{model}|\text{observation}) = \frac{P(\text{observation}|\text{model}) \times P(\text{model})}{P(\text{observation})} \quad (22)$$



$$\text{Posterior} = \frac{\text{Likelihood} \times \text{Prior}}{\text{Normalization}} \quad (23)$$

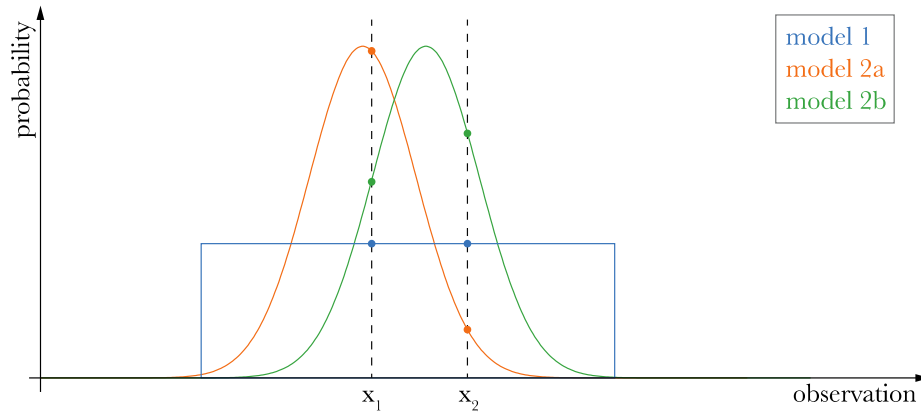
Cette équation fait intervenir quatre termes :

- La probabilité *a posteriori* (**posterior** en anglais) : C'est le résultat recherché, c'est-à-dire la probabilité d'un modèle en incorporant l'information apportée par l'observation. Le terme modèle est à prendre au sens large. Cela peut être un modèle statistique, une hypothèse ou, dans le cas de modèles paramétrés, un paramètre spécifique. Dans notre cas, cela peut être la position de la source, voire aussi son type. De même, le terme observation peut aussi être pris au sens large : une donnée, une détection, un ensemble de données, etc.
- La vraisemblance (**likelihood** en anglais) : C'est la probabilité d'une observation selon un modèle donné. C'est le modèle statistique qui doit être construit pour expliquer les observations. A noter que si l'on considère cette vraisemblance comme une fonction du modèle, ce n'est pas une loi de probabilité car son intégrale (ou somme dans le cas discret) n'est pas égale à un.
- La probabilité *a priori* (**prior** en anglais) : C'est la probabilité du modèle avant d'avoir intégré l'information contenue dans l'observation. Elle peut être déduite d'une particularité du problème considéré (par exemple, la probabilité qu'un navire soit perché au sommet du Piton de la Fournaise sur l'Île de la Réunion est nulle), ou bien, en utilisant la formule sous une forme itérative. Dans ce cas, elle est tirée d'une probabilité postérieure précédemment calculée à laquelle on souhaite adjoindre de nouvelles informations provenant de nouvelles observations. Si l'on n'a aucun *a priori*, ce terme se résume souvent à une loi uniforme qui peut être omise de l'équation (puisque compensée par la normalisation). A noter aussi que plus on incorpore d'observations, moins l'*a priori* a d'influence sur la probabilité finale.
- La **normalisation** (ou marginale) : C'est en réalité la probabilité de l'observation. Concept assez abstrait, il est en général plus efficacement calculé de sorte que l'intégrale (ou la somme dans le cas discret) de la probabilité postérieure soit égale à un.

La clef de voute de l'utilisation du théorème de Bayes réside dans le terme de vraisemblance. C'est le terme principal de l'équation car c'est le modèle statistique qu'il faut construire de façon minutieuse afin qu'il reflète au mieux la réalité sans pour autant être trop complexe. C'est par ce terme qu'est intégrée l'information contenue dans l'observation. Il est courant de comparer les vraisemblances de différentes hypothèses, et de raisonner en rapport de vraisemblances, pour comparer, au regard d'une observation, quel est le modèle le plus *vraisemblable*.

On rappellera enfin qu'en statistique, la probabilité qu'un premier évènement ait lieu **ou** qu'un second évènement ait lieu est égale à la somme des deux probabilités sous réserve que les deux évènements soient disjoints (somme qui peut prendre forme d'intégrale dans le cas continu). Aussi, la probabilité qu'un premier évènement ait lieu **et** qu'un second évènement ait lieu est égale au produit des deux probabilités sous réserve que les deux évènements soient indépendants. Une illustration de l'application de ces concepts avec le théorème de Bayes est proposée en Fig. 45.

Armés de ces quelques règles, il nous est possible d'entrer dans une analyse statistique fine du cepstrogramme et de l'azigramme, le principal travail consistant à proposer un modèle statistique robuste permettant de lier la position d'une source à la loi de probabilité des observations.



**Figure 45.** Application du théorème de Bayes à un exemple 1D. Deux observations indépendantes  $x_1$  et  $x_2$  sont mesurées. Deux modèles sont proposés pour expliquer ces observations. Un modèle uniforme sur une plage donnée (modèle 1, en bleu) et un modèle gaussien paramétré par sa moyenne mais de variance fixe (modèle 2 – on considère pour simplifier qu'uniquement deux paramètres  $a$  (orange) et  $b$  (vert) sont considérés mais on pourrait avoir un continuum de paramètres). Pour calculer la vraisemblance  $L(x|\cdot)$  de chaque modèle pour ces deux observations ( $x$  est l'observation globale), on multiplie les probabilités pour chaque observation ( $x_1$  et  $x_2$ ), ici représentée par des points de même couleur que celle des modèles correspondants. Le modèle ayant la vraisemblance la plus grande est le modèle le plus crédible (dans le cas illustré ci-dessus, c'est le modèle 2b). C'est ce que l'on nomme une décision de maximum de vraisemblance (ML ou MV pour maximum likelihood). Ce critère peut être considéré comme naïf puisqu'il ne prend pas en compte les *a priori* du problème. On peut par exemple faire comme hypothèse d'*a priori* que le modèle 1 est aussi probable que le modèle 2 et que chacun des paramètres du modèle 2 sont équiprobables. Dans notre cas cela donne  $P(\text{modèle 1}) = 0.5$ ,  $P(\text{modèle 2a}) = P(\text{modèle 2b}) = 0.25$ . Grâce au théorème de Bayes on peut alors prendre en compte cet *a priori* pour prendre une décision basée sur un critère de maximum *a posteriori* (MAP) permettant de répondre à des questions plus complexes. Par exemple : Est-il plus vraisemblable que les observations découlent du modèle 1 ou bien de l'un des modèles 2 (a ou b). Pour cela, on compare non pas les vraisemblances mais les probabilités *a posteriori* suivantes :  $P(\text{modèle 1}|x)/(P(\text{modèle 2a}|x) + P(\text{modèle 2b}|x))$ . Grâce au théorème de Bayes cela devient :  $0.5 \times L(x|\text{modèle 1})/(0.25 \times L(x|\text{modèle 2a}) + 0.25 \times L(x|\text{modèle 2b}))$  soit un calcul impliquant les vraisemblances présentées plus haut pondérées par leur probabilité *a priori*. Ce rapport permet de répondre simplement à une question au premier rapport non triviale. Dans la suite, le modèle 1 pourra correspondre aux cas d'absence de source alors que le modèle paramétré 2 pourra correspondre aux cas de présence de source, le paramètre étant la position. Le calcul présenté ci-dessus correspondant alors à l'estimation de la présence de source (quelle que soit la position).

## Détecteur cepstral

Pour construire le détecteur, nous allons utiliser une approche Bayésienne. Comme présentée ci-dessus, cette approche repose principalement sur la construction d'un modèle statistique qui permet de prédire l'observation en fonction de certaines hypothèses. Dans notre cas, ces hypothèses se déclinent en deux catégories : hypothèse d'absence de source  $H_0$  ou hypothèse de présence de source  $H_1(r)$  qui sera paramétrée dans un premier temps par la distance du navire  $r$ . Il nous faut donc construire un modèle statistique du cepstre pour ces deux hypothèses. En premier lieu, nous modéliserons la structure du bruit de fond dit cepstral en absence de source puis nous modéliserons le signal observable en cas de présence de source et dans ce cas en fonction de sa position.

## Modèle statistique cepstral

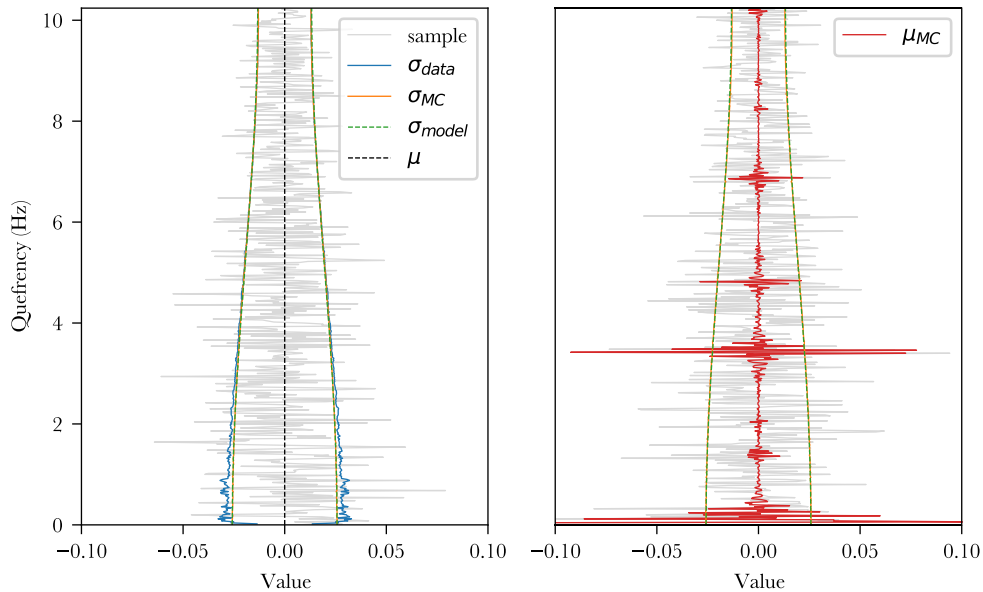
On peut considérer le bruit de fond sonore enregistré par l'hydrophone comme un bruit coloré avec une distribution de Gauss. Rappelons que le théorème central stipule que la somme de variables aléatoires indépendantes (et en théorie de même moyenne et même variance) converge vers une loi normale. En d'autres mots, tout *brouhaha* peut généralement être modélisé par un bruit gaussien de façon satisfaisante. Le spectre de ce bruit peut en revanche avoir une structure qui dépend des sources de bruit ambiant en présence. Un bruit coloré peut être obtenu par l'application d'un filtre à du bruit blanc. La réponse fréquentielle du filtre correspond à cette structure spectrale, *i.e.* la couleur du bruit ou coloration. L'application de la fonction logarithme transforme la sortie du filtre, qui dans le domaine fréquentiel est un produit, en une somme d'un terme lié à cette coloration avec un terme lié à du bruit blanc. On retrouve l'idée que le signal peut être décomposé en un terme invariant dans le temps (la coloration du bruit) et un terme fluctuant. Comme on s'intéressera au terme de propagation du cepstre, on peut considérer que le terme de coloration sera éliminé par le filtrage par SVD (voir *Chapitre 4 – Methodology – Locating OBS – Propagation term*). On peut donc considérer le bruit de fond filtré par SVD comme étant du bruit blanc, gaussien qui plus est.

Le cepstrum est obtenu par la transformée de Fourier du logarithme du spectre de puissance. Les composantes du spectre de puissance suivent par définition une loi du  $\chi^2$  (qui est la loi statistique suivie par la somme de plusieurs variables aléatoires indépendantes suivant une loi normale, centrée et réduite) et son logarithme une loi du  $\log \chi^2$ . La transformée de Fourier consiste à un changement de base et chaque nouvelle composante est une combinaison linéaire des composantes du logarithme du spectre de puissance. Or, la somme d'une suite de variable aléatoire suivant une loi de type  $\log \chi^2$  est connue pour converger vers une loi normale très rapidement (Bartlett & Kendall 1946). On peut donc aussi considérer que les composantes du cepstre suivent des lois normales dont il nous suffira de déterminer les espérances et variances.

Pour éviter des hypothèses simplificatrices ou des calculs analytiques complexes, nous proposons de construire notre modèle en utilisant une approche de type simulation de Monte Carlo. Rappelons que la simulation de Monte Carlo est une technique statistique puissante pour résoudre des problèmes mathématiques complexes, ou plus exactement pour approcher leur solution jusqu'à la précision souhaitée. Dans notre cas, cette approche consiste à générer plusieurs réalisations indépendantes du signal OBS donné par l'eq. (16), d'en calculer les cepstres pour enfin estimer les grandeurs statistiques d'intérêt sur l'ensemble des réalisations – à savoir, la moyenne et l'écart-type pour chaque quéfrenc.

En absence de source, le bruit cepstral est d'espérance nulle (Fig. 46a). Son écart-type varie avec la quéfrenc en lien avec la fonction de fenêtrage utilisée dans le calcul du spectrogramme. Les hautes valeurs de quéfrenc apparaissent atténuées. En effet, la partie qu'un signal et sa réplique ont en commun dans la fenêtre utilisée pour le calcul de la FFT s'amointri lorsque la différence de temps entre les deux signaux augmente. Ceci est accentué par l'utilisation d'une fenêtre étroite. L'écart-type en fonction de la quéfrenc peut être approché de façon très satisfaisante par la fonction  $\sigma_{\text{model}}(\tau) = (0.625 + 0.2 \times \cos(\pi \times \tau/\tau_s))/\sqrt{N_{\text{FFT}}}$  dans le cas d'un fenêtrage de type Hann (Fig. 46a).

De façon plus surprenante, en présence d'une source, la loi suivie par les différentes composantes du cepstre est de variance inchangée. Seule l'espérance est translatée d'une valeur  $\mu(\tau, r)$  dépendant des interférences en jeu (Fig. 46b). Cette espérance dépend de la quéfrence  $\tau$ , de la distance de la source  $r$  mais aussi de la puissance spectrale de la source par rapport au bruit de fond. Pour simplifier le modèle, on n'étudiera pas la variation de  $\mu$  en fonction du type de source, et on se limitera à la source standard définie au *Chapitre 3*, à partir de laquelle le modèle sera construit. Un résumé du modèle est proposé dans la Table 4.



**Figure 46.** Modèle statistique du bruit en absence et en présence d'une source acoustique estimé par simulation de Monte Carlo. (a) En l'absence de source, le cepstre peut être modélisé comme un bruit gaussien coloré. Chaque composante suit une loi normale centrée dont un tirage est représenté en gris. L'écart-type peut être estimé par simulation de Monte Carlo ( $\sigma_{MC}$ , en orange) et approximé précisément par une courbe d'équation :  $\sigma_{model}(\tau) = (0.625 + 0.2 \times \cos(\pi \times \tau / \tau_s)) / \sqrt{N_{FFT}}$  (en vert). Les deux courbes collent avec les données réelles ( $\sigma_{data}$ ; en bleu) qui, ici, correspondent aux statistiques réalisées sur la journée du 1<sup>er</sup> novembre 2012 enregistrées par la station RR03. (b) En présence d'une source, l'écart-type reste inchangé et le modèle précédent est toujours valide. Seule l'espérance varie et fait apparaître des pics liés aux TDOA des différents chemins acoustiques ( $\mu_{MC}$ , en rouge). Pour cet exemple le modèle développé au *Chapitre 3* est utilisé pour une source distante de 10 km. Sur un unique tirage, seul le pic à environ 3.5 s a des chances de se faire observer. Les autres pics sont de niveaux inférieurs au bruit et ne ressortent qu'en moyennant plusieurs observations indépendantes (ici  $\sim 10\,000$ ). Le signal à très basse quéfrence est ici dû à la structure spectrale de la source qui n'a pas été filtrée par SVD dans cette simulation.

**Table 4.** Modèle statistique cepstral. La variance ne dépend que de la quéfrence  $\tau$ . L'espérance  $\mu$  est nulle en l'absence de source, dépendante de la distance  $r$  de la source et de la quéfrence  $\tau$  autrement.

| Noise                            | Signal                                      |
|----------------------------------|---|
| $\mathcal{N}(0, \sigma^2(\tau))$ | $\mathcal{N}(\mu(\tau, r), \sigma^2(\tau))$ |

## Modèle d'espérance en amplitude

Le modèle présenté précédemment (et résumé en Table 4) nécessite l'estimation de l'espérance  $\mu(\tau, r)$  pour être finalisé. Idéalement  $\mu(\tau, r)$  pourrait être calculé partir du modèle de propagation développé dans le *Chapitre 3*. Ce modèle permet de prédire les différences de temps d'arrivée  $\tau_{ij}(r)$  entre chemins acoustiques ou  $\mu(\tau, r)$  est

potentiellement non nulle. En revanche, les incertitudes sur le modèle de réflectivité du fond de l’océan introduisent une grande incertitude sur les amplitudes d’arrivée. Cette dernière est malheureusement importante dans une perspective de détection puisque l’on est à la recherche des seuils à partir desquels on peut considérer qu’une source est présente ou non. Les différences de phases d’arrivées sont principalement liées à l’angle critique de réflexion total du fond océanique et leurs incertitudes est de moindre importance. On se basera donc sur le modèle théorique pour prédire les temps et phases d’arrivée et sur l’observation pour contraindre les amplitudes.

On modélise  $\mu(\tau, r)$  par un mélange d’impulsions gaussiennes pondérées par les poids  $\mu_{ij}(r)$ , centrées sur les TDOAs  $\tau_{ij}(r)$  et déphasées par les PDOAs (différence de phase d’arrivée)  $\phi_{ij}(r)$ . Notons que ce mélange peut aussi être décrit comme une somme pondérée d’ondelettes de Gabor (produit d’une Gaussienne modulée par une exponentielle complexe), et donc la localisation à la fois dans les domaines fréquentiel et temporel est garantie. Dans ce modèle,  $\tau_{ij}(r)$  et  $\phi_{ij}(r)$  sont donnés par le modèle théorique. Les amplitudes  $\mu_{ij}(r)$  de ces impulsions dans le domaine quéfrentiel seront en revanche déterminées en se basant sur l’observation.

$$\mu(\tau, r) = \sum_{i,j} \mu_{ij}(r) \cos(2\pi\tau f_0 - \phi_{ij}(r)) e^{-\frac{(\tau - \tau_{ij}(r))^2}{2 \Delta\tau^2}} \quad (24)$$

Dans le modèle décrit par l’équation ci-dessus, la largeur des impulsions gaussiennes est paramétrée par le temps  $\Delta\tau$  qui est l’inverse de la largeur spectrale  $\Delta f$  de la source. La fréquence d’oscillation de l’impulsion  $f_0$  est liée à la fréquence centrale observée de la source (donc limitée par la fréquence d’échantillonnage).

Nous appliquons notre étude à la station RR03 pour laquelle nous voulons construire le modèle d’amplitude basé sur l’observation. Dix passages de navires présentant des rapports signal à bruit satisfaisants sont manuellement sélectionnés. Pour chacun de ces passages, la méthode utilisée pour relocaliser l’OBS RR03 est cette fois utilisée pour retrouver le décalage entre l’antenne AIS et le centre acoustique du navire (voir *Chapitre 4 – Methodology – Locating OBS – Acoustical centre location*). Ceci permet de s’assurer que les différents passages ont précisément comme centre de référence commun la position de l’OBS. L’objectif est ensuite de combiner l’information de ces dix passages pour obtenir une estimation des amplitudes attendues. On s’intéresse à la composante propagatrice du cepstre (à sa version filtrée par SVD). On convertit dans un premier temps la dimension temporelle de chaque cepstrogramme en distance à l’OBS en se basant sur la connaissance des trajectoires des navires, fournies par les archives T-AIS. Ceci permet d’aligner les données provenant des différents passages de navires. Nous travaillons sur l’enveloppe des cepstres plutôt que sur leur version brute, omettant ainsi la phase du signal qui ne s’aligne que rarement parfaitement. L’enveloppe est calculée comme le module du signal analytique de cepstre (voir *Chapitre 4 – Methodology – Locating OBS – Cepstrum analysis*).

La statistique de l’enveloppe du signal est différente de celle du signal brut. La partie réelle du signal analytique du cepstre est le cepstre brut d’origine, et suit donc la même loi normale. Sa partie imaginaire est déphasée de  $90^\circ$  (par transformation de Hilbert) et suit aussi une loi gaussienne de même variance mais d’espérance déphasée de  $90^\circ$   $\mu_H(\tau, r)$ . Par définition, la somme de variables normales élevées au carré et divisées par leur variance suit une loi du  $\chi^2$  non centrée. Le carré de l’enveloppe est

égal à la somme du carré de la partie réelle et de la partie imaginaire. Le carré de l'enveloppe divisée par sa variance suit donc une loi du  $\chi^2$  non centrée avec  $k = 2$  degrés de liberté (somme de deux variables normales).

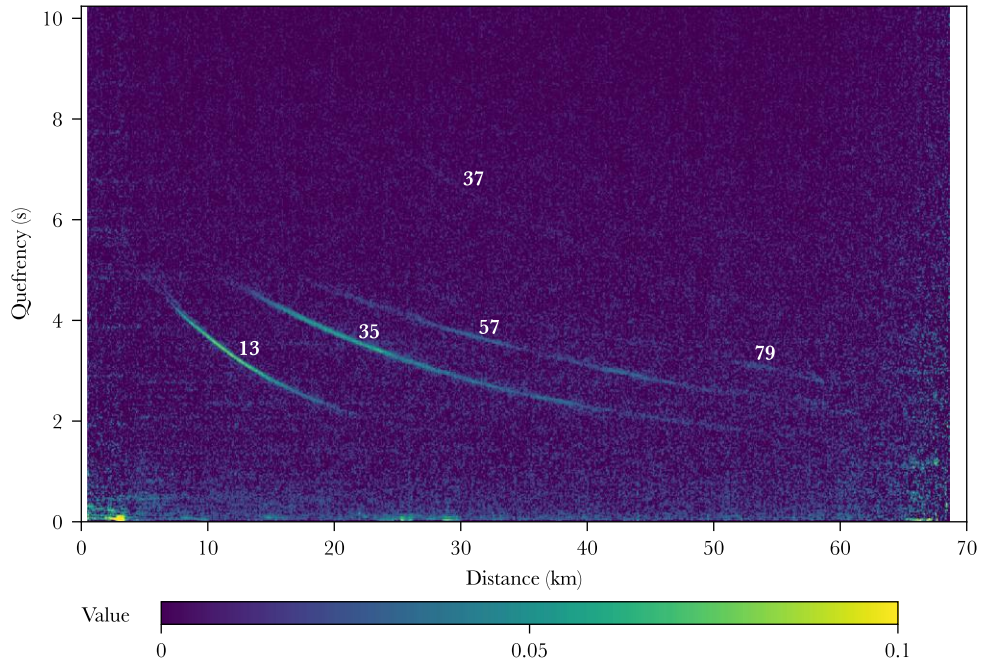
$$\frac{|\hat{C}_G(\tau, r)|^2}{\sigma(\tau)^2} \sim \chi^2 \text{ non centrée } (k, \lambda(\tau, r)) \quad (25)$$

Le paramètre de décentralisation  $\lambda$  est égal, par définition, à la somme des carrés des espérances divisées par leurs variances. Dans notre cas les carrés de la partie réelle et imaginaire de l'espérance est égal au carré de l'espérance de l'enveloppe  $\mu_{\text{env}}(\tau, r)$  (terme recherché) :

$$\lambda(\tau, r) \equiv \frac{\mu(\tau, r)^2}{\sigma(\tau)^2} + \frac{\mu_H(\tau, r)^2}{\sigma(\tau)^2} = \frac{\mu_{\text{env}}(\tau, r)^2}{\sigma(\tau)^2} \quad (26)$$

Une des propriétés de cette loi est que son espérance est égale à  $k + \lambda$ . Ainsi on peut facilement obtenir une estimation de  $\mu_{\text{env}}(\tau, r)$  à partir des observations (Fig. 47).

$$\mu_{\text{env}}(\tau, r) = \sigma(\tau) \sqrt{E \left[ \frac{|\hat{C}_G(\tau, r)|^2}{\sigma(\tau)^2} \right] - k} \quad (27)$$



**Figure 47.** Estimation de l'espérance de l'enveloppe  $\mu_{\text{env}}(\tau, r)$  à partir du passage de dix navires à proximité de RR03. On observe principalement les trois premières interférences (13, 35, 57). On devine la quatrième interférence (79) ainsi qu'une interférence de second ordre (37). L'estimation est plus bruitée à courte et longue distance car tous les passages de navires ne couvrent pas la plage complète de distance. A certaines distance, l'estimation est donc réalisée en prenant en compte moins d'information. A courte distance, la couverture d'un passage est limitée par son CPA (Closest Point of Approach – point de rapprochement maximal à la station). A longue distance, la portée de l'antenne AIS récoltant l'information de position des navires avec précision est limitée au plus à 70 km pour les dix navires considérés, en fonction de leur direction d'approche.

Le résultat obtenu avec une dizaine de navires est très satisfaisant. Il confirme que le simple modèle 1D suffit pour prévoir avec une très grande précision les TDOA puisque les branches d'interférences se superposent quelle que soit la direction d'où proviennent les navires, seule la distance étant importante. Il est décidé de ne considérer



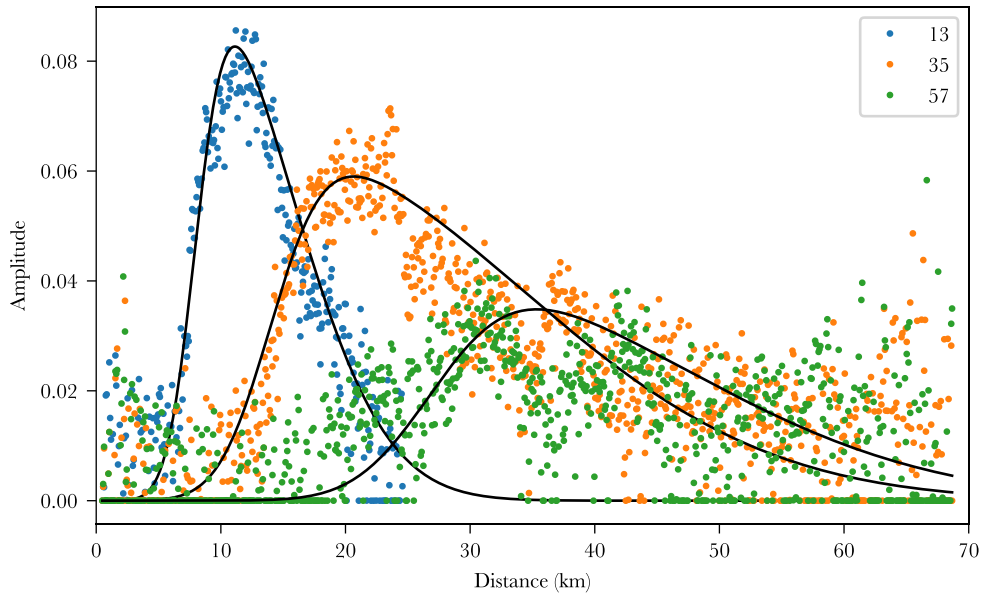
que les trois premières branches d'interférences sur les 50 premiers km. On peut en deviner d'autres mais leurs importances sont négligeables. L'espérance peut donc être décomposée en une somme de trois termes non nuls uniquement au voisinage des TDOA des interférences concernées comme suit :

$$\mu(\tau, r) = \mu_{13}(\tau, r) + \mu_{35}(\tau, r) + \mu_{57}(\tau, r) \quad (28)$$

Pour modéliser cette espérance de l'enveloppe, une solution est d'effectuer une inversion géoacoustique : essayer de retrouver les paramètres acoustiques régissant la réflectivité du fond de l'océan à partir des observations. Plus modestement, nous choisissons d'ajuster grossièrement des courbes permettant de reproduire de façon suffisamment réaliste les observations. Pour cela, sont utilisées des fonctions gaussiennes asymétriques (Azzalini & Capitanio 1999) que l'on ajuste aux valeurs extraites de  $\mu_{\text{env}}(\tau, r)$  au positions  $\tau_{ij}(r)$  prédite par le modèle de propagation théorique (Fig. 48). Les valeurs d'ajustements sont résumées dans le Table 5.

**Table 5.** Paramètres du modèle de l'amplitude de l'espérance. Chaque interférence a une enveloppe qui dépend de la distance selon une fonction gaussienne asymétrique de paramètre  $a$ . La fonction est mise à l'échelle en multipliant la fonction par un facteur  $k$  et en effectuant le changement de variable  $x_s = (x - \mu)/\sigma$ .

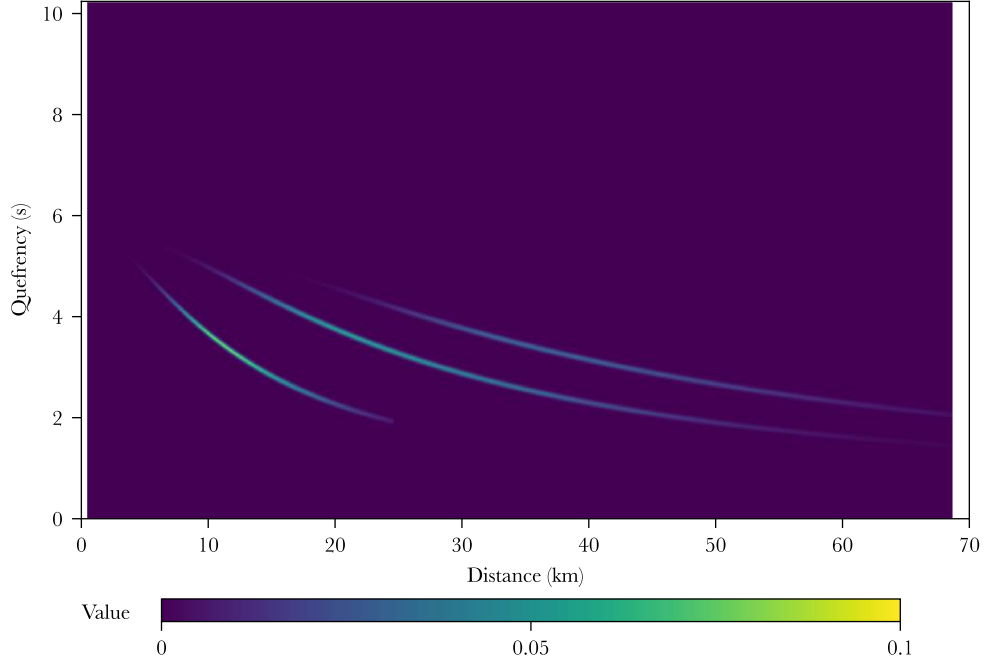
| Interférence | $k$              | $a$ | $\mu$ (km) | $\sigma$ (km) |
|--------------|------------------|-----|------------|---------------|
| 13           | $8,9 \cdot 10^2$ | 4,0 | 8,0        | 7,5           |
| 35           | $1,6 \cdot 10^3$ | 6,0 | 14,0       | 20,0          |
| 57           | $1,0 \cdot 10^3$ | 4,0 | 27,0       | 20,0          |



**Figure 48.** Extraction de la valeur de l'enveloppe des valeurs théoriques de TDOA à partir des résultats observationnels. Les résultats sont approximés manuellement par des fonctions gaussiennes asymétriques (en noir). Le modèle est ajusté sur les 50 premiers km. On supposera qu'à partir de 50 km toute détection cepstrale est improbable.

En utilisant ces courbes d'amplitudes, il est possible de compléter le modèle présenté en eq. (24). On suppose la largeur des impulsions gaussienne égale à  $\Delta\tau = 0.07$  s (soit une bande passante de 14 Hz). Le résultat correspond à l'observation et permet de résumer de façon parcimonieuse le modèle de propagation (Fig. 49).





**Figure 49.** Modèle d'enveloppe pour la station RR03 mélangeant théorie et ajustement de données réelles.

## Détection Instantanée de navires

A partir de la modélisation statistique complète du cepstre (basée sur l'éq. (24) et dont les paramètres sont estimés dans les parties précédentes), on peut obtenir la vraisemblance d'une observation. Ce qui va particulièrement nous intéresser sera le rapport de vraisemblance entre l'hypothèse : absence de source  $H_0$ , et l'hypothèse : présence d'une source  $H_1(r)$  à une distance  $r$ . On notera  $\mathcal{L}$  la vraisemblance, et  $\ell$  le rapport de vraisemblance. Par ailleurs,  $x$  sera l'observation cepstrale et  $x_k$  sa discrétisation en quefreny. De même  $\mu_k(r)$  sera la discrétisation de  $\mu(\tau, r)$ ,  $\sigma_k$  celle de  $\sigma(\tau)$ . L'espérance dépend de l'absence ou de la position de la source. Nous supposons que les valeurs du cepstrogramme, relatives aux quefrenes, sont indépendantes et que par conséquent les fonctions de vraisemblance sont données par les produits suivants :

$$\mathcal{L}(x|H_0) = \prod_k \frac{1}{\sigma_k \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_k}{\sigma_k}\right)^2\right) \quad (29)$$

$$\mathcal{L}(x|H_1(r)) = \prod_k \frac{1}{\sigma_k \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_k - \mu_k(r)}{\sigma_k}\right)^2\right) \quad (30)$$

Le rapport de vraisemblance s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \ell(x|r) &= \frac{\mathcal{L}(x|H_1(r))}{\mathcal{L}(x|H_0)} = \prod_k \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_k - \mu_k(r)}{\sigma_k}\right)^2 + \frac{1}{2} \left(\frac{x_k}{\sigma_k}\right)^2\right) \\ &= \prod_{k, \mu_k \neq 0} \exp\left(\frac{\mu_k(r)}{\sigma_k^2} \left(x_k - \frac{\mu_k(r)}{2}\right)\right) \end{aligned} \quad (31)$$

$$\log \ell(x|r) = \sum_{k, \mu_k \neq 0} \frac{\mu_k(r)}{\sigma_k^2} \left( x_k - \frac{\mu_k(r)}{2} \right) \quad (32)$$

Notons que nous sommes dans un contexte de données parcimonieuses. En effet, le rapport de vraisemblance ne prend en compte que les échantillons pour lesquels l'espérance  $\mu_k(r)$  du signal est supposée non nulle, et donc ayant une loi statistique différente du bruit. Pour l'hypothèse  $H_1(r)$ , le cepstre a une espérance non nulle principalement pour quelques échantillons centrés autour des TDOA des différentes interférences. En simplifiant l'espérance théorique du cepstre, et en supposant que celle-ci est nulle en dehors de petites segments qu'éfrentiels, on peut considérablement réduire les temps de calcul. Comme les densités de probabilité conditionnelles  $\mathcal{L}(x|\cdot)$  ont des formes exponentielles, l'application du logarithme réduit aussi considérablement le coût en temps de calcul.

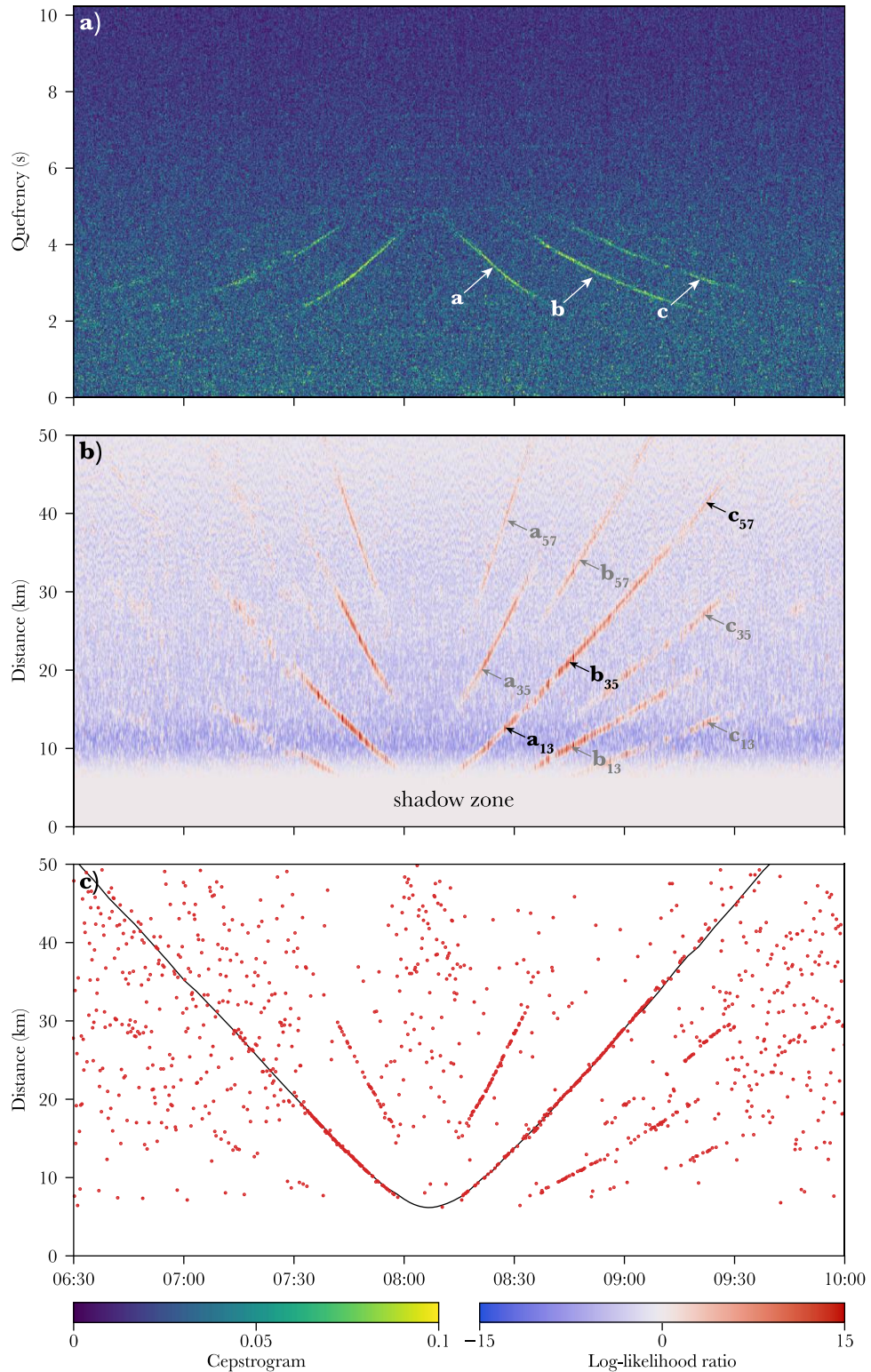
L'application directe de la règle de décision de Bayes utilisant l'éq. (32), a une limite. Dans l'état, le rapport de vraisemblance somme la log-vraisemblance correspondant aux trois potentielles branches d'interférences observables :

$$\log \ell(x|r) = \log \ell_{13}(x|r) + \log \ell_{35}(x|r) + \log \ell_{57}(x|r) \quad (33)$$

Chaque terme donne la solution au problème dans l'hypothèse qu'une seule paire de chemin interfère. Le logarithme du rapport de vraisemblance est donc égal à la superposition des trois hypothèses. Lorsque plusieurs hypothèses coïncident sur une même distance, leur valeur s'additionne et ont plus de chance de prédominer sur d'autres hypothèses de distance. Le problème d'association (présenté en Fig. 44) se résume donc à chercher la distance  $r$  pour laquelle la somme des trois termes est maximale. En pratique, la variabilité introduite par le bruit ainsi que le modèle d'amplitude approximatif n'assurent pas la résolution systématique du problème d'association des branches d'interférences.

Pour que les termes relatifs aux trois interférences se superposent, encore faut-il que le modèle théorique soit assez précis. Les différentes interférences font intervenir des chemins acoustiques ne se réfléchissant pas aux mêmes endroits, et donc, potentiellement pas précisément aux mêmes profondeurs. La précision est suffisante pour aligner les enveloppes comme en Fig. 47 mais insuffisante pour aligner la phase. Pour résoudre ce problème, on introduit un terme d'incertitude dans le modèle. Plutôt que de lier une différence de temps à une unique distance, on considère que cette différence de temps peut correspondre à plusieurs distances possibles avec une probabilité de type gaussienne  $p(\Delta r)$  centrée autour de la valeur théorique avec un écart-type  $\sigma_r = 150$  m (ce qui équivaut à une longueur d'onde à 10 Hz). Pour calculer la vraisemblance relative à cette hypothèse, il faut calculer la somme de toutes ces hypothèses pondérées par leurs probabilités, ce qui revient à calculer le produit de convolution avec le noyau  $p(\Delta r)$  que l'on applique séparément sur chacun des trois termes d'interférence avant passage au logarithme puis on effectue la sommation :

$$\begin{aligned} \log \ell(x|r) = & \log(\ell_{13}(x|r) * p(\Delta r)) + \log(\ell_{35}(x|r) * p(\Delta r)) \\ & + \log(\ell_{57}(x|r) * p(\Delta r)) \end{aligned} \quad (34)$$



**Figure 50.** Détection d'un navire transitant à proximité de la station RR03 le 27 novembre 2012, basée sur le rapport de vraisemblance. (a) Enveloppe de la composante propagatrice du cepstrogramme. Trois branches d'interférences sont clairement observées et notées a, b, et c. Les branches a et b sont observées deux fois, lors de l'approche puis de l'éloignement. (b) Logarithme du rapport de vraisemblance. Les branches positives correspondent aux branches d'interférence a, b, et c interprétées comme étant dues aux interférences 13, 35, 57. Seul le jeu d'hypothèses  $a_{13}$ ,  $b_{35}$ ,  $c_{57}$  permet la continuité dans la distance durant tout le transit du navire. A faible distance, aucune interférence ne peut être observée. Il en résulte une zone d'ombre où aucune information sur la source ne peut être apportée par l'observation. (c) Estimation de la distance du navire par maximum de vraisemblance (points rouges). Le signal est très bruité et résulte en de nombreux faux positifs. Une concentration de détections autour de la trajectoire connue du navire (ligne noire) est tout de même clairement observée. *Liens vers les Figs. 51 et 55.*

Ce modèle peut enfin être appliqué à chaque instant du terme de propagation du cepstrogramme (obtenu par filtrage SVD – voir *Chapitre 4 – Methods – Locating OBS – Propagative model*) pour obtenir  $\log \ell(\cdot)$  (Fig. 50b). Le problème d’hypothèse sur les interférences en jeu apparaît alors clairement. Chaque branche du cepstrogramme est interprétée comme potentiellement l’une des trois interférences 13, 35, ou 57. Ceci se répercute sur le cepstrogramme comme un triplement des branches d’interférences. Lorsque l’on observe plusieurs interférences simultanément, les hypothèses permettant alors de faire coïncider les branches sur une même courbe de distance permettent de lever l’ambiguïté. Pour résoudre le problème globalement, il faut identifier la branche de rapport de vraisemblance qui permet une continuité tout le long du passage de la source. Ceci ne peut être résolu localement par un simple détecteur. Si l’on suppose qu’une source est présente, sa position peut être estimée en cherchant le maximum de vraisemblance à chaque instant. A ce stade, la détection obtenue est bruitée. Dans un certain nombre de cas elle est en bon accord avec la distance donnée par l’archive T-AIS (Fig. 50c).

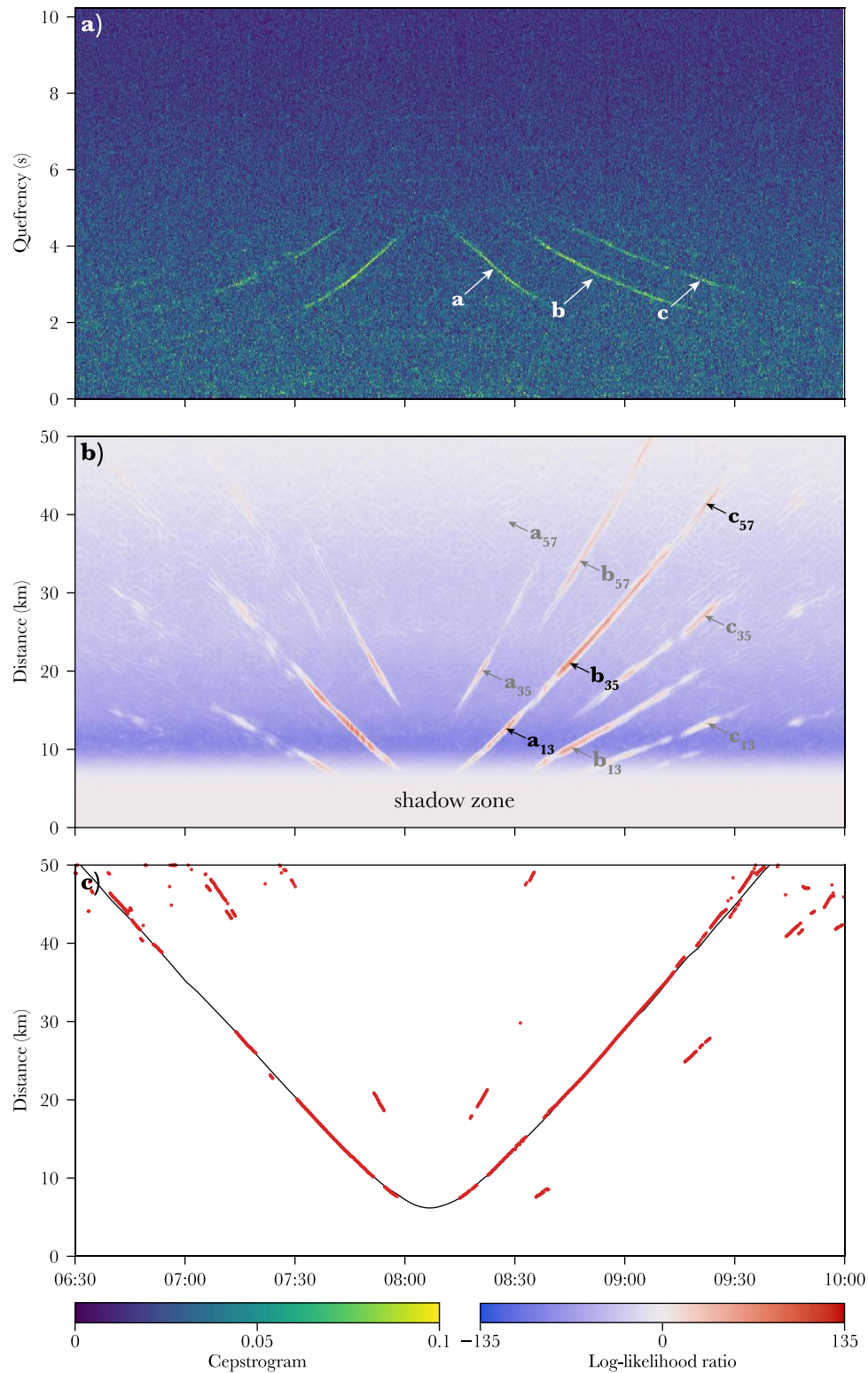
## Utilisation de la cohérence temporelle

L’analyse du cepstrogramme instant par instant ne permet pas une détection fiable pour cause d’un rapport signal à bruit trop faible impliquant de nombreuses fausses détections. Pour améliorer la précision du détecteur, il est possible d’utiliser la cohérence temporelle des signaux afin de mieux faire la part entre le bruit, qui est de nature aléatoire, et du signal récurrent dans le temps, preuve de la présence d’une source persistante. Pour pouvoir combiner astucieusement les données récoltées à plusieurs instants, il faut prendre en compte le fait que la source est en mouvement. On fera l’hypothèse que, pour une fenêtre d’analyse en temps suffisamment courte (de l’ordre de la minute), la vitesse radiale d’une source peut être considérée comme constante. Sur la figure représentant  $\log \ell(\cdot)$  en fonction du temps et de la distance (Fig. 50), cela revient à combiner les valeurs se trouvant le long d’une droite, dont la pente est la vitesse radiale. On suppose donc que pour qu’une source soit présente à un instant  $t$  à la distance  $r$ , il faut aussi que l’on détecte sa présence aux instants voisins et à des distances données par la vitesse radiale  $v$ . Cela consiste à multiplier les valeurs du rapport de vraisemblance, en exploitant l’hypothèse d’indépendance, le long de segments (ou à les sommer si l’on travaille en logarithme) :

$$\log \ell(x|r, v, t) = \sum_{-n \leq k \leq n} \log \ell(x|r + kv\Delta t, t + k\Delta t) \quad (35)$$

La recherche du maximum de vraisemblance se réalise donc sur une dimension supplémentaire : celle de la vitesse (le lecteur aura aussi noté l’ajout de la dimension temporelle dans la notation qui est omise lors de l’analyse d’instantané). On fixe comme vitesse maximale d’une source 25 nœuds, soit environ 50 km/h (vitesse réaliste pour un navire commercial ou un mammifère marin). Ce critère de vitesse maximale peut d’ailleurs parfois réduire le champ des possibles dans l’association des interférences. Certaines associations imposent des vitesses irréalistes et peuvent être rapidement écartées. Pour simplifier la représentation, on peut réduire le nombre de dimensions en ne gardant que la vraisemblance maximale qu’une source soit présente à une certaine distance quelle que soit sa vitesse (Fig. 51).





**Figure 51.** Filtrage par cohérence temporelle sur des fenêtres de 3 min. (a) Idem que pour la Fig. 50. Enveloppe de la composante propagatrice du cepstrogramme, associée au passage d'un navire à proximité de la station RR03 le 27 novembre 2012. (b) Logarithme du rapport de vraisemblance en prenant en compte la modélisation locale du déplacement de la source. Pour chaque instant et distance, la valeur maximale en fonction de la vitesse radiale est tracée. Ceci permet de mieux filtrer le bruit. L'hypothèse  $a_{57}$  n'est plus visible car elle implique une vitesse radiale non réaliste (supérieure à 25 nœuds). (c) Les détections (points rouges) sont moins sporadiques que dans la Fig. 50, et correspondent dans la majorité des cas à la distance réelle du bateau déduite de sa position T-AIS (ligne noire). Pour autant, dans certaines situations, l'association branche/interférence est fautive, prouvant qu'un calcul sur une durée supérieure à quelques minutes est nécessaire pour compléter l'analyse. *Liens vers les Figs. 50, et 55.*

La détection se trouve significativement améliorée en utilisant la cohérence temporelle du signal, et le nombre de fausses détections considérablement réduit. La mesure en distance est d'une très grande précision, de l'ordre de quelques centaines de mètres avec une portée de 50 km. En revanche, le problème d'association branche/interférence n'est qu'à moitié résolu : dans la plupart des cas, la distance ayant la plus haute probabilité correspond à la distance réelle mais ce n'est pas systématique.

## Seuil présence/absence de source $H_1/H_0$

Pour l'instant, nous nous sommes limités au problème d'une seule source (navire) dont la présence était présumée. Il nous reste à évaluer la capacité du détecteur à discerner la présence ou l'absence de source croisant dans les environs. L'application du détecteur à une série continue de données permet d'obtenir le logarithme du rapport de vraisemblance  $\log \ell(x|r, v, t)$  qui s'exprime en fonction de trois dimensions. Nous avons choisi comme période d'application la semaine de 21-27 mai 2013 enregistrée par la station RR03, dont le spectre a été également présentée dans le *Chapitre 2 – Source observed by the RHUM-RUM network* (Fig. 17). Cette période d'une semaine est particulièrement intéressante et représentative du fait de la présence de navires isolés mais également du passage de plusieurs navires simultanément et enfin, de la présence de baleines croisant dans la zone à cette période. La recherche à chaque instant du couple distance vitesse  $(r, v)$  qui permet de maximiser  $\log \ell(\cdot)$  permet d'estimer la position et la vitesse radiale, sous condition qu'une source soit présente. Pour calculer la probabilité qu'une source soit présente, l'utilisation du théorème de Bayes est nécessaire. On note  $H_1$  (sans la dépendance en  $r$  et  $v$ ) l'évènement correspondant à la présence d'une source quelle que soit sa position et sa vitesse. Sa probabilité est la somme des probabilités correspondant à chaque position et vitesse possible :

$$P(H_1) = \iint P(H_1(r, v)) dr dv \quad (36)$$

$$P(H_1) + P(H_0) = 1 \quad (37)$$

Le théorème de Bayes donne :

$$P(H_1(r, v)|x) = \frac{P(H_1(r, v)) \times P(x|H_1(r, v))}{P(x)} \quad (38)$$

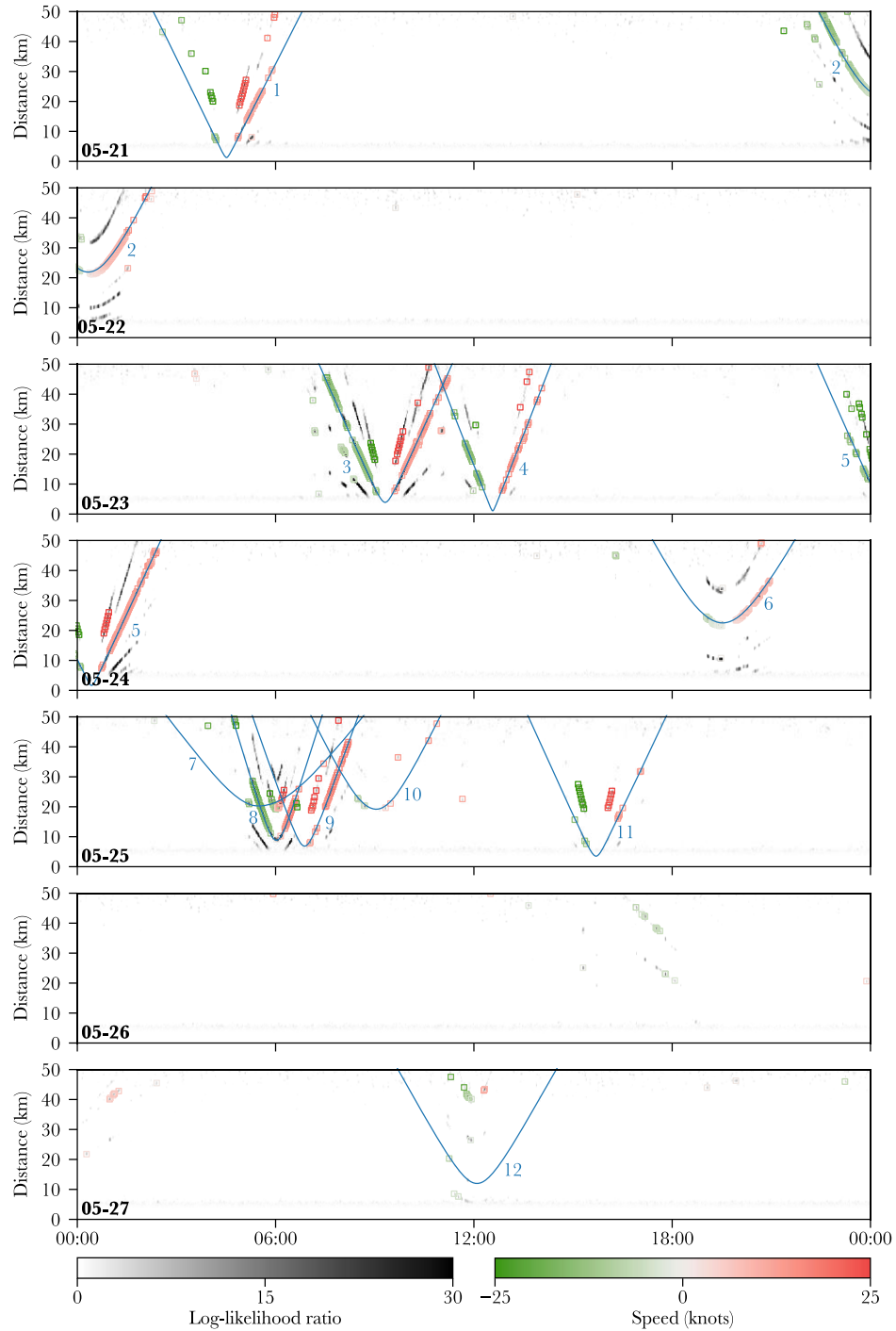
$$P(H_0|x) = \frac{P(H_0) \times P(x|H_0)}{P(x)} \quad (39)$$

Le terme de normalisation  $P(x)$  est calculé ainsi :

$$P(x) = P(H_0) \times P(x|H_0) + \iint P(H_1(r, v)) \times P(x|H_1(r, v)) dr dv \quad (40)$$

Il faut faire une hypothèse sur la probabilité *a priori* de l'état de la source. Pour simplifier, on se met dans le cas uniforme (équiprobabilité), à savoir  $P(H_1) = P(H_0) = 0,5$ . Si la source est présente, la probabilité qu'elle soit à la distance  $r$  et à la vitesse  $v$  est uniforme (de 0 à  $r_{\max}$  et de  $-v_{\max}$  à  $+v_{\max}$ ).

$$P(H_1(r, v)) = \frac{P(H_1)}{2r_{\max}v_{\max}} = \frac{1 - P(H_0)}{2r_{\max}v_{\max}} \quad (41)$$



**Figure 52.** Détection cepstrale de sources sur la semaine du 21-27 mai 2013 aux alentours de la station RR03 (Même jeu de données que les Figs. 17 et 56 pour comparaison). Bruit et signal sont bien distingués. Le maximum en fonction de la vitesse du logarithme est représenté en niveaux de gris de 0 à 20. Les détections (carrés de couleur vides) correspondent – pour chaque instant où le critère de présence est rempli – à la distance et la vitesse radiale maximisant le rapport de vraisemblance. La vitesse radiale est codée en couleur de -25 à 25 nœuds, en vert lorsque la source s’approche, en rouge lorsqu’elle s’éloigne. En bleu est représentée la distance réelle des navires croisant à moins de 50 km, donnée par le jeu de données S-AIS. Les passages de navires sont numérotés selon l’ordre chronologique des CPA (voir Table 6). On remarque que l’association branche/interférence n’est qu’à moitié résolue : dans la majorité des cas, la distance retrouvée est correcte mais de nombreuses confusions persistent. A noter que le 26 mai aux alentours de 18:00 et le 27 mai vers 00:00 une baleine est détectée (Elle reste probablement dans la zone d’ombre entre ces deux instants). La méthode présentée ici n’est pas optimale pour la détection des sources non continue. Une proposition d’adaptation de cette méthode aux mammifères marins sera abordée plus loin. *Liens vers les Figs. 17, 56 et 59.*



$$I(x) = \frac{P(H_1|x)}{P(H_0|x)} = \frac{1 - P(H_0)}{P(H_0)} \frac{1}{2r_{\max}v_{\max}} \iint \ell(x|r, v) drdv \quad (42)$$

Le terme  $I(x)$  est dans ce cas le rapport de probabilité *a posteriori*. Lorsque  $I(x)$  est supérieur à 1, il est plus probable qu'une source soit présente qu'absente. C'est la stratégie ou la règle dites du MAP (Maximum à Postérieur). Reste à appliquer cette approche théorique sur des données réelles.

## Performance du détecteur cepstral

Pour estimer les performances du détecteur cepstral, une semaine test est choisie : celle du 21-27 mai 2013. Cette période a déjà été présentée au *Chapitre 2- Sources observed by the RHUM-RUM network* (Fig. 17). Lors de cette période, les différents types de bruits typiquement observables par un OBS dans la région sont tous présents, ce qui fait de cette semaine un bon cas d'étude. En particulier, 12 navires croisent dans les environs lors de cette période (Table 6). Principalement des cargos de grandes tailles.

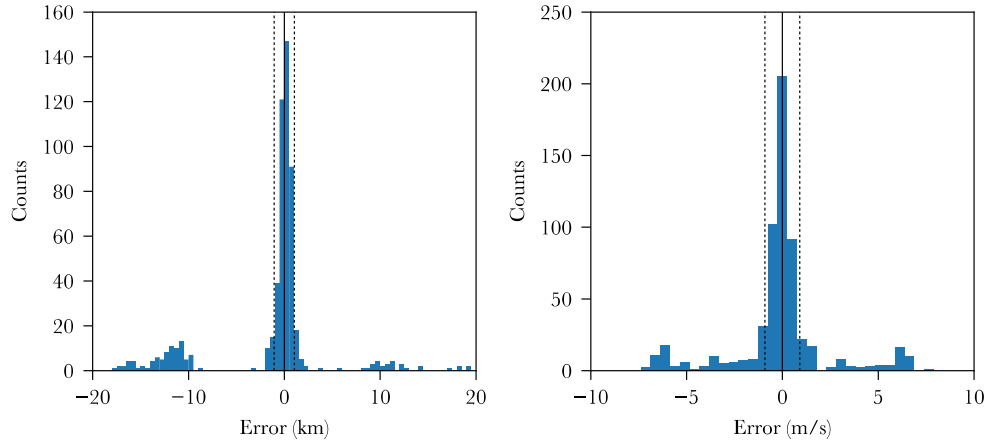
**Table 6.** Navires passant à moins de 25 km de RR03 lors de la semaine test du 21-27 mai 2013. Les passages sont triés dans l'ordre chronologique et numérotés de 1 à 12 pour de prochaines références. Les archives S-AIS contiennent un certain nombre d'informations statiques sur ces navires, tels que leurs identifiants MMSI, leurs noms, leurs types et leurs dimensions.

| #  | MMSI      | Name            | Type   | Length<br>(m) | Width<br>(m) | Draught<br>(m) |
|----|-----------|-----------------|--------|---------------|--------------|----------------|
| 1  | 249976000 | Sea Queen II    | Cargo  | 190           | 32           | 12,3           |
| 2  | 636015208 | Parisiana       | Cargo  | 190           | 29           | 9,0            |
| 3  | 357305000 | Bianco Dan      | Cargo  | 190           | 33           | 6,5            |
| 4  | 236111916 | MSC Curitiba    | Cargo  | 294           | 32           | 12,8           |
| 5  | 247298100 | Giannutri       | Cargo  | 188           | 32           | 6,9            |
| 6  | 636012477 | MV Coppersmith  | Cargo  | 270           | 44           | 9,5            |
| 7  | 229396000 | JS Pomerol      | Cargo  | 190           | 32           | 12,3           |
| 8  | 309839000 | Celestine River | Tanker | 290           | 50           | 11,3           |
| 9  | 636012750 | Uruguay Star    | Cargo  | 180           | 20           | 8,2            |
| 10 | 538003015 | Genco Pyrenees  | Cargo  | 190           | 32           | 12,1           |
| 11 | 373841000 | Corebest OL     | Cargo  | 120           | 20           | 7,8            |
| 12 | 565688000 | Kota Nazim      | Cargo  | 180           | 28           | 9,0            |

L'application du détecteur avec seuil  $H_1/H_0$  (ou détecteur MAP) à la semaine test donne des résultats très satisfaisants (Fig. 52). Le détecteur a un très bon taux de succès malgré des erreurs régulières sur l'association branche/interférence. Le détecteur MAP permet aussi d'estimer la vitesse de la source. Il est intéressant de noter que le seuil de détection n'a pas été choisi de façon arbitraire pour fonctionner avec le jeu de données sélectionné. Sa valeur découle du modèle développé précédemment, ce qui confirme en quelque sorte sa validité.

Pour quantifier la précision du détecteur, les différences entre détections et valeurs attendues données par les archives S-AIS sont comparées. Dans les cas où plusieurs navires croisent dans un rayon de moins de 50 km de RR03 en même temps, chaque détection est associée à la trajectoire la plus proche. Ceci permet de dresser un histogramme global d'erreurs en distance et en vitesse (Fig. 53). Du fait de mauvaises

associations de schéma d'interférence ou de mauvaises détections, des erreurs extrêmes sont observées. Pour obtenir une estimation du détecteur dans le cas d'une bonne détection, deux seuils d'erreur maximal – l'un en distance, l'autre en vitesse – sont choisis à partir de l'observation de la Fig. 53. En choisissant 5 km et 2,5 m/s comme seuil, on isole le lobe d'erreur central de celles « aberrantes ».



**Figure 53.** Histogrammes des erreurs globales en distance et en vitesse du détecteur cepstral. On observe des lobes secondaires dus à des mauvaises associations entre branches observées et schémas d'interférence associés. Il apparaît raisonnable de considérer qu'une détection à plus de 5 km ou plus de 2,5 m/s ( $\sim 5$  nœuds) de ce qui est prédit par l'S-AIS n'est pas due au navire en question (ou alors est due à une mauvaise association branche/interférence). En omettant ces valeurs extrêmes, on peut estimer l'erreur-type. Est représenté ci-dessus l'intervalle de confiance à 95 % en lignes pointillées verticales noires.

**Table 7.** Précision des détections cepstrales sur les douze passages de la semaine test du 21-27 mai 2013. Les points de rapprochement maximal ainsi que la vitesse et le cap des navires sont estimés à partir des archives S-AIS. La précision du détecteur cepstral est estimée en comparant pour chaque navire les  $N$  détections mesurées avec les valeurs données par les archives S-AIS. La déviation absolue moyenne (MAD) multipliée par un terme correctif supposant une distribution gaussienne permet d'estimer de façon robuste l'écart-type. Un calcul global permet d'obtenir des valeurs moyenne sur toutes les détections.

| #          | CPA            |               | Speed         |             | Accuracy   |              |               |
|------------|----------------|---------------|---------------|-------------|------------|--------------|---------------|
|            | Time           | Distance (km) | Value (knots) | Heading (°) | N          | Distance (m) | Speed (knots) |
| 1          | 21/05 04:30:54 | 1,25          | 11,76         | 58,4        | 25         | 210          | 0,71          |
| 2          | 22/05 00:19:45 | 21,90         | 12,78         | 237,2       | 99         | 1080         | 0,96          |
| 3          | 23/05 09:19:00 | 3,87          | 13,55         | 234,5       | 89         | 460          | 0,96          |
| 4          | 23/05 12:34:07 | 1,04          | 15,50         | 238,1       | 41         | 220          | 0,98          |
| 5          | 24/05 00:25:53 | 1,63          | 13,16         | 180,1       | 66         | 320          | 0,92          |
| 6          | 24/05 19:31:33 | 22,49         | 11,46         | 232,5       | 49         | 980          | 0,79          |
| 7          | 25/05 05:30:01 | 20,26         | 8,37          | 56,4        | -          | -            | -             |
| 8          | 25/05 06:01:31 | 8,81          | 19,63         | 234,7       | 42         | 820          | 0,54          |
| 9          | 25/05 06:52:44 | 6,85          | 16,72         | 55,7        | 25         | 260          | 0,92          |
| 10         | 25/05 09:02:42 | 19,17         | 12,64         | 58,4        | 7          | 640          | 0,96          |
| 11         | 25/05 15:41:47 | 3,51          | 12,86         | 57,6        | 7          | 100          | 1,62          |
| 12         | 27/05 12:05:37 | 11,98         | 10,88         | 58,4        | -          | -            | -             |
| <b>All</b> |                |               |               |             | <b>450</b> | <b>530</b>   | <b>0,88</b>   |

Des seuils dits « d'aberrance », donnent un critère d'association plus fin des détections aux trajectoires données par l'AIS. Chaque détection est alors attribuée au navire le plus proche à condition que l'erreur sur la distance et sur la vitesse soit inférieure aux deux seuils choisis. Ceci permet une estimation d'erreur par navire (Table 7). Deux navires sur douze ne sont jamais détectés, ce qui donne un taux approximatif de détection de 83 %. L'erreur en distance typique ne dépasse que rarement le kilomètre et vaut en moyenne 530 m. L'erreur en vitesse typique ne dépasse que rarement le nœud et vaut en moyenne 0,88 nœud.

La précision en distance est inférieure à ce que les prédictions en termes de propagation des ondes laissaient à présager mais il faut noter ici que le nombre de points GPS donné par l'S-AIS est faible ( $\sim 1$  pt/hr) et qu'une partie de l'erreur peut être attribuée au fait que les navires ne se déplacent pas de façon totalement rectilinéaire à vitesse constante. La précision sur la vitesse est cohérente avec le fait qu'elle résulte de l'analyse de la variation de la distance du navire sur des fenêtres de temps relativement courtes (3 min). Globalement, le détecteur cepstral donne tout de même de très bons résultats qui augurent une reconstruction fine de la trajectoire dans l'axe radial.

## Détecteur azimutal

Le détecteur cepstral permet de contraindre la distance de sources dans l'océan. Reste encore à contraindre l'azimut pour pouvoir complètement localiser ces sources dans le plan. La méthodologie développée dans cette partie est construite sur l'azigramme développé dans le *Chapitre 4 – Methodology – Orienting OBS*. Comme stratégie de détection, une démarche similaire à celle du détecteur cepstral doit être menée. Il faut construire un modèle statistique décrivant le signal obtenu selon l'hypothèse d'absence  $H_0$  ou de présence  $H_1(\alpha)$  paramétrée cette fois par l'azimut de la source. La principale différence par rapport au cas cepstral, réside dans le fait que le signal recherché n'est plus un signal large bande, mais qu'il est localisé dans des domaines fréquentiels étroits (signal à bande étroite) correspondant aux bandes d'énergie générées par la propulsion des navires (exemples présentés en Fig. 20). Si l'on considère le cas extrême de sources monochromatiques, on se rend compte qu'une mesure à un unique instant  $t$  ne permet aucune conclusion. Pour chaque fréquence, on mesure une seule valeur de l'azimut qu'il est impossible d'attribuer à du bruit ou à du signal. Seule la cohérence temporelle des azimuts mesurés sur une fenêtre de temps autour de l'instant considéré est porteuse d'information. Cette mesure de cohérence apporte une information par fréquence, et en résulte encore un problème d'association : quelle bande de fréquence correspond à quelle source ?

Le cas des sources impulsionnelles est très différent. Une impulsion n'est mesurée qu'à un instant précis mais possède en revanche une certaine largeur fréquentielle. On peut donc pour ce genre de source s'intéresser à la cohérence fréquentielle. Il faut aussi pouvoir modéliser le fait que la source n'émet qu'à certains instants précis et que l'absence de signal ne signifie donc pas forcément absence de source.

## Modèle statistique azimutal

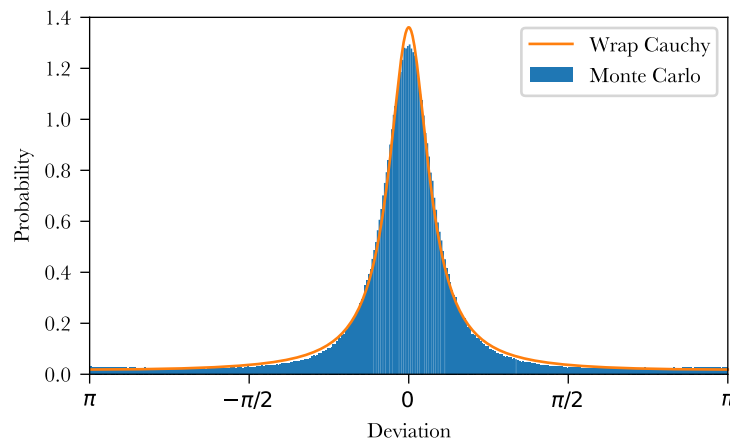
Avant de répondre aux diverses problématiques soulevées, intéressons-nous à la statistique suivie par l'azimut mesuré à un instant  $t$  et une fréquence  $f$  donnée. Les

solutions à des problèmes plus complexes découleront de l'utilisation combinée de valeurs de l'azigramme à différents instants et différentes fréquences.

Comme développé dans la partie *Modèle statistique cepstral*, chaque composante enregistrée par l'OBS peut être considérée comme du bruit coloré suivant une loi gaussienne. Le bruit de fond peut, en première approximation, être considéré comme étant isotrope, du moins dans le plan horizontal. Dans ce cas, la statistique azimutale du bruit de fond en absence de source suit une loi **uniforme** sur toutes les directions possibles (de 0 à 360°). Cette fois l'observation  $x$  représentera l'observation azimutale et la fonction de vraisemblance s'écrit :

$$\mathcal{L}(x|H_0) = \frac{1}{2\pi} \quad (43)$$

En présence d'une source, au bruit de fond s'ajoute un signal de valeur aléatoire mais de direction fixe. La loi statistique que suit le signal d'une source est directement liée au type de la source. Ce n'est pas un brouhaha résultant de la somme de nombreuses contributions. Pour autant, nous allons temporairement supposer que ce signal suit une loi normale. Grâce à une approche de type Monte Carlo, il est possible d'estimer la probabilité de déviation de l'azimut mesuré en fonction du rapport signal à bruit (Fig. 54).



**Figure 54.** Déviation azimutale pour une source gaussienne d'amplitude deux fois supérieure au bruit de fond, estimée par simulation de Monte Carlo (histogramme en bleu). Dans ces conditions, on peut approximer la réalité par une distribution de Cauchy enveloppée de longueur résultante moyenne  $R = 0,79$ . Pour des sources de statistiques non normales et pour d'autres rapports signal à bruit, ce n'est pas toujours autant le cas. Néanmoins cette distribution permet une bonne première approximation et est facilement paramétrable et calculable.

Il en ressort que dans ce cas l'approximation par une distribution de Cauchy enveloppée (**Wrapped Cauchy** en anglais) est judicieuse dans un certain nombre de cas.

$$\mathcal{L}(x|H_1(t, f, \alpha)) = \frac{1 - R^2}{2\pi(1 + R^2 - 2R \cos(x(t, f) - \alpha))} \quad (44)$$

Le rapport de vraisemblance est donc :

$$\ell(x|t, f, \alpha) = \frac{1 - R^2}{(1 + R^2 - 2R \cos(x(t, f) - \alpha))} \quad (45)$$

L'avantage de cette distribution est qu'elle est directement paramétrée par la direction de la source  $\alpha$  et par la longueur résultante moyenne  $R$  déjà évoquée au *Chapitre 4 – Methodology – Orienting OBS – Azigram representation*. La longueur résultante  $R$  dépend principalement du rapport signal à bruit de la source à l'instant donné et de la fréquence étudiée.  $R$  dépend donc de la puissance spectrale de la source et de la distance de cette dernière. Pour autant, pour simplifier le problème, nous supposons que  $R$  est **constante**. C'est une façon de fixer une contrainte sur le rapport signal à bruit nécessaire pour que le signal puisse être exploité. On fixe  $R=0,99$ . Le modèle statistique suivi par l'azimut à un instant et fréquence donné est résumé au Table 8 :

**Table 8.** Modèle statistique azimutal. Le bruit de fond a une direction totalement aléatoire. Le signal suit une loi de Cauchy enveloppée de moyenne la direction de la source  $\alpha_s(t)$ , et de longueur résultante moyenne constante  $R = 0,99$ .

| Noise   | Signal                         |
|---------|--------------------------------|
| Uniform | WrapCauchy( $\alpha_s(t), R$ ) |

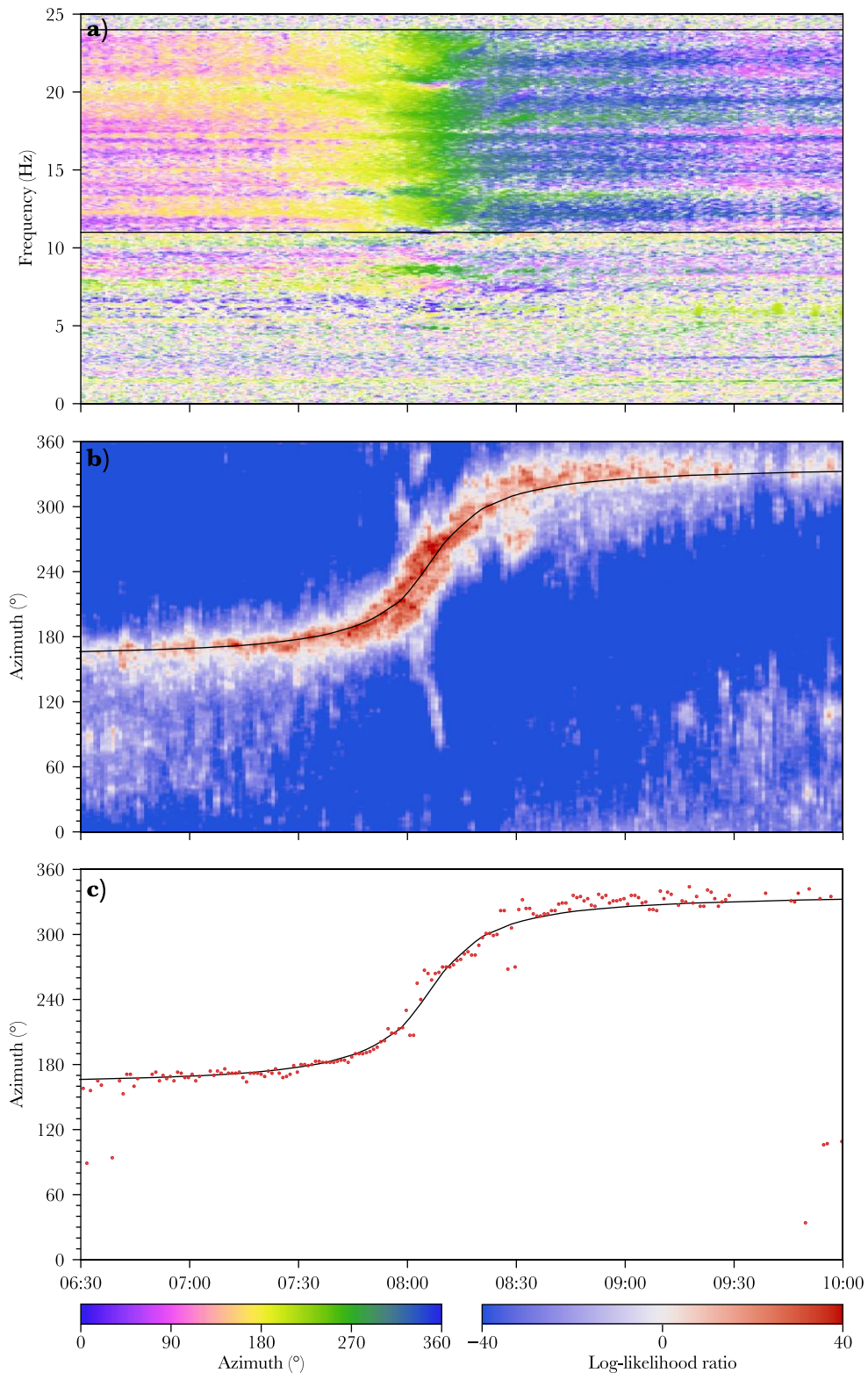
## Modèle de sources tonales

Une source tonale peut être considérée comme une somme de sources monochromatiques. Une telle source est localisée à une fréquence précise et est de durée infinie. Pour simplifier le problème, on ne prendra pas en compte l'effet Doppler (décrit précédemment en Fig. 20) dont l'action est de second ordre. Pour contourner le problème d'association entre fréquence et source, la détection va se porter séparément sur chaque source potentielle monochromatique puis on calculera la marginale sur la fréquence, c'est-à-dire que l'on cherchera la probabilité de présence d'une source dans une direction quelle que soit sa fréquence. C'est une condition plus faible puisque l'on cherche la probabilité qu'une source émette principalement du signal à telle fréquence *ou* telle autre, alors que dans l'idéal on aimerait chercher la probabilité que la source émette à telle fréquence *et* telle autre. Mais cela suppose soit d'avoir un *a priori* sur les pics spectraux de la source, soit de résoudre un problème d'association fréquence/source.

On suppose donc que si une source est présente à un instant  $t$  et une fréquence  $f$  elle doit être présente dans un voisinage temporel à la même fréquence. Contrairement au cas cepstral, on ne prendra pas en compte le mouvement de la source. La vitesse azimutale perçue par l'OBS est en général trop faible pour que le changement d'azimut sur des durées de l'ordre de la minute soit significatif devant la précision de mesure azimutale que permet l'azigramme. Cela se traduit par le calcul suivant de rapport de vraisemblance en faisant l'hypothèse d'indépendance :

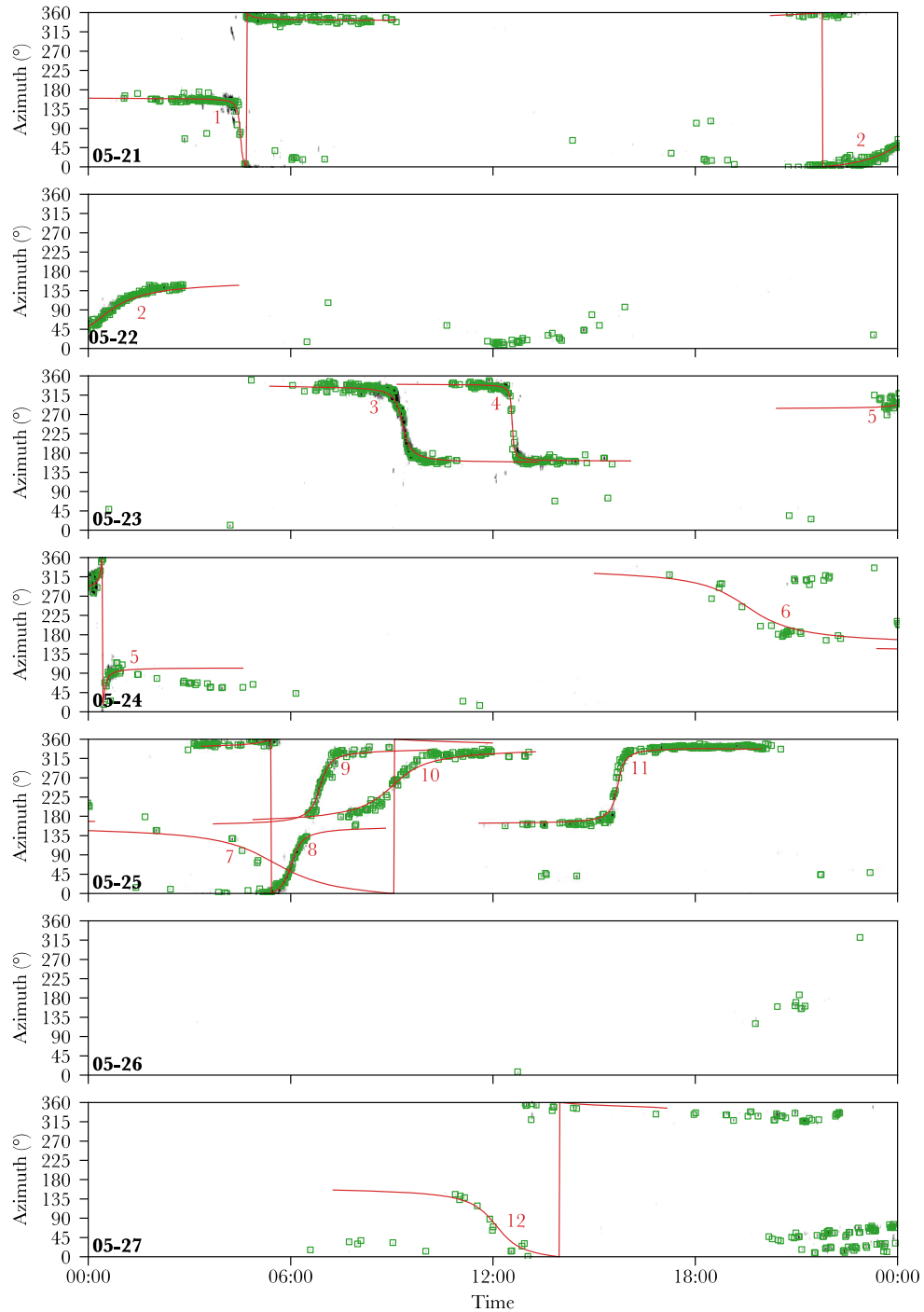
$$\ell(x|t, \alpha) = \frac{1}{N_f} \sum_{0 < j < N_f} \prod_{-n \leq i \leq n} \ell(x|t + i\Delta t, j\Delta f, \alpha) \quad (46)$$

Dans cette équation on a directement intégré l'*a priori* que la fréquence de la source est équiprobable d'où le terme  $1/N_f$ .



**Figure 55.** Détection azimutale de source tonale. (a) Azigramme filtré d'un navire enregistré par la station RR03 le 27 novembre 2012 (même passage que sur les Figs. 50 et 51). Le domaine de fréquences exploitables pour cette station se situe entre 11 et 24 Hz (lignes noires horizontales). (b) Logarithme du rapport de vraisemblance. Les zones de haute vraisemblance correspondent bien aux azimuts attendus obtenus à partir des archives T-AIS (ligne noire). (c) La détection (points rouges) permet d'estimer la direction du navire avec une précision de l'ordre de la dizaine de degrés. *Liens vers les Figs. 50 et 51.*





**Figure 56.** Détection azimutale sur la semaine du 21-28 mai par RR03 (Même jeu de données que les Figs. 17 et 52). En échelle de gris (mais généralement masqué par les détections) le log-rapport de vraisemblance de 0 à 20. Les détections azimutales sont indiquées en vert. En rouge sont représentées les courbes azimutales données par les archives S-AIS pour les mêmes navires qu'en Fig. 52 mais sur une distance de 100 km. Les passages des navires sont numérotés selon l'ordre chronologique des CPA (voir Table 6). La détection azimutale ne souffre pas de problème d'association. Sa portée est généralement supérieure à celle de la détection cepstrale et va souvent au-delà des 100 km (limites des lignes rouges indiquant des positions AIS inférieur à 100 km). Dans certains cas, la détection cepstrale offre un meilleur taux de détection bien qu'avec une portée inférieure à 50 km. *Liens vers les Figs. 17, 52 et 59.*

Le calcul numérique permet d'obtenir une représentation du rapport de vraisemblance en fonction du temps et de l'azimut. La trajectoire de navires est bien mise en évidence par ce processus (Fig. 55). Ceci permet de réaliser la détection et l'estimation de la direction de navires avec des incertitudes de l'ordre de  $10^\circ$ . On notera



que, dû probablement à des effets de site, toute la bande spectrale ne peut être utilisée comme évoqué au *Chapitre 3 – Ground velocity components*. De fait, pour la station RR03, la bande de fréquence exploitable se situe entre 11 et 24 Hz.

En utilisant des considérations similaires à celles de la partie *Seuil présence/absence de source*  $H_1/H_0$ , on peut définir un seuil de détection en calculant le détecteur MAP suivant.

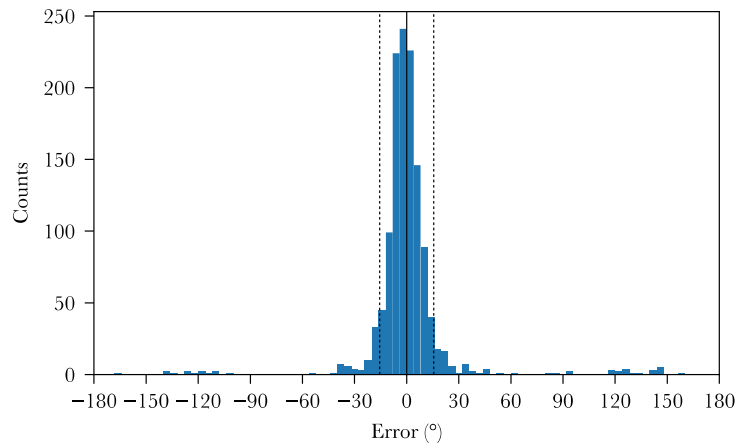
$$I(x|t) = \frac{P(H_1|x)}{P(H_0|x)} = \frac{1 - P(H_0)}{P(H_0)} \frac{1}{2\pi} \int \ell(x|t, \alpha) d\alpha \quad (47)$$

Ce seuil permet de déterminer les instants où l'on estime qu'un navire est présent et déclenche donc une détection. L'azimut estimé est alors donné par le maximum de vraisemblance.

L'application à la semaine test de donnée donne des résultats satisfaisants (Fig. 56). La portée de détection monte à plus de 100 km pour des sources de forte intensité acoustique. La précision angulaire obtenue est tout de même moins spectaculaire que la précision en distance obtenue avec le détecteur cepstral. Une erreur de quelques degrés implique en effet une précision latérale qui peut atteindre la dizaine de kilomètre à grande distance.

## Performance du détecteur azimutal

Pour estimer la précision du détecteur azimutal, la période test du 21-27 mai 2013 est de nouveau étudiée. De façon analogue au cas cepstral, on dresse dans un premier temps un histogramme d'erreur global en associant à chaque détection le navire le plus proche prédit par l'S-AIS (Fig. 57). On peut raisonnablement considérer qu'une détection est invalide si elle est à plus de 45° d'une trajectoire provenant des archives S-AIS.



**Figure 57.** Histogramme des erreurs globales du détecteur azimutal pour la période de 21-27 mai 2013. Le seuil « d'aberrance » est choisi à 45°. En éliminant les valeurs extrêmes et en utilisant un estimateur robuste de l'écart-type basé sur la médiane (MAD), l'intervalle de confiance à 95 % peut être déterminé (lignes noires en pointillé).

L'analyse navire par navire de la précision du détecteur montre des écarts notables de précision (Table 9). De 4,5° dans les meilleurs des cas jusqu'au quadruple (19,3°) dans le pire des cas, l'erreur moyenne azimutale est de 7,8°. Ceci peut être imputé à de grandes différences du rapport signal à bruit d'un navire à l'autre. Contrairement au cas cepstral, le rapport signal à bruit affecte aussi bien la capacité de

détection que la précision de la mesure. Un unique navire n'est jamais détecté ce qui, de façon très grossière fixe le taux de détection de ce détecteur à 25 km à 92 %. On notera que le nombre total de détections azimutales est bien supérieur au nombre total de détections cepstrales réalisées sur la même période (1229 détections azimutales contre 450 détections cepstrales). Ceci s'explique par la plus grande portée du détecteur azimutal qui se base sur les pics de haute intensité et non sur le bruit large bande du navire, mais aussi par la présence de zones d'ombres pour le détecteur cepstral.

Le détecteur azimutal accuse une précision moindre que le détecteur cepstral mais en revanche a une portée bien supérieure, et détecte en continu les sources en présence. En cela, il complète en quelque sorte le détecteur cepstral sur ses faiblesses, et permet tout de même une précision azimutale encourageante pour la construction d'un algorithme de suivi.

**Table 9.** Précisions des détections azimutales sur les douze passages de la semaine test du 21-27 mai 2013. Les points de rapprochement maximal (CPA) ainsi que la vitesse et le cap des navires sont estimés à partir des archives S-AIS. La précision du détecteur azimutal est estimée en comparant pour chaque navire les  $N$  détections mesurées avec les archives S-AIS. La déviation absolue moyenne (MAD) multipliée par un terme correctif correspondant à la distribution gaussienne permet ici d'estimer de façon robuste l'écart-type. Un calcul global permet d'obtenir des valeurs moyennes sur toutes les détections.

| #          | CPA            |               | Speed         |             | Accuracy     |             |
|------------|----------------|---------------|---------------|-------------|--------------|-------------|
|            | Time           | Distance (km) | Value (knots) | Heading (°) | N            | Azimuth (°) |
| 1          | 21/05 04:30:54 | 1,25          | 11,76         | 58,4        | 190          | 4,5         |
| 2          | 22/05 00:19:45 | 21,90         | 12,78         | 237,2       | 182          | 7.3         |
| 3          | 23/05 09:19:00 | 3,87          | 13,55         | 234,5       | 168          | 8.4         |
| 4          | 23/05 12:34:07 | 1,04          | 15,50         | 238,1       | 118          | 6.2         |
| 5          | 24/05 00:25:53 | 1,63          | 13,16         | 180,1       | 72           | 18.5        |
| 6          | 24/05 19:31:33 | 22,49         | 11,46         | 232,5       | 27           | 19.3        |
| 7          | 25/05 05:30:01 | 20,26         | 8,37          | 56,4        | -            | -           |
| 8          | 25/05 06:01:31 | 8,81          | 19,63         | 234,7       | 92           | 7.1         |
| 9          | 25/05 06:52:44 | 6,85          | 16,72         | 55,7        | 64           | 12.7        |
| 10         | 25/05 09:02:42 | 19,17         | 12,64         | 58,4        | 116          | 13.4        |
| 11         | 25/05 15:41:47 | 3,51          | 12,86         | 57,6        | 184          | 7.9         |
| 12         | 27/05 12:05:37 | 11,98         | 10,88         | 58,4        | 16           | 15.2        |
| <b>All</b> |                |               |               |             | <b>1 229</b> | <b>7,8</b>  |

## Application à des sources impulsives

Jusqu'à présent, ont été considérées uniquement des sources continues. Le cas des sources impulsives diffère du cas précédent (sources continues) en deux points. Tout d'abord, une source impulsionnelle n'émet pas à chaque instant. Un silence n'est donc pas forcément synonyme d'absence de source. Il faut donc pouvoir distinguer un silence prolongé d'épisodes de brèves pauses entre émissions. Par ailleurs, une source de courte durée possède une certaine largeur spectrale, qui en ce point donne un avantage en termes de détections instantanées sur son équivalent en continu. En effet, à un instant

donné, si plusieurs valeurs de l'azigramme à différentes fréquences s'alignent sur une même direction c'est qu'il est fort probable qu'une source soit la cause de cet alignement.

Pour résoudre le problème d'intermittence, l'approche la plus élémentaire est de supposer qu'à chaque intervalle de temps, l'émission se produit avec une probabilité  $P_e$  et ne se produit pas avec une probabilité  $1 - P_e$ . Le rapport de vraisemblance global s'écrit comme la somme pondérée du rapport de vraisemblance correspondant à l'émission et de celle d'absence d'émission (rapport qui par définition vaut un).

$$\ell(x|t, \alpha) = (1 - P_e) + P_e \ell_e(x|t, \alpha) \quad (48)$$

La prise en compte de cette probabilité d'émission assure qu'au minimum le rapport de vraisemblance vaut  $1 - P_e$ . Si l'on n'observe absolument rien, il y a tout de même une probabilité non nulle qu'une source soit présente. Cette approche peut aussi être utilisée pour le détecteur cepstral, ce qui permet d'améliorer la détection de sources impulsionnelles.

Pour exploiter au mieux la largeur spectrale des sources impulsives, on peut définir la bande de fréquences pour laquelle on s'attend à mesurer une direction fiable sur l'azigramme (par exemple 16-24 Hz pour les baleines pygmées de Madagascar). Si, en théorie, l'azimut ne dépend pas de la fréquence, on remarque en pratique que la direction mesurée varie légèrement avec la fréquence. Il est probable que la réponse instrumentale de l'OBS ne soit pas parfaitement équilibrée entre les deux composantes horizontales, ou bien que des effets de site entrent en jeu, ou encore que le bruit de fond ne soit en réalité pas isotrope mais avec une direction privilégiée dépendant de la fréquence. Pour cela, nous introduisons une hypothèse plus faible sur l'alignement des directions. On choisit une longueur résultante moyenne plus faible :  $R = 0,96$  au lieu des  $0,99$  choisis précédemment (pour les sources mono-fréquentielles). Puisque l'on s'intéresse à la concomitance en direction des différentes valeurs spectrales, on peut multiplier les différents rapports de vraisemblance pour chaque fréquence dans la bande choisie.

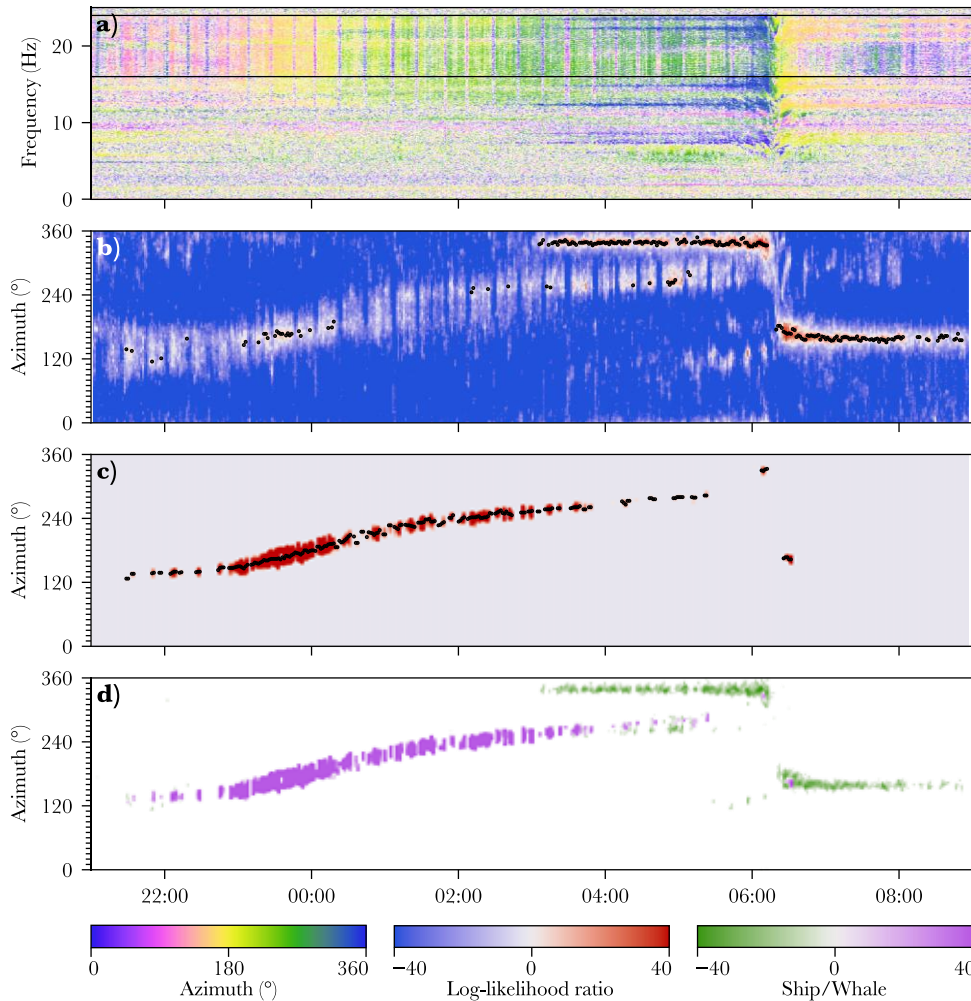
Enfin, pour obtenir un résultat sous un format similaire à celui obtenu par le détecteur tonal, il est possible d'intégrer l'information sur les mêmes fenêtres temporelles en multipliant les différentes valeurs intermédiaires. En résumé :

$$\ell(x|t, \alpha) = \prod_{-n \leq i \leq n} \left( (1 - P_e) + P_e \prod_{j_{\min} \leq j \leq j_{\max}} \ell(x|t + i\Delta t, f + j\Delta f, \alpha) \right) \quad (49)$$

Ce détecteur *impulsif* permet de détecter de façon efficace les sources impulsives que le détecteur *tonal* manque la plupart du temps (Fig. 58c). Pour autant, les détections faites par les deux détecteurs ne sont pas exclusives. Le détecteur impulsif détecte aussi certaines sources continues.

L'analyse peut être poussée plus loin. En comparant la vraisemblance tonale et impulsive il est possible, pour une détection commune aux deux détecteurs, d'indiquer s'il est plus probable que la source soit tonale ou impulsive (Fig. 58d). Cette approche, bien qu'efficace, n'est pas exempte d'erreurs. Au moment où un navire est au plus proche, l'intensité enregistrée par l'OBS est maximale. Le rapport signal à bruit, habituellement uniquement élevé sur les raies spectrales de forte émission du navire, peut devenir élevé sur de larges bandes fréquentielles. Dans ce cas, l'azimut mesuré devient stable en fréquence et la vraisemblance impulsive peut parfois dépasser celle

tonale. En d'autres termes, à faible distance, un navire peut parfois être plus caractérisé de source impulsive que tonale, selon les modèles choisis ici.



**Figure 58.** Détection azimuthale de sources impulsives. (a) **Azigramme** provenant d'enregistrements de RR03 entre le 24 Juillet à 21h jusqu'au 25 Juillet à 9h. On peut observer une baleine qui signe particulièrement bien entre 16 et 24 Hz (intervalle souligné par les lignes noires) de 21h à 6h. Un navire passe de 2h à 9h et se trouve à son CPA vers 6h30. (b) Le **détecteur tonal** permet de suivre précisément le navire mais détecte aussi certains signaux provenant de la baleine (points noirs). En bleu les valeurs négatives du log-rapport de vraisemblance, en rouge celles positives. (c) Le **détecteur impulsionnel** permet de suivre précisément la baleine mais détecte aussi certains signaux provenant du navire. On notera que le log-rapport de vraisemblance admet un plancher minimal correspondant à la probabilité que la source soit présente sans pour autant émettre. (d) En comparant les termes tonal et impulsif, il est possible de discriminer les cas de doubles détections. En violet, les valeurs où le terme impulsif l'emporte sur le terme tonal. En vert le cas contraire. La figure a été masquée pour ne conserver que les régions où la probabilité qu'une source soit présente, quel que soit son type, soit supérieure à 0,5.

Bien que cette approche de distinction entre source tonale et impulsive semble efficace, nous la laisserons provisoirement de côté pour nous concentrer sur le cas des navires. Le but du prochain chapitre sera ainsi d'agréger les informations produites par les détecteurs cepstral et azimuthal afin de reconstruire des trajectoires de navires. Ces trajectoires pourront être comparées avec la vérité terrain donnée par les archives AIS. Cette comparaison n'est évidemment pas possible pour les baleines mais l'estimation des performances du traqueur sur les navires pourra être extrapolée au cas des baleines.

## Conclusion

Le théorème de Bayes permet à partir d'un modèle statistique de construire un détecteur optimal. Pour simplifier le problème, il a été supposé qu'au plus une source pouvait se trouver dans la zone de détection, excluant le cas complexe de multi-sources. Pour détecter et localiser des navires dans les environs d'un OBS, deux détecteurs reposants sur l'analyse de partie distincte du signal et aux performances complémentaires ont été développés.

Le détecteur azimutal repose sur l'analyse de l'azigramme. Sa précision dépend principalement du rapport signal à bruit et tire donc profit des zones spectrales de forte intensité. Le détecteur azimutal est relativement peu précis ( $\sim 10^\circ$ ) mais sa portée est grande (100 km) et sa détection robuste.

Le détecteur cepstral permet d'estimer la distance et la vitesse radiale de la source. Il repose sur l'analyse des interférences multi-chemins du signal large bande de la source d'intérêt. Sa précision dépend peu du rapport signal à bruit qui impacte uniquement la capacité à discerner entre absence et présence de source. Un modèle complet de propagation est nécessaire pour interpréter les observations. Le modèle proposé utilise la prédiction des différences de temps d'arrivées développé dans le *Chapitre 3* et complète le modèle par l'ajustement de courbes d'amplitude sur des données réelles. Le détecteur cepstral permet de détecter avec grande précision la distance de sources ( $\sim$  centaines de mètre) mais a une portée relativement courte (50 km) et souffre d'une zone d'ombre à faible distance ainsi que du problème d'association de branche d'interférence qui peut parfois donner des résultats aberrants.

Les méthodes développées ici s'avèrent être facilement adaptable à d'autres types de sources comme en prouve l'adaptation menée du détecteur azimutal au cas des baleines. Pour compléter l'analyse faite dans ce chapitre, il reste encore à faire le lien entre le détecteur azimutal et cepstral pour reconstruire des trajectoires.



# 6

## Reconstruction de trajectoires de navires

---

Dans le précédent chapitre, nous avons développé un détecteur de sources acoustiques dans l’océan. Dans ce chapitre, l’objectif sera d’intégrer l’information sur de plus longues durées pour reconstruire des *trajectoires*. Nous nous intéresserons uniquement aux navires dont l’estimation de la trajectoire pourra être comparée avec la vérité terrain donnée par l’AIS.

Reconstruire la trajectoire d’une source est un problème complexe dont la résolution relève du domaine mathématique du *suivi d’objets*. Ce dernier pourra être qualifié de *multiple* s’il s’applique au cas où un nombre quelconque et inconnu de sources peuvent être présentes en même temps (*multi-object tracking*). La difficulté du problème réside principalement dans le développement d’une solution de faible complexité algorithmique, dont le coût en temps de calcul raisonnable pour des ressources souvent limitées (le plus souvent en temps réel sur un système embarqué). La résolution d’associations détections/sources est un problème de combinatoire dont le nombre de possibilités peut rapidement dépasser le nombre d’atomes dans l’univers si l’on ne s’y prend pas intelligemment (par exemple le nombre de combinaisons qui consiste à associer 266 détections comme étant soit du bruit soit du signal atteint  $2^{266} \approx 10^{80}$  qui est l’ordre de grandeur du nombre d’atomes dans l’univers). Les dernières avancées reposent sur un nouveau domaine mathématique : les ensembles aléatoires finis (*random finite sets* – e.g. Mahler 2007) qui permettent de réduire considérablement la complexité du problème au prix de certaines approximations statistiques (e.g. Vo & Ma 2006).

Malheureusement, le problème que nous cherchons à résoudre est sous une forme non standard. Du fait du problème d’associations entre branches cepstrales et schémas d’interférences, le détecteur conçu précédemment produit potentiellement plusieurs détections par source. Par ailleurs, le besoin de travailler sur un historique important demandant de conserver les différentes hypothèses d’association de branches d’interférences sur de grandes durées, rend souvent l’utilisation d’algorithmes standards très gourmande en temps de calcul. Enfin, en moindre mesure, le fait que la détection soit séparée en distance et en azimut demande aussi une adaptation par rapport au schéma rencontré dans la littérature. Il semblerait que chaque problème de suivi soit unique, et l’algorithme universel un mythe encore en quête de recherche. Lors de cette thèse, deux adaptations d’algorithmes tirés de la littérature ont été tentées (Gilks & Berzuini 2001, Garcia-Fernandez & Svensson 2019). Deux tentatives infructueuses dont l’échec, dû aux complications susmentionnées, ne sera pas relaté ici.

Plutôt que de chercher un algorithme universel que l’on appliquerait à notre cas, nous nous proposons de profiter de particularités de notre problème pour en simplifier



la résolution. Dans le cas du suivi de navires marchands en haute mer, nous pouvons exploiter trois particularités (dans l'ordre croissant de contrainte) :

- **Unicité de la source** : Le plus souvent, dans un rayon d'une cinquantaine de kilomètre, on peut considérer qu'il n'y a qu'une source présente qui prédomine sur toutes les autres. Les cas où plusieurs navires sont observés simultanément ne sont pas pour autant rares. Mais n'étant pas le cas majoritaire, nous laissons de côté ces situations dans un premier temps.
- **Séquences approches/éloignements** : On peut considérer que le passage d'un navire est constitué d'une phase d'approche puis d'une phase d'éloignement. Cela permet de définir un unique instant où le navire est au plus proche et donne un critère pour séparer deux sources qui se suivent (dans le cas où l'on observe un éloignement puis un rapprochement, on considère qu'un navire quitte la zone puis qu'un second y entre).
- **Trajectoires linéaires** : On peut considérer que le navire se déplace le long d'une ligne droite à vitesse constante. C'est une hypothèse forte qui permet de réduire le nombre de paramètres nécessaires pour décrire la trajectoire d'un navire à quatre (deux paramètres pour la vitesse, un pour la distance de la droite à l'origine et un paramètre temporel pour définir l'instant où le navire est au plus près).

En se reposant sur ces trois hypothèses, nous proposons l'approche suivante : dans un premier temps nous délimiterons des segments temporels où nous savons qu'une unique source est présente. Dans un second temps, sur chacun de ces segments, la droite qui permet de maximiser la vraisemblance sera recherchée et représentera la trajectoire estimée du navire. Enfin, les performances de cette approche seront discutées.

## Segmentation temporelle

Le but est de décomposer la résolution du problème de suivi en délimitant des segments sur lesquels on considère qu'une unique source est présente. Ensuite un algorithme de recherche de trajectoire pourra être appliqué sans avoir à manipuler des hypothèses de présence ou d'absence de source.

Pour pouvoir reconstruire une trajectoire, on considère qu'une détection à la fois cepstrale et azimutale sur une durée minimale est nécessaire. Il est en effet très difficile de reconstruire des trajectoires à partir de détections isolées et/ou incomplètes. Une durée d'une heure est choisie au vu des portées des détecteurs développés précédemment (et des vitesses typiques des navires). L'hypothèse de détection à la fois cepstrale et azimutale sur tous les pas de temps durant une heure est une hypothèse trop forte puisqu'elle ne prend pas en compte le fait que les détecteurs développés précédemment puissent faillir à certains instants (c'est par exemple le cas du détecteur cepstral qui ne produit aucune détection à courte distance dans la « zone d'ombre »).

Pour assouplir cette hypothèse, on introduit deux probabilités *a priori* de détection  $P_d^r$  et  $P_d^\alpha$  respectivement pour le détecteur cepstral et azimutal. On fixe ces probabilités empiriquement, en tenant compte des performances de chacun des deux détecteurs. Pour le détecteur azimutal, on fixe  $P_d^\alpha = 90\%$ . A cause de sa plus faible portée et de la zone d'ombre on fixe  $P_d^r = 60\%$  pour le détecteur cepstral. Pour chaque détecteur,

la probabilité qu'une source soit présente se réécrit comme la somme de deux cas : celui où la source est présente mais non détectée et celui où la source est présente et effectivement détectée :  $(1 - P_d)P(H_0|x) + P_dP(H_1|x)$ .

Les détections cepstrale et azimutale étant indépendantes, la probabilité que la source soit estimée présente simultanément par les deux détecteurs est donc le produit du terme susmentionné pour chaque détecteur. De même, les détections à chaque instant étant considérées comme indépendantes, on multiplie le résultat obtenu pour chaque instant dans la fenêtre temporelle d'une heure autour de l'instant d'intérêt  $t$ . En divisant par la probabilité d'absence de source on peut revenir à une formulation en rapport de probabilité  $H_1/H_0$  qui fait intervenir les termes calculés dans les parties précédentes :

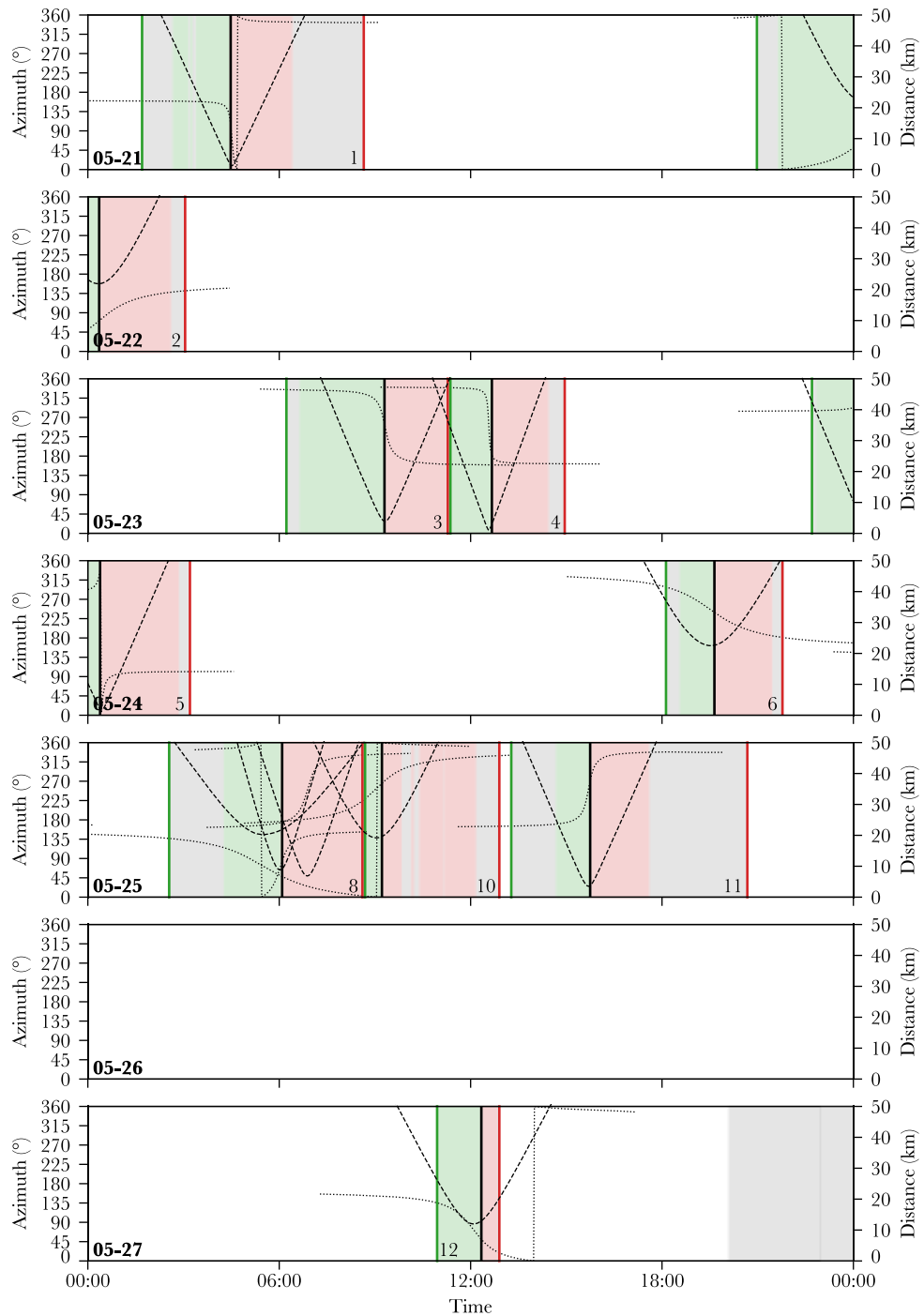
$$I^t(x|t) = \prod_{t-\Delta t < t_k < t+\Delta t} (1 - P_d^\alpha + P_d^\alpha I^\alpha(x, t_k))(1 - P_d^r + P_d^r I^r(x, t_k)) \quad (50)$$

Le terme  $I^r(\cdot)$  correspond au terme calculé à l'éq. (42) et le terme  $I^\alpha(\cdot)$  à celui calculé à l'éq. (47). Lorsque  $I^t(\cdot)$  est supérieur à 1, il est plus probable que l'on puisse reconstruire une trajectoire, sinon c'est l'inverse. Ici  $\Delta t$  vaut donc 30 minutes pour prendre en compte l'heure environnant l'instant  $t$ . Par un raisonnement similaire, on peut aussi déterminer les périodes durant lesquelles le navire est en phase d'approche ou d'éloignement. Pour ce faire, on se focalise uniquement sur le terme cepstral puisque le détecteur azimutal n'apporte pas d'information sur la vitesse. La portée cepstrale étant deux fois inférieure à la portée azimutale, on considère cette fois une durée nécessaire de 30 minutes ( $t \pm \Delta t/2$ ) pour pouvoir considérer une source en approche sur une zone temporelle.

$$I^{t\pm}(x|t) = \prod_{t-\Delta t/2 < t_k < t+\Delta t/2} (1 - P_d^r + P_d^r I^{r\pm}(x, t_k)) \quad (51)$$

L'exposant  $+/-$  correspond au cas d'éloignement/approche. Pour obtenir  $I^{r\pm}(\cdot)$  il suffit de calculer la marginale sur les vitesses respectivement positive ou négative (on moyenne la vraisemblance sur les demi-domaines  $v \geq 0$  et  $v \leq 0$ ). En d'autres termes, on calcule la probabilité qu'une source soit détectée en continu cepstralement pendant 30 min quelle que soit sa position tant que sa vitesse radiale est positive/négative. Enfin, pour définir les zones d'approche et d'éloignement, on procède ainsi : on détermine les zones où le rapport de probabilités d'approche ou d'éloignement est supérieure à 1 ; puis on compare la probabilité d'approche et celle d'éloignement pour déterminer dans quel cas de figure on se trouve.

Les zones de présence inconditionnelle (que ce soit approche ou éloignement), ont été calculées pour la semaine test du 21-27 mai 2013 (Fig. 59). La détection inconditionnelle permet parfaitement de distinguer les zones de présence et d'absence de navires (mais aussi de baleines en fin de période). En revanche, cette détection ne suffit pas à elle seule pour séparer plusieurs navires qui se suivent. Les zones d'approche et d'éloignement ont aussi été calculées et fonctionnent de façon plus clairesemée et à plus faible distance. En revanche, elles permettent d'obtenir une estimation de l'instant où le navire est au plus proche (défini comme la transition entre approche et éloignement) et aussi de séparer des navires qui s'enchainent (définis comme transitions entre éloignements et approches ; on prend l'instant à mi-chemin s'il n'y a pas continuité de détection de rapprochement puis d'éloignement).



**Figure 59.** Segmentation temporelle de présence/absence de navire. En gris, les plages où est estimé qu'un navire est présent lors d'une durée suffisante pour pouvoir reconstruire sa trajectoire sans information sur sa vitesse radiale. En vert, les plages durant lesquelles un navire est estimé en phase d'approche. En rouge la détection d'une phase d'éloignement. Les lignes verticales vertes et rouges marquent respectivement le début et la fin des segments estimés. Les lignes noires verticales sont les estimations des moments où les navires sont au plus près de l'OBS. Les segments sont numérotés en fonction des numéros de passage définis dans la Table 6. En tiret, sont tracées les courbes de distance et en pointillé les courbes d'azimut (toutes deux issues des données AIS). Les résultats sont très satisfaisants, si l'on exclut la situation de la matinée du 25 mai durant laquelle plusieurs navires étaient présents simultanément. Dans ce contexte, uniquement deux segments sont estimés. En revanche, les deux instants de point d'approche maximale sont tout de même bien estimés malgré la confusion de la situation. En fin de semaine, l'entrée en jeu de deux baleines entame une détection inconditionnelle mais l'absence de détection de phase d'approche et d'éloignement empêche de valider ce segment. *Liens vers les Figs. 17, 52 et 56.*

Pour résumer : un segment où l'on considère que l'on peut reconstruire la trajectoire est délimité par la phase de détection inconditionnelle. Elle doit contenir une ou plusieurs phases d'approche qui succèdent à une ou plusieurs phases d'éloignement. L'instant d'approche maximale est déterminé comme l'instant où le navire passe de la phase d'approche à celle d'éloignement. On considère que l'estimation de cet instant et une condition nécessaire pour pouvoir reconstruire la trajectoire. Dans le cas contraire, le segment est rejeté. Si, au sein d'une même phase de détection inconditionnelle, une phase d'éloignement succède à une phase d'approche, alors on scinde cette phase en deux segments.

L'application de cette méthode aux zones de présence inconditionnelle d'approche et d'éloignement calculées pour la semaine type, permet d'obtenir la segmentation présentée en Fig. 59. Au moment où les passages de quatre navires se superposent, seuls deux segments sont estimés. Ceci est attendu pour l'un des navires qui présentait de tout façon un très faible rapport signal à bruit. Notons que pour le second navire dont le segment n'a pu être estimé, la reconstruction de la trajectoire semblait possible au premier abord. Néanmoins, la technique de segmentation donne des résultats probants, et ceci au-delà des espérances, puisqu'initialement non dédiée pour les cas où plusieurs sources sont en présence.

## Estimation de trajectoires rectilinéaires

L'objectif de cette partie est de retrouver la trajectoire qui permet d'expliquer au mieux l'observation, en partant d'un segment temporel où l'on sait qu'une unique source est présente. Cette trajectoire est supposée être une droite paramétrée par quatre termes :

- La vitesse du navire  $v_\infty$ .
- Le cap du navire  $\alpha_\infty$ .
- La distance du point de rapprochement maximal  $r_0$ .
- L'instant du point de rapprochement maximal  $t_0$ .

La trajectoire d'un navire n'est toutefois pas totalement linéaire. Pour avoir une idée de la linéarité de la trajectoire d'un navire, on peut utiliser les archives AIS disponibles qui fournissent les trajectoires réelles. On utilise les trajectoires passant entre novembre 2012 et 2013 à moins de 25 km de RR03 et on se limite à leur analyse dans un rayon de 100 km. L'écart-type entre la trajectoire réelle et celle approximée en linéarisant la position du navire entre son point d'entrée dans le cercle de rayon de 100 km et de sa sortie est de 1,4 km. L'écart-type est mesuré en utilisant un estimateur robuste, vis-à-vis des valeurs aberrantes, pour ne pas être pénalisé trop fortement par quelques navires changeant soudainement de cap, et ayant donc une trajectoire fortement non linéaire. Pour mesurer l'écart-type ou la variabilité d'une façon robuste, nous utilisons l'estimateur MAD (Median Absolute Deviation), qui est la médiane des valeurs absolues des écarts de chaque observation à la médiane, pondéré par le facteur d'échelle 1,4826 pour rendre consistant l'estimateur si la distribution des observations suit une loi normale. Dans le cas qui nous concerne, la déviation est petite comparée aux  $\sim 200$  km parcourus par le navire dans la région, mais est tout de même supérieure à la résolution radiale de la détection cepstrale. Du fait d'une bathymétrie tout de même

légèrement fluctuante, la mesure de distance faite à partir du cepstre peut d'ailleurs aussi être biaisée d'une distance équivalente (de l'ordre du km).

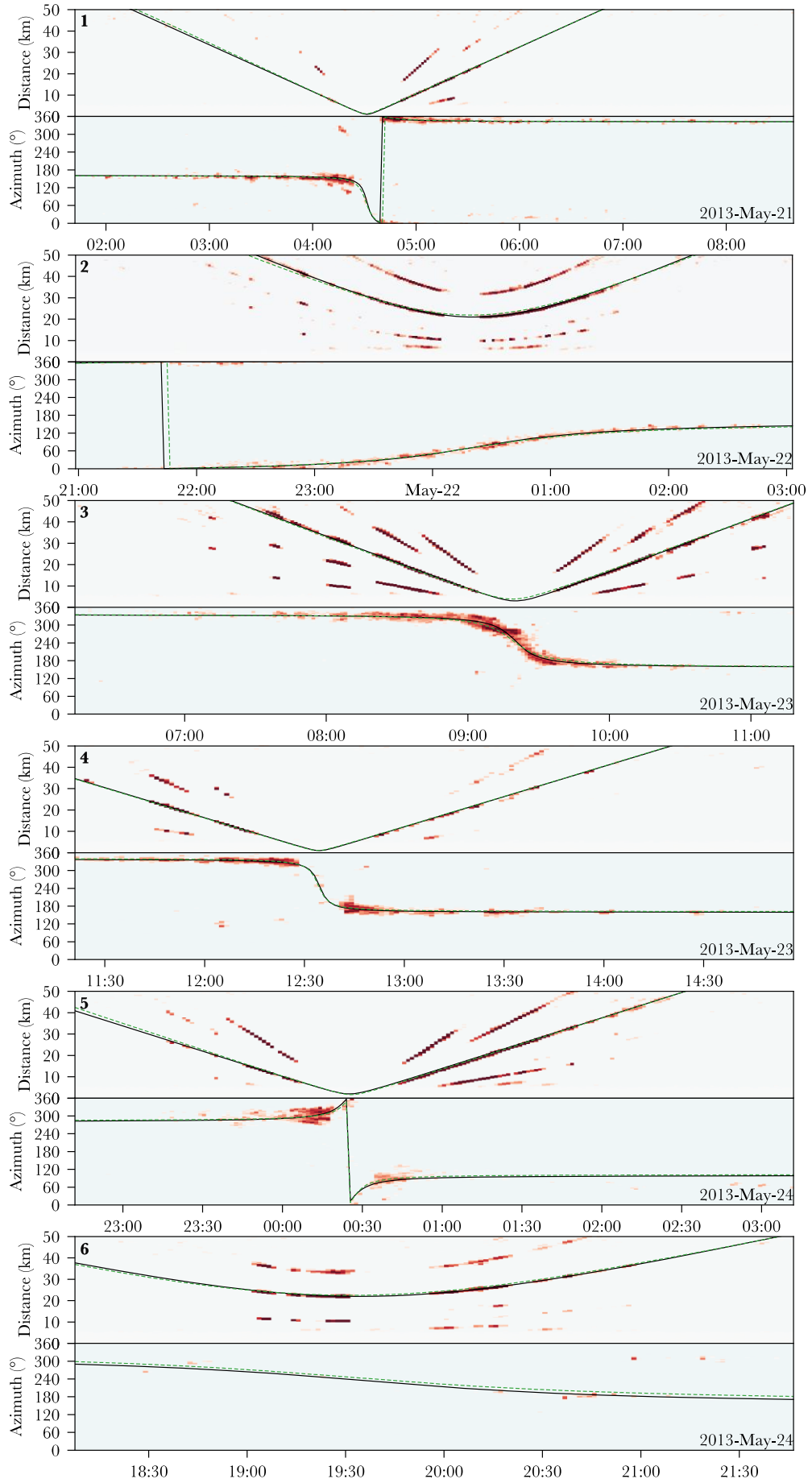
Pour prendre en compte ces déviations par rapport au modèle théorique strict, on introduit des termes d'incertitudes sous forme de gaussienne d'écart-type fixé à 1 km pour la distance,  $10^\circ$  pour l'azimut et 0,5 m/s pour la vitesse radiale. Pour intégrer la vraisemblance d'une trajectoire, on n'intègre pas la vraisemblance strictement sur la droite théorique mais sur un pourtour pondéré par ces noyaux gaussiens  $p^\alpha$  et  $p^r$  ( $p^r$  est un noyau 2D s'exprimant comme le produit de deux gaussiennes l'une dépendant de la distance, la seconde de la vitesse radiale). Ainsi, la vraisemblance de la trajectoire est donnée par

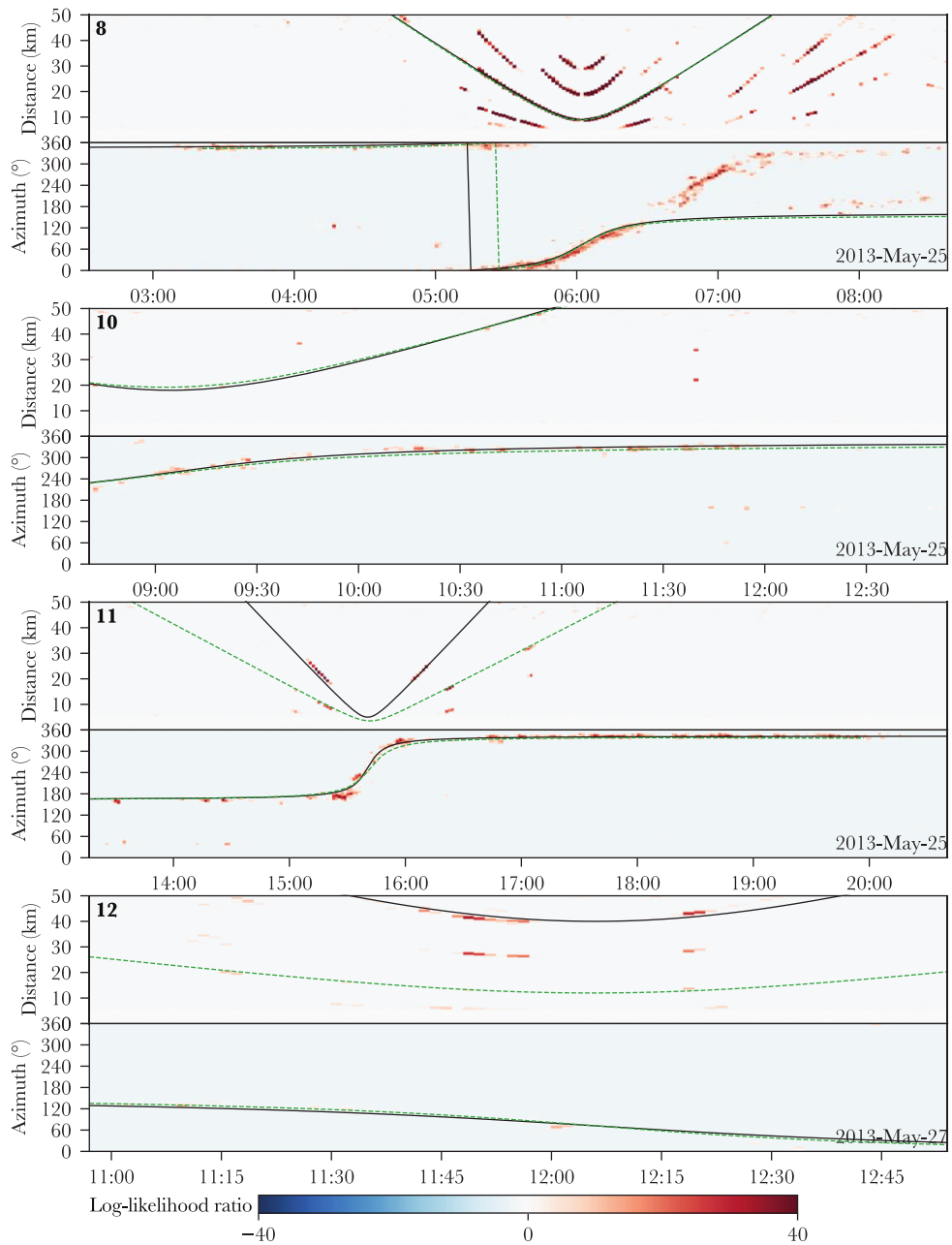
$$\begin{aligned} \ell(x|v_\infty, \alpha_\infty, r_0, t_0) &= \prod_{t-\Delta t < t_k < t+\Delta t} \left(1 - P_d^\alpha + P_d^\alpha \ell^\alpha * p^\alpha(x, \alpha(t_k))\right) \\ &\times \left(1 - P_d^r + P_d^r \ell^r * p^r(x, r(t_k), v_r(t_k))\right) \end{aligned} \quad (52)$$

Dans cette équation,  $\alpha(t)$ ,  $r(t)$  et  $v_r(t)$  sont respectivement les courbes d'azimut, de distance et de vitesse radiale et sont donc paramétrées par les quatre paramètres de trajectoire linéaire. La notation de leurs paramètres est omise pour plus de lisibilité.

Pour trouver la trajectoire la plus probable, il faut maximiser la vraisemblance en fonction des quatre paramètres. Cette maximisation n'est pas aisée car de nombreux maximums locaux empêchent un cheminement direct vers le maximum global par une simple descente de gradient. On réalise la maximisation en plusieurs étapes. Une première maximisation par force brute est réalisée sur une grille grossièrement espacée, dont l'espacement entre chaque point est dicté par les paramètres d'incertitudes évoqués juste au-dessus (1 km,  $10^\circ$ , 0.5 m/s). Pour ce qui est du temps d'approche minimal, on choisit une recherche autour de la valeur grossièrement estimée lors de la segmentation. En l'occurrence, un pourtour de +/- 30 min avec un espacement de 3 min. Une fois le point de la grille optimal trouvé, on applique ensuite la même méthode sur un maillage de finesse moyenne inscrit dans les mailles en contact direct avec le point optimal. De nouveau, une fois la valeur optimale trouvée dans ce sous-maillage, on réitère une dernière fois (telle une fractale) sur un maillage fin ayant la résolution voulue : 1s et 10 m pour l'instant et la distance du CPA, 0,01 m/s et  $0,1^\circ$  pour la vitesse et le cap du navire. On peut voir cette méthode de maximisation comme une approche type *coarse to fine*.

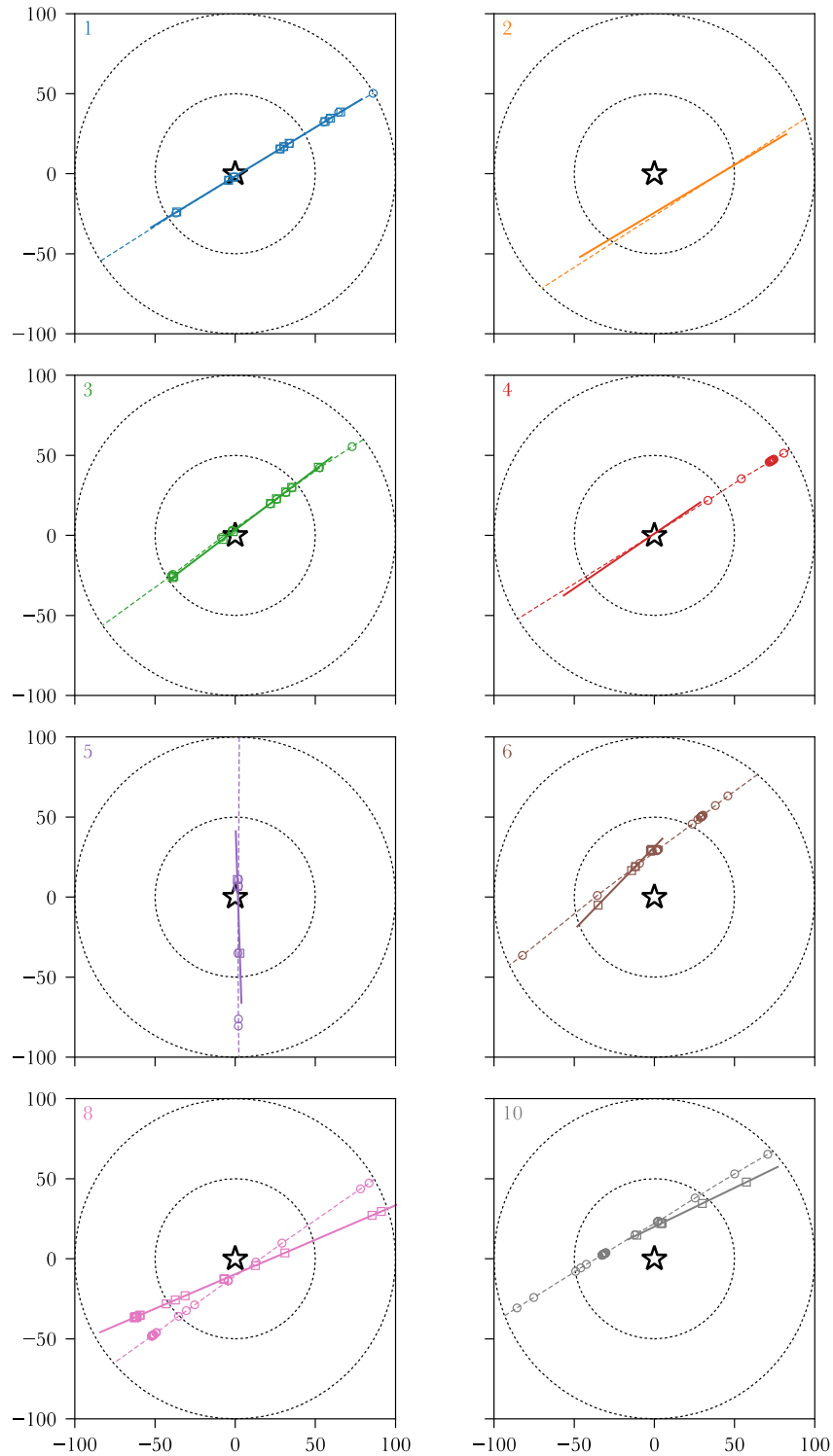
En reprenant la semaine illustrative du 21-27 mai 2013, les trajectoires rectilignes optimales sont calculées pour les 10 segments temporels détectés (Fig. 60). Pour la majorité des cas, l'approximation en trajectoires linéaires permet de retrouver avec grande précision la trajectoire exacte du navire. Dans la phase où de nombreux navires sont présents, les deux navires détectés lors de la segmentation voient leurs trajectoires retrouvées avec brio. Les deux derniers segments, présentant de faibles rapports signal à bruit ne permettent que de retrouver correctement l'azimut. La distance est erronée : l'information cepstrale insuffisante se conclut par une mauvaise association de branches d'interférences. Les résultats obtenus peuvent aussi être représentés géographiquement (Fig. 61). Dans ce cas, l'imprécision sur le cap du navire est rapidement identifiable. Une erreur de quelques degrés introduit de grandes imprécisions à 100 km de portée. Une étude séparée de la précision radiale et azimutale permet une compréhension plus fine de la précision de l'algorithme de suivi.





**Figure 60.** Estimation de trajectoires rectilinéaires, focalisées sur les neuf segments temporels durant lesquels la possibilité de reconstruire la trajectoire a été pour la station RR03 et estimée pour la semaine de 21 au 27 mai 2013 (zones grisées Fig. 53). En fond, les log-rapports de vraisemblance. Dans la plupart des cas, la vérité terrain donnée par l’AIS (lignes en tirets verts) coïncide avec la trajectoire rectilinéaire estimée (ligne noire). Les passages sont numérotés selon le numéro de passage donné à la Table 6. Pour chaque passage sont représenté en haut la distance estimée (ligne noire) et théorique (issue de l’AIS, pointillés verts) ainsi que l’azimut estimé et théorique (en bas, avec les mêmes contours).





**Figure 61.** Trajectoires de navires croisant à proximité de la station RR03 (étoile), retrouvées avec succès par l’algorithme de suivi (lignes continues). Pour comparaison, les trajectoires interpolées à partir des données S-AIS sont aussi représentées (lignes en tirets). La trajectoire des navires étant quasi-rectiligne, la comparaison entre trajectoires estimées et réelles permet principalement d’apprécier la précision sur le cap du navire et sur la distance estimée du CPA. Alors que la distance du CPA est estimée avec finesse, la précision sur le cap du navire laisse parfois à désirer (cas 6, 8 et 10). Pour compléter cette appréciation, sont aussi représentés les points GPS provenant des archives S-AIS (cercles) ainsi que les positions estimées du navire par l’algorithme de suivi à chacun de des mêmes instants (carrés). On peut observer que dans les cas où le cap est bien estimé (cas 1, 3 et 5 par exemple) les positions du navire retrouvées correspondent avec précision aux points GPS. Distance, vitesse et timing du passage du navire sont donc très précisément estimés. Dans certains cas le nombre de points GPS fournis par l’archives S-AIS est insuffisant pour pouvoir complètement caractériser l’erreur de notre méthode (cas 2 et 4). L’étoile au centre représente l’OBS, et les deux cercles en pointillé les portées du détecteur cepstral (50 km) et du détecteur azimutal (100 km).

## Performance de l'algorithme de suivi

Pour quantifier l'erreur de l'algorithme de suivi, nous comparons les résultats obtenus avec la vérité terrain donnée par les archives S-AIS. Pour pouvoir être comparées aux résultats obtenus, les trajectoires données par l'AIS sont linéarisées en prenant simplement la droite qui relie le point d'entrée du navire dans la zone à moins de 100 km et son point de sortie. Le comparatif entre les données AIS et les résultats de l'algorithme de suivi est présenté en Table 10. En moyenne, l'erreur sur l'instant du CPA est de 49 s, l'erreur sur la distance du CPA est de 640 m, l'erreur sur la vitesse est de 0,31 nœuds, l'erreur sur le cap est de 4,0°. Dans la mesure de l'erreur en distance et de vitesse on omet toutefois les deux derniers passages dont le mauvais choix de branche d'interférence fausse le résultat.

**Table 10.** Précision des détections cepstrales sur les douze passages de la semaine test du 21-27 mai 2013 à proximité de la station RR03. Les points de rapprochement maximal ainsi que la vitesse et le cap des navires sont estimés à partir des archives S-AIS. La précision du détecteur cepstral est estimée en comparant pour chaque navire les  $N$  détections mesurées avec les archives S-AIS. La déviation absolue moyenne (MAD) multipliée par un terme correctif permet ici d'estimer de façon robuste l'écart-type. Un calcul global permet d'obtenir des valeurs moyennes sur toutes les détections (sauf celles en italique où la mauvaise association de branche d'interférence fausse le résultat).

| #          | CPA      |                  | Speed            |                | Accuracy    |                 |                  |                |
|------------|----------|------------------|------------------|----------------|-------------|-----------------|------------------|----------------|
|            | Time     | Distance<br>(km) | Value<br>(knots) | Heading<br>(°) | Time<br>(s) | Distance<br>(m) | Speed<br>(knots) | Heading<br>(°) |
| 1          | 04:30:54 | 1,25             | 11,76            | 58,4           | 9           | 90              | 0,21             | 0,2            |
| 2          | 00:19:45 | 21,90            | 12,78            | 237,2          | 95          | 1 030           | 0,52             | 2,0            |
| 3          | 09:19:00 | 3,87             | 13,55            | 234,5          | 74          | 1 200           | 0,14             | 1,6            |
| 4          | 12:34:07 | 1,04             | 15,50            | 238,1          | 21          | 120             | 0,09             | 2,4            |
| 5          | 00:25:53 | 1,63             | 13,16            | 180,1          | 24          | 130             | 0,31             | 2,0            |
| 6          | 19:31:33 | 22,49            | 11,46            | 232,5          | 69          | 730             | 0,18             | 8,5            |
| 7          | 05:30:01 | 20,26            | 8,37             | 56,4           | -           | -               | -                | -              |
| 8          | 06:01:31 | 8,81             | 19,63            | 234,7          | 46          | 90              | 0,22             | 12,0           |
| 9          | 06:52:44 | 6,85             | 16,72            | 55,7           | -           | -               | -                | -              |
| 10         | 09:02:42 | 19,17            | 12,64            | 58,4           | 9           | 1 170           | 0,56             | 5,7            |
| 11         | 15:41:47 | 3,51             | 12,86            | 57,6           | 43          | <i>2 060</i>    | <i>12,80</i>     | 3,0            |
| 12         | 12:05:37 | 11,98            | 10,88            | 58,4           | 11          | <i>27 320</i>   | <i>15,56</i>     | 4,1            |
| <b>All</b> |          |                  |                  |                | <b>49</b>   | <b>640</b>      | <b>0,31</b>      | <b>4,0</b>     |

Il n'est pas toujours facile de savoir si les imprécisions constatées sont imputables à la mesure ou bien à la linéarisation grossière des trajectoires réelles des navires. Si l'on reprend la valeur de 1,4 km comme erreur moyenne due à la linéarisation de la trajectoire (voir partie précédente) une comparaison détaillée s'impose. L'erreur moyenne sur la distance de CPA vaut 640 m et est donc inférieure à 1,4 km, difficile donc d'espérer bien mieux. L'erreur moyenne sur l'instant du CPA est de 49 s. En multipliant par une valeur moyenne des vitesses de 13 nœuds, on obtient une distance de 330 m, qui est également bien inférieure à 1,4 km. L'erreur maximale de vitesse est 0,31 nœuds et peut être rapportée à une distance en la multipliant par le temps que le navire prend pour atteindre 50 km (distance de détection cepstrale maximale).

Toujours avec 13 nœuds, cela donne 1190 m, proche des 1,4 km. Enfin, l'erreur azimutale maximale peut aussi être rapportée à une longueur en fixant la distance maximale de détection. Pour 100 km,  $4.0^\circ$  d'erreur donne 7 km, pour 50 km cela donne 3,5 km. On peut donc conclure que l'erreur commise sur le temps et la distance du CPA, tout comme l'estimation de la vitesse du navire, est du même ordre de grandeur que l'erreur commise par la linéarisation de la trajectoire réelle du navire. En revanche, l'erreur commise sur l'azimut est principalement imputable à l'imprécision de la mesure azimutale.

En extrapolant un peu ce raisonnement, on peut avancer que dans certaines situations, si la distance entre deux logs S-AIS est supérieure à  $\sim 100$  km, l'algorithme de suivi par OBS est probablement plus performant que l'S-AIS lui-même, sauf en azimut. Cette remarque est tout à fait envisageable pour les constellations de satellites utilisées en 2012-2013, mais bien moins probable aujourd'hui du fait du plus grand nombre de satellites dédiés aux mesures S-AIS (par exemple, ExactEarth, une compagnie canadienne, travaille depuis 2017 à l'élaboration d'une constellation permettant le suivi continu de navires en temps réel sur toute la surface du globe – ExactEarth 2017). Cela motive dans notre cas l'utilisation du T-AIS qui a une fréquence d'observation plus élevée pour la relocalisation d'OBS (*cf. Chapter 4 – Methodology – Locating OBSs*). Ce dernier permet d'avoir la position des navires près de cotes toute les 3 min. Le S-AIS et ses  $\sim 1$  pts/hr sont insuffisant à cet usage.

## Conclusion

Le suivi d'objet est une science complexe. En première approche, l'idéal d'une méthode universelle est abandonné en faveur d'une méthode plus simple tirant parti des particularités du trafic marchand en haute mer qui représente la majorité des navires croisant dans la zone de l'expérience RHUM-RUM. La trajectoire de ces navires peut être en effet considérée comme rectilinéaire à vitesse constante. Ceci permet de réduire à quatre le nombre de paramètres définissant une telle trajectoire. Pour trouver la trajectoire optimale au vu des sorties des deux détecteur azimutal et cepstral, une méthode par force brute peut ainsi être mise en place. Pour appliquer cette optimisation à des zones temporelles pertinentes, un algorithme de segmentation temporelle a été développé à travers un « méta-détecteur » qui combine l'information des deux détecteurs cepstral et azimutal.

La performance de cette méthode de suivi est très satisfaisante. L'erreur de l'estimation sur la distance ( $\sim 1$  km), la vitesse ( $\sim 0.5$  nœuds) et l'instant de passage au plus proche ( $\sim 1$  min) est du même ordre de grandeur que l'imprécision due au faible taux de rafraîchissement des données S-AIS, et celle due à l'erreur d'approximation de la trajectoire par une droite. Seul l'imprécision azimutale est notable ( $\sim 5^\circ$ ) et implique des erreurs non négligeables de positionnement à grande distance. Il faut aussi noter que dans certains cas de faible rapport signal à bruit, la détection cepstrale peut être complètement erronée due à une mauvaise association de branche d'interférence et cela mène alors à des valeurs aberrantes de distance et de vitesse.

Dans ce chapitre, un premier pas vers le suivi de navire a été réalisé. Dans l'état actuel, l'application des méthodes à une surveillance maritime n'est que partiellement envisageable. La méthode se limite aux navires marchands de tailles imposantes se déplaçant en ligne droite de façon isolée. Ces scénarii ne sont qu'une partie des

préoccupations en termes de surveillance maritime. Étendre la méthode à des trajectoires modélisées comme des séries de segments rectilinéaires à vitesse constante semble la suite logique de la méthode actuelle. La prise en compte de scénario multi-sources (éventuellement de types différentes) semble aussi à portée de main. Ces avancées permettraient d'analyser des situations plus complexes au prix d'une complexité algorithmique plus élevée. En revanche, le suivi de navires de tailles plus modestes que les navires marchands ou les grands navires de pêche semble à ce jour plus difficilement envisageable. Le faible rapport signal à bruit de ce genre d'embarcation sera une limitation physique difficilement compensable. Il faut tout de même rappeler que les données utilisées sont des données d'opportunité initialement non prévues pour l'analyse de sources océanique. En particulier, l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage permettrait d'agrandir la faible fenêtre utile d'analyse (10–25 Hz dans ce travail) et pourrait alors permettre une amélioration significative des performances des méthodes développées. Ces méthodes sont en tout cas adaptables à tout type de système embarquant un capteur acoustique vectoriel. Certains planeurs sous-marins sont par exemple actuellement à l'étude en tant que systèmes autonomes de surveillance maritime (Stinco *et al.* 2019) et pourront bénéficier des méthodes développées dans cette thèse.

# 7

## Perspectives

---

Les travaux de recherche effectués durant cette thèse ont nécessité de nombreuses tentatives et incursions dans des domaines s'écartant parfois du cœur du sujet, mais revêtant tout de même un intérêt potentiel. Ce chapitre discute donc des perspectives des travaux de la présente thèse et des pistes d'améliorations potentielles des méthodes développées. Il propose également de nouvelles pistes de recherche inspirées par des observations annexes non détaillées dans le présent manuscrit mais que nous pensons d'un grand intérêt pour la communauté scientifique du domaine. Ces observations sont exposées ici sous une forme relativement brute et concise et invitent à une réflexion sur les potentiels encore inexplorés de l'utilisation d'enregistrement de sources acoustiques dans l'océan par les OBS.

### Amélioration des modèles proposés

Dans cette thèse, deux principales hypothèses simplificatrices ont été faites, limitant l'application des méthodes développées : l'approximation du modèle de propagation à un modèle 1D et la supposition que les sources se déplacent le long de lignes droites. Ces deux hypothèses ont permis une approche simplifiée de certaines problématiques mais ne permettent pas d'analyser d'autres situations plus complexes.

#### Modèle 3D de propagation dans les océans

L'hypothèse que le problème de propagation peut être résolu par un modèle 1D, invariant par translation horizontale, limite théoriquement l'application des méthodes développées à des zones plates telles que les bassins sédimentaires.

Pour adapter les méthodes à des régions de bathymétries plus tourmentées, la prise en compte de la bathymétrie réelle paraît nécessaire. Dans le cas de bathymétries faiblement escarpées, une approche par coupe 2D sur un éventail de directions devrait donner des résultats satisfaisants. Pour des régions montagneuses telles que les rides médio-océaniques, la possibilité d'observer des échos fortement déviés latéralement oblige à prendre en compte la propagation dans sa globalité et donc à résoudre le problème en trois dimensions. Ces situations complexes risquent d'être un défi technique non négligeable.

Dans tous les cas, la prise en compte de la bathymétrie nécessitera d'avoir des couvertures bathymétriques précises des lieux environnants, ce qui n'est pas toujours le cas. En juin 2020, seul 19 % de la surface des océans était cartographié et disponible à une résolution de 15 secondes d'arc (~500 m) sur la carte GEBCO (qui vise la couverture globale des océans pour 2030 avec le projet Seabed2030, [www.gebco.net](http://www.gebco.net)).

Cette résolution est un bon point de départ, mais reste insuffisante pour construire des modèles de propagation précis. La base de données GMRT ([www.gmrt.org](http://www.gmrt.org)) rassemble des données bathymétriques de haute résolution mais ne couvre pas plus de 10 % de la surface des océans (GMRT v3.8, octobre 2020).

Une autre inconnue importante dans le modèle de propagation est le choix du modèle pour la nature du fond océanique. En effet, le modèle utilisé influence les prédictions d'amplitude et de phase à l'arrivée de façon significative. Malheureusement, les données sur la nature des fonds océaniques sont rares. Ceci motive l'une des perspectives proposées plus loin, l'inversion géoacoustique des fonds marins par l'analyse du bruit des navires.

## Suivi de sources à trajectoires non rectilignes

L'hypothèse de trajectoires linéaires à vitesses uniformes s'applique bien aux navires marchands disposant en général d'un pilote automatique. Pour pouvoir suivre des navires ayant des trajectoires plus complexes (par exemple des navires de pêche) ou des baleines, il est nécessaire de développer des algorithmes reposant sur une hypothèse moins forte. Plusieurs options sont envisageables : trajectoires linéaires par segments, modèle à vitesse quasi constante (où l'on modélise l'accélération par du bruit gaussien permettant une légère variation de la vitesse), etc. L'utilisation d'une hypothèse plus faible sur la trajectoire du navire implique en général l'augmentation du nombre de paramètres permettant de décrire la trajectoire. Cela implique de résoudre un problème avec un plus grand nombre de degrés de liberté, ce qui est généralement impossible par force brute, comme cela a été réalisé dans le *Chapitre 6 – Estimation de trajectoires*.

Deux alternatives ont été identifiées pour résoudre ce problème. Tout d'abord, une approche stochastique de type filtre particulaire et/ou par méthode de Monte-Carlo par chaînes de Markov (*e.g.* Gilks & Berzuini 2001). Cette approche consiste à explorer l'espace des solutions de façon aléatoire mais ingénieuse pour trouver la solution maximisant la vraisemblance. La seconde alternative consiste à utiliser des approximations statistiques du problème, par exemple sous forme d'un mélange de gaussiennes (Garcia-Fernandez & Svensson 2019). Pour ce faire, la fonction de vraisemblance pourrait être discrétisée en un certain nombre de détections gaussiennes, tout comme la position de la source qui s'approche en quelque sorte à une somme de gaussiennes. Ceci permet une simplification de la résolution mais implique une utilisation incomplète de l'information disponible et des hypothèses statistiques fortes. Par exemple, une source est généralement supposée ne générer au plus qu'une détection. Dans notre cas, le problème d'association des branches d'interférences ne permet pas de faire cette hypothèse.

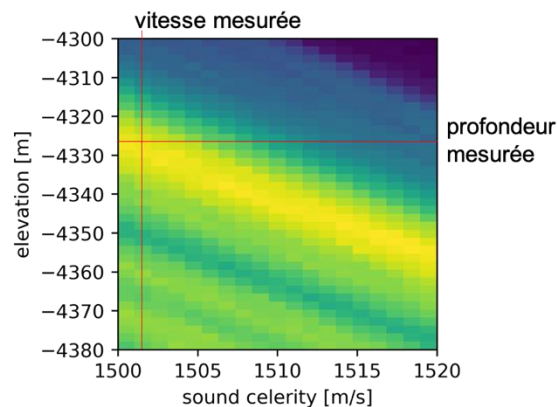
Pour aller plus loin, la prise en compte des situations où plusieurs sources sont présentes au même moment permettrait des analyses intéressantes comme par exemple l'interaction entre baleines et navires. Dans cette thèse, l'exploration de méthodes permettant ces analyses fines a été tenté mais n'a pas été finalisé dans le temps qui était imparti. Le problème est complexe et sa résolution probablement ardue. Une direction de recherche consisterait à adapter des solutions existantes en séparation de sources, comme l'analyse en composantes indépendantes ou la factorisation en matrices non-négatives, au cas mono-station.

## Inversions hydro- et géo-acoustiques

Comme suggéré plus haut, la connaissance fine de la bathymétrie d'une région ainsi que de la nature de ses fonds marins est actuellement une denrée rare. Cela soulève la question suivante : plutôt que de partir d'un modèle de propagation pour retrouver la trajectoire des navires, serait-il possible de retrouver les caractéristiques géoacoustique régionales à partir de la connaissance de la trajectoire des navires ? Cela permettrait entre autres d'appliquer les méthodes développées dans cette thèse dans des situations où l'information sur le milieu de propagation est incomplète.

### Tomographie simplifiée de la colonne d'eau

L'information minimale permettant de construire un modèle de propagation des ondes depuis l'OBS jusqu'à la surface de l'océan est – sous l'hypothèse d'un modèle 1D – la connaissance de la profondeur de l'OBS et de la vitesse du son équivalente permettant d'approximer le profil de vitesse du son. Il serait intéressant de pouvoir retrouver ces deux paramètres dans l'hypothèse où leur mesure ne serait pas disponible. C'est une chose possible : lors de la procédure de relocalisation présentée dans le *Chapitre 4 – Methods – Locating OBSs*, nous avons montré que l'on pouvait non seulement effectuer une grille de recherche sur la position la plus probable de l'OBS mais aussi sur la profondeur et la célérité équivalente optimale (Fig. 62).



**Figure 62.** Inversion de la célérité équivalente du son dans l'océan. Cette inversion est réalisée sur un passage de navire en Novembre 2012 pour la station RR03. Pour réaliser l'inversion, une grille de recherche sur la profondeur de l'OBS et la célérité équivalente est construite. Pour chaque valeur de cette grille, l'algorithme de relocalisation de l'OBS est appliqué et un score est calculé comme la valeur maximale de la formation de voies cepstrale obtenue (voir *Chapter 4 – Methods – Locating OBSs*). Une droite de solution probable (scores élevés en jaune) est observée. Cela signifie que si l'on connaît précisément la profondeur de l'OBS on peut retrouver la célérité équivalente des ondes dans l'océan, et inversement. Le croisement entre la profondeur mesurée (par sondage bathymétrique lors du déploiement de l'OBS) et la vitesse du son (par sondage CTD) tombe bien sur cette ligne (croisement des lignes rouges), ce qui valide cette approche. La précision sur la profondeur est de l'ordre de la dizaine de mètres et celle de la vitesse équivalent de l'ordre de quelques mètres par seconde.

Cette analyse montre qu'une infinité de paires de paramètres profondeur/vitesse sont possibles. Si l'on connaît l'un des deux paramètres on peut retrouver le second. Cela suggère aussi – en première approximation – que la connaissance des deux paramètres n'est pas absolument nécessaire pour appliquer la méthode. Un méta-paramètre impliquant une combinaison de la profondeur et la vitesse des ondes devrait suffire. Cette analyse permet aussi de mettre en exergue la grande sensibilité de la méthode aux erreurs sur les paramètres de profondeur et de vitesse utilisés. Il faut



pouvoir connaître la profondeur à une dizaine de mètres près ou bien la vitesse à quelques mètres par seconde près, ce qui n'est pas très loin de ce que permettent des analyses par sondage bathymétrique ou en intégrant des profils de vitesse du son mesurés par CTD. On pourrait alors imaginer une étude de la variation saisonnière et régionale de la vitesse équivalente des ondes, sous réserve que les variations que l'on souhaite mesurer soient suffisamment grandes devant la précision de la mesure.

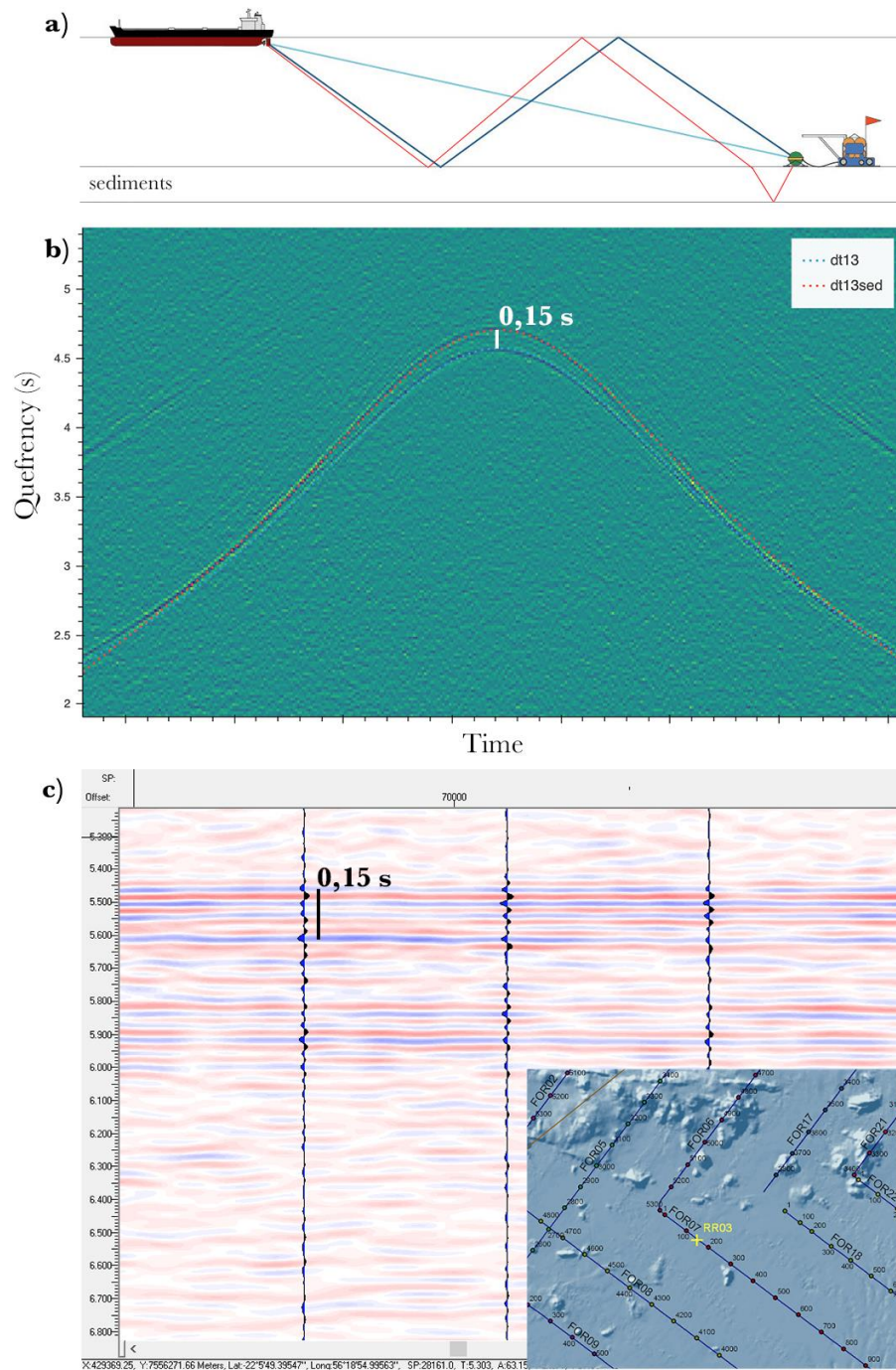
## Imagerie du sédiment par sismique réflexion passive

On peut considérer que la situation d'un OBS enregistrant le bruit produit par un navire se déplaçant le long d'une ligne droite n'est pas très différente de certaines mesures réalisées lors de campagnes de sismique active (utilisant des sources explosives), ayant pour but d'imager les fonds océaniques. La principale différence réside dans la nature du son émis par le navire qui est continu et généralement de plus faible amplitude.

Grâce aux développements de l'analyse cepstrale menée dans cette thèse, certaines observations faites sur certains passages de navires à courte distance d'un OBS et présentant des rapports signal à bruit élevés laissent à penser qu'imager les sédiments à partir de l'analyse du bruit de navire est chose possible (Fig. 63).

Dans l'analyse cepstrale du passage d'un navire, nous avons parfois remarqué que certaines branches d'interférences se dédoublent, probablement parce que d'autres chemins impliquant des trajets dans les couches sédimentaires sont possibles (Fig. 63b). En mesurant le retard supplémentaire qu'implique un aller-retour dans une couche sédimentaire superficielle, il est possible d'estimer le temps double d'aller-retour de la couche en question. Une première comparaison sommaire avec des données de sismique réflexion faite dans la région (Deplus C. 2006; Lebas *et al.* 2018) montre la présence de forts réflecteurs à des profondeurs similaires à celles mesurées par l'analyse du bruit de navires (Fig. 63c), ce qui encourage la poursuite de cette étude. En particulier, il serait intéressant de combiner l'information contenue dans plusieurs passages de navires pour pouvoir faire émerger des structures de plus faibles rapports signal à bruit et ainsi quantifier et contraindre un modèle de vitesse sismique (superficiel) sous la station sismologique.

Dans la même veine, une analyse fine des différences de temps d'arrivées mesurées et de leurs déviations avec le modèle 1D devrait permettre de reconstruire une carte bathymétrique des environs. L'analyse des différences de phases à l'arrivée devrait permettre de contraindre l'angle de réflexion total du fond océanique environnant (c'est principalement l'angle de réflexion totale qui dicte le déphasage des ondes lors de la réflexion totale). Pour finir, une analyse fine de l'amplitude des ondes devrait permettre de compléter le modèle de fond océanique. Ainsi, dans le meilleur des mondes, l'analyse du bruit des navires pourrait permettre de reconstruire un modèle de propagation 3D complet aux alentours de l'OBS.

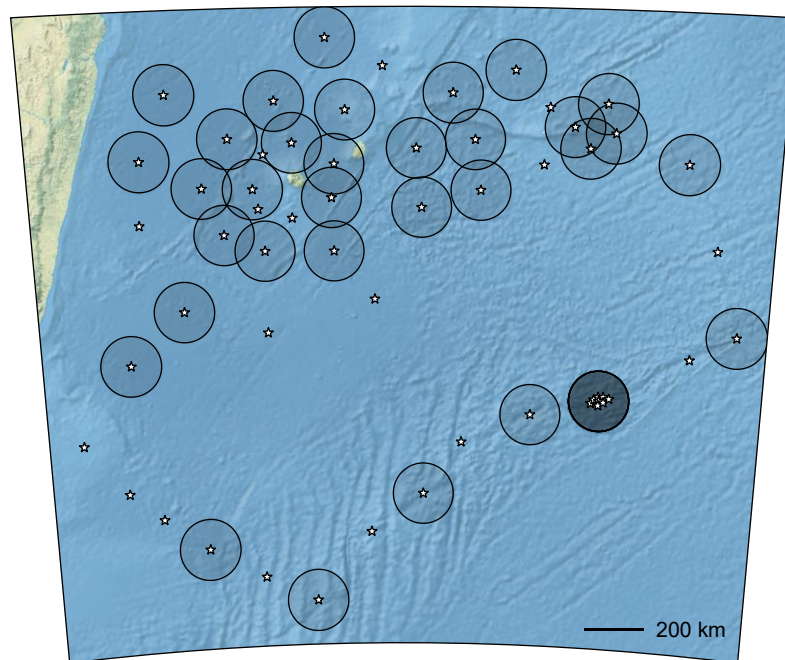


**Figure 63.** Observation de réflexions dans les sédiments par mesures cepstrales. (a) Lorsque l'incidence est supérieure à l'angle critique de réflexion totale, les ondes acoustiques émises par un navire pénètrent dans les sédiments et peuvent ainsi se réfléchir sur des interfaces plus profondes. Ce rallongement du chemin acoustique implique un retard supplémentaire à l'OBS. (b) Dans certains cas, lorsqu'un navire passe suffisamment près d'une station et que le rapport signal à bruit est suffisant, on peut ainsi observer un dédoublement de la branche d'interférence impliquant le chemin direct et celui deux fois réfléchi. Ce dédoublement est ici interprété par le fait que le chemin deux fois réfléchi peut se dériver en deux versions, dont une version qui implique un détour à travers la couche de sédiment. Un modèle impliquant un réflecteur situé à une profondeur de 0,15 s (en temps double) est ici proposé et permet de retrouver les différences de temps observées (lignes pointillées en bleu pour l'interférence n'impliquant pas de trajet dans la couche sédimentaire et en rouge pour celle l'impliquant). (c) Cette hypothèse est confrontée avec des mesures de sismique réflexion effectuées dans le cadre du projet FOREVER (Deplus C. 2006). Une coupe réalisée au niveau de la station RR03 (carte en bas à droite) permet d'observer une réflexion marquée à 0,15 s, ce qui appuie l'hypothèse proposée. Une étude approfondie serait tout de même nécessaire pour confirmer cette hypothèse et poursuivre cette approche. Notamment, d'autres jeux de chemins peuvent être invoqués pour expliquer l'observation.

## Ré-identification de navires

Dans cette thèse nous nous sommes limités, par manque de temps, à l'analyse mono-station. Il serait bien évidemment intéressant de prendre en compte la dimension réseau d'un déploiement d'OBS, pour pouvoir suivre les sources de station en station sur de plus grandes régions. Si la densité de stations le permet, le développement de méthodes utilisant simultanément l'information de plusieurs OBS devrait permettre un meilleur suivi. Dans le cadre de l'expérience RHUM-RUM, la distance entre stations est globalement de l'ordre de 200 km. Cela ne devrait pas permettre le suivi simultané sur plusieurs OBS d'une même source, sauf au niveau d'un petit sous-réseau déployé sur la SWIR (Fig. 64) où la distance inter-stations est plutôt de 20 à 30 km.

Dans ce cadre de faible recouvrement, il serait intéressant de développer des algorithmes capables de faire le lien entre une source quittant une zone de détection d'un OBS et la même source entrant dans une zone de détection d'un OBS voisin, afin de reconstruire la trajectoire de la source à travers le réseau. Cette approche peut s'appliquer dans la région autour de La Réunion et l'île Maurice où les cercles de 100 km de rayons (distances de détection maximales) permettent une couverture quasi-continue (Fig. 64).

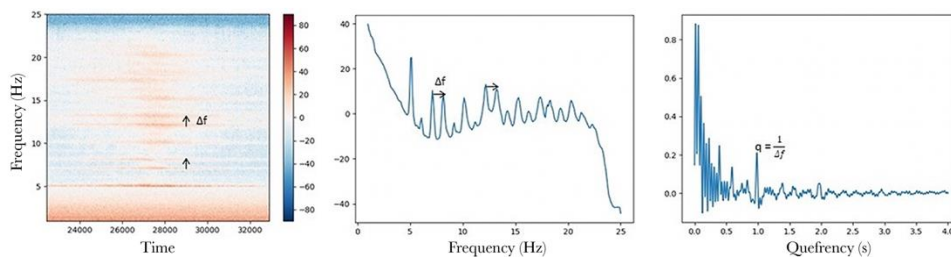


**Figure 64.** Couverture du réseau RHUM-RUM en supposant que chaque station ayant correctement fonctionné permet de détecter des sources à une distance de 100 km (cercle noir grisé autour des stations représentées par des étoiles blanches). Un suivi quasi-continu semble possible autour de l'île de la Réunion et de l'île Maurice. La couverture est plus éparse au Sud. Dans les cas où le contact est perdu, il est nécessaire de concevoir un algorithme capable de ré-identifier un navire déjà détecté. Cette étape de ré-identification peut être effectuée en se basant sur la trajectoire estimée lors de la détection précédente pour des pertes de contact de courtes durées. Pour des pertes de contact de plus longues durées, un algorithme de reconnaissance de navire semble alors nécessaire.

Lorsque le contact est perdu pour des durées dépassant l'heure, l'approche consistant à extrapoler la trajectoire pour prédire sa prochaine entrée dans une zone de détection peut être insuffisante. C'est pour cela que durant cette thèse, un stage a été proposé en 2019 à des élèves ingénieurs de l'École Navale de Brest sur la

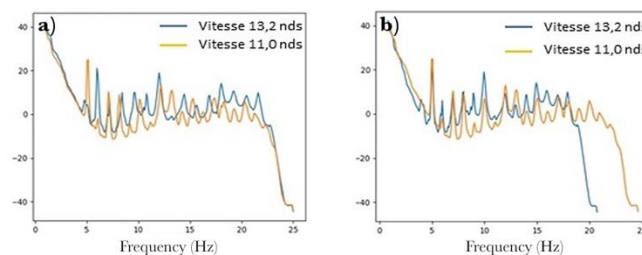
problématique de ré-identification de sources, non pas à partir de la trajectoire, mais à partir de la signature acoustique des navires.

Les élèves Maxime Glize et Charles Molderez, se sont ainsi penchés sur la question de la ré-identification de navires (Glize & Molderez 2020). Pour simplifier le problème, l'objectif dans un premier temps a été de résumer l'information contenue dans un passage de navire par un spectre moyen (et le cepstre moyen qui en découle, Fig. 65). Dans cette étape, le but était d'isoler autant que possible la signature acoustique du navire des autres bruits environnants. Des méthodes de filtrages ont été appliquées en profitant de la directionnalité du sismomètre de l'OBS. Pour pouvoir comparer différents passages de navires croisant à différentes distances, des corrections des niveaux des signaux en fonction de la distance mais aussi de l'effet Doppler ont été mises en place.



**Figure 65.** Pour tenter de ré-identifier des navires, l'information contenue dans le spectrogramme d'un passage de navire (a) est résumée par le spectre moyen (b) et son cepstre moyen (c). Le cepstre moyen permet de rapidement évaluer la fréquence fondamentale qui apparaît comme un principal pic cepstral. La fréquence fondamentale correspond à l'écart entre les pics dans le domaine fréquentiel. Malheureusement le spectre et cepstre moyen ne permettent pas de résumer la signature acoustique d'un navire. Cette dernière dépend en particulier du régime du système de propulsion du navire ainsi que de son chargement. Il peut par ailleurs être corrompu par d'autres sources environnantes.

La principale faiblesse de cette méthode réside dans le fait que le spectre moyen d'un navire dépend largement du régime de rotation moteur du navire, qui peut varier dans le temps et donc dans l'espace. Un étirement fréquentiel a été proposé pour pouvoir néanmoins comparer deux passages impliquant des vitesses de rotation du moteur différentes (Fig. 66).



**Figure 66.** Correction du régime du navire. (a) Un même navire peut se déplacer à différentes vitesses impliquant différents régimes moteur. La position des pics spectraux peut donc être légèrement différente lors de deux passages successifs. Ceci est principalement dû à une variation de la vitesse de rotation de l'hélice. (b) En étirant le spectre du passage à plus grande vitesse, on peut simuler un ralentissement du navire et aligner les pics de fréquences avec le passage à vitesse plus lente. On peut observer que l'amplitude relative des pics, bien que déformée, semble tout de même assez bien se corrélérer. La valeur d'étirement nécessaire peut être déterminée automatiquement par l'analyse des pics cepstraux et en comparant les fréquences fondamentales estimées pour les deux passages.

L'objectif a ensuite été de définir un critère de ré-identification entre deux spectres moyens, c'est-à-dire de définir un seuil à partir duquel on peut considérer que deux passages enregistrés correspondent au même navire. Un réseau de neurones a été entraîné pour répondre à cette tâche. A partir de la moitié des passages disponibles, des

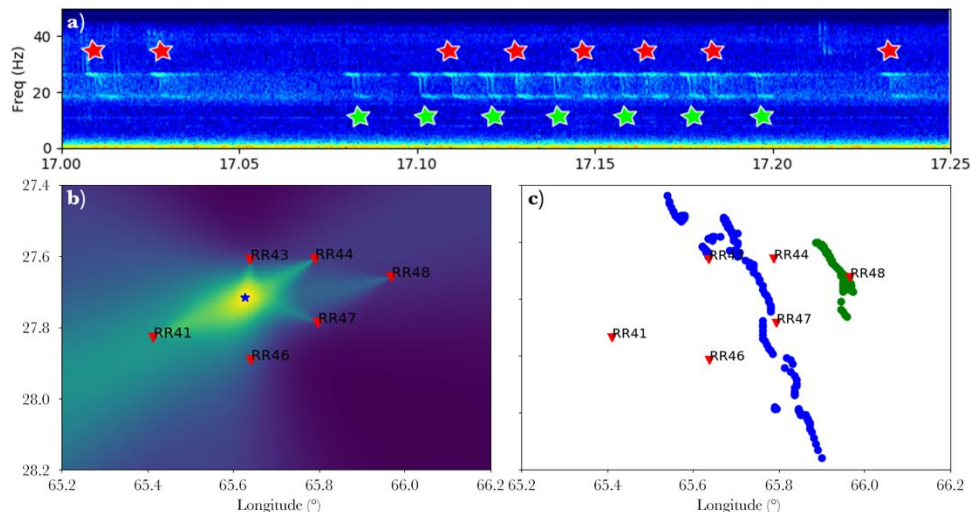


paires de passages correspondant ou non à des navires identiques ont été formées aléatoirement. L'apprentissage a été réalisé sur ces paires en indiquant au réseau de neurones les paires correspondant à un même navire. Puis ce réseau de neurones a été appliqué en aveugle à la seconde moitié des passages de navires en cherchant à identifier les paires correspondant à un unique navire. Malgré les nombreux correctifs introduits, la méthode développée ici a permis de ré-identifier les navires avec un taux de réussite de 75 %. Ce résultat est bien sûr encourageant, mais à ce stade encore insuffisant pour construire un algorithme robuste de suivi de source à travers le réseau. Pour pallier cette limite, il serait intéressant de ne plus travailler uniquement sur des spectres/cepstres moyens mais de prendre en entrée des algorithmes les spectrogrammes/cepstrogrammes complets correspondants au passage d'un navire. On peut espérer que des variations temporelles propres à chaque navire puissent être exploitées et que l'extraction du signal du navire d'intérêt dans le bruit de fond soit plus efficace.

## Triangulation de baleines

L'antenne d'OBS située sur la SWIR est constituée de sept stations distantes en moyenne d'environ 20 km. Par sa géométrie non-régulière, l'application de certaines solutions éprouvées de la littérature en acoustique sous-marine est difficilement applicable. Néanmoins, une détection simultanée de plusieurs sources par plusieurs stations est envisageable. Suite au travail de Léa Bouffaut et de Richard Dréo (Dréo *et al.* 2018; Bouffaut *et al.* 2018; Bouffaut 2019), la détection de baleines isolées a été bien caractérisée dans cette zone. Le travail de Léa Bouffaut a permis de mettre en place un détecteur efficace pour la détection de différentes espèces de mammifères marins basé sur un filtre adapté stochastique (SMF, stochastic matched filter) qui profite du fait que les vocalises de baleines sont fortement stéréotypées. Le travail de Richard Dréo a montré qu'il est possible de suivre des baleines à travers cette antenne d'OBS en mesurant les différences de temps d'arrivée entre stations. Cette méthode, bien qu'efficace n'est pas des plus simples à mettre en place dans cette région fortement escarpée impliquant une propagation complexe. La situation se complique davantage dans le cas où plusieurs sources sont présentes simultanément car l'analyse de différence de temps d'arrivée présuppose la capacité à pouvoir grouper les vocalises enregistrées par émission, ce qui n'est pas évident lorsque plusieurs de ces émissions sont quasiment simultanées.

Lors d'une mission de quelques semaines à l'École Navale, nous avons eu le loisir d'appliquer une méthode basée sur le détecteur azimutal mené lors de cette thèse. En combinant les mesures azimutales de plusieurs stations il est possible de trianguler des baleines croisant dans les environs (Fig. 67). Malgré une bathymétrie escarpée, la détection de l'azimut des vocalises des baleines permet assez simplement d'à la fois distinguer les différentes baleines chantant sur une même période de temps, mais aussi de les localiser et de les suivre. La méthode est encore perfectible et pourrait compléter l'analyse par différence de temps d'arrivée entre stations et le filtrage adapté stochastique pour mettre au point une méthode robuste de suivi multi-source de baleines dans la région.



**Figure 67.** Triangulation de baleines par un réseau d'OBS. (a) Une série de vocalises de type "Z-calls" émises par des baleines bleues Antarctique est enregistrée. À partir d'un unique hydrophone, il serait impossible de savoir s'il s'agit d'un unique individu particulièrement loquace, ou bien de plusieurs participants. Grâce à la mesure de l'azimut des ondes enregistrées (permis par le sismomètre trois composantes), deux baleines sont ici identifiées et discriminées (étoiles vertes et rouges – processus non détaillé sur cette figure). (b) En travaillant sur un réseau de distance inter-station suffisamment faible (ici 20 km ; stations représentées par des triangles rouges), les vocalises peuvent être enregistrées simultanément sur plusieurs stations. Dans le cas présent, la bathymétrie complexe du lieu rend une analyse par différence de temps d'arrivée complexe (le réseau est situé sur la SWIR, une région de bathymétrie particulièrement tourmentée). Une triangulation des azimuts mesurés simultanément par plusieurs stations permet de localiser la source assez simplement (étoile bleue correspondant au maximum de vraisemblance). (c) En répétant la triangulation sur les différentes vocalises enregistrées, on peut distinguer la trajectoire des deux baleines (points bleus et points verts). Des sauts de positions étonnants sont observables et sont probablement dus à des réflexions dans le massif montagneux qui dévient la direction des ondes latéralement.

Le développement de méthodes permettant le suivi de baleines permettrait de mieux surveiller l'évolution des populations des diverses espèces de mammifères marin ainsi que de mieux comprendre leurs déplacements. En comparant le suivi de baleines avec le suivi de navire, il serait intéressant d'étudier l'impact du bruit anthropique sur les cétacés. Ces derniers évitent-ils les navires ? Une question dont la réponse n'est pas encore clairement tranchée dans la communauté bio-acousticienne.

## Conclusion

Ces travaux de recherche ont ouvert de nombreuses pistes de recherches. Ils pourraient se poursuivre par une amélioration des algorithmes de suivi de navire ou une utilisation en réseau des différents OBS, notamment par la réidentification de navires. L'utilisation du bruit des navires comme source d'opportunité dans le cadre d'inversion géo-acoustique est aussi une piste d'intérêt. Enfin, l'application des méthodes développées au cas des baleines serait de grand intérêt pour la communauté bio-acousticienne. Ces nombreuses pistes assurent un avenir pérenne de l'étude de sources océaniques par des sismomètre de fond de mer.





# Conclusion

---

Dans cette thèse, nous avons valorisé la partie haute fréquence (1-50 Hz – ultra basse fréquence en hydroacoustique) encore inexplorée de données enregistrées par 57 sismomètres de fond de mer déployés lors du projet RHUM-RUM en 2012-2013 dans le SW de l’Océan Indien. Il a été montré qu’un unique sismomètre permet à lui seul de localiser et de suivre des sources acoustiques dans cette gamme de fréquence jusqu’à plus de 100 km de distance. Des méthodes impliquant l’utilisation complémentaire de l’hydrophone et du sismomètre et trois composantes embarquées par ces sismomètres de fond de mer ont été développées. Ces méthodes ont été validées à travers leurs applications au cas des navires marchands croisant dans l’océan Indien. Ces derniers constituent une vérité terrain grâce aux archives AIS qui donnent leurs trajectoires avec précision.

Dans le *Chapitre 1*, les données utilisées lors de cette thèse ont été présentées. Les spécificités du déploiement RHUM-RUM, en particulier la faible densité d’instrument, a motivé le choix de méthodes mono-station. Les archives AIS réunies sur la période du déploiement (2012-2013) ont motivé la validation de certaines méthodes sur une station à proximité de l’Ile de la Réunion, où des antennes AIS terrestres ont permis de collecter des données avec un taux de rafraîchissement plus élevé que ce que permettait la technologie des mesures AIS satellitaires de l’époque.

Un inventaire des différentes sources océaniques potentiellement enregistrables par un sismomètre de fond de mer a été dressé dans le *Chapitre 2*. Les principales sources identifiées sont les navires, les mammifères marins, et, dans certaines régions, l’activité glaciaire. Dans le cadre du projet RHUM-RUM seuls les navires et certaines espèces de mammifères marins ont été clairement identifiés dans les enregistrements et constituent le sujet d’étude de cette thèse.

Pour comprendre dans quelle mesure un sismomètre de fond de mer est capable d’enregistrer les ondes émises par des sources à la surface, la propagation d’ondes dans l’océan a été présentée dans le *Chapitre 3*. L’analyse montre que différents chemins acoustiques impliquant différentes réflexions à la surface et au fond de l’océan sont possibles. Contrairement à ce qu’une approche naïve pourrait laisser penser, il apparaît que ce n’est pas forcément le chemin impliquant le moins de réflexions qui est d’amplitude la plus forte. La modélisation de la propagation a permis de prédire les temps d’arrivées des ondes, leurs déphasages éventuels ainsi qu’une estimation de leurs amplitudes. La comparaison de signaux synthétiques avec des signaux réels a permis de valider le modèle de propagation, sauf en amplitude où le manque d’information sur les caractéristiques acoustiques du plancher océanique n’ont pas permis de construire des prédictions fiables.

Pour pouvoir localiser des sources avec un sismomètre de fond de mer, il est préalablement nécessaire de connaître sa position et son orientation avec précision. Il a été montré que cette calibration est possible à partir de l’analyse du bruit continu des navires dans le *Chapitre 4*. La réorientation a posteriori des stations a donc été effectuée sur l’ensemble du réseau avec une précision de l’ordre du degré, ce qui supplante les méthodes traditionnellement utilisées se basant sur l’analyse de télé-séismes, qui fournissent des précisions plutôt de l’ordre de 5 à 10°. La relocalisation nécessite une connaissance fine de la trajectoire des navires et n’a été, en revanche, effectuée que sur

une unique station couverte par une antenne AIS terrestre permettant l'acquisition de données à un taux de rafraîchissement élevé. Cette méthode a prouvé que l'on peut relocaliser *a posteriori* une station avec une précision de l'ordre de quelques dizaines de mètres. Cette méthode devrait pouvoir être appliquée dans l'avenir à n'importe quelle station au vu de l'amélioration constante des services AIS satellitaires.

Après avoir utilisé la position connue des sources de bruit (en utilisant l'AIS des navires) pour orienter et localiser les OBS sur le fond marin, nous avons effectué la démarche inverse : utiliser la position connue de l'OBS pour détecter et localiser une source de position inconnue. La détection et la localisation partielle de sources acoustiques a ainsi été développée dans le *Chapitre 5*. La démarche Bayésienne a permis une approche mathématiquement complète du problème et permet de construire des détecteurs robustes. Un détecteur basé sur l'analyse cepstrale d'interférences entre les différents chemins acoustiques possibles a été développé et a permis de retrouver avec une grande précision (de l'ordre de la centaine de mètres) la distance (et la vitesse radiale) de sources acoustiques jusqu'à environ 50 km de portée. La grande précision de ce détecteur a malheureusement une limitation : la nécessité de faire des hypothèses sur les interférences en jeu peut parfois donner des valeurs erronées. Par ailleurs, une zone d'ombre à courte distance empêche de mesurer avec précision la distance de rapprochement maximale d'un navire passant très près de la station. Un second détecteur basé sur l'analyse azimutale de l'intensité acoustique a été développé et a permis de localiser avec une précision relativement moins spectaculaire (une dizaine de degrés) l'azimut de sources acoustiques. Ce détecteur profite en revanche d'une portée élevée dépassant les 100 km et d'une détection continue plus robuste. Il a été montré que les sources impulsionnelles (comme les baleines) et les sources tonales (navires) peuvent être distinguées par ce détecteur.

Après la détection et la localisation "en aveugle" de sources acoustiques, le dernier défi de cette thèse était de poser les bases d'un système de suivi (ou tracking en anglais) des sources. Le suivi d'un navire ayant une trajectoire linéaire et une vitesse uniforme a été réalisé dans le *Chapitre 6*. Cette hypothèse forte, qui s'applique pourtant bien au cas de navires marchands en haute mer, permet de fortement simplifier le problème de suivi de source. Par ailleurs, il a aussi été supposé qu'au plus un navire pouvait être présent au même instant. Profitant des détecteurs élaborés dans le chapitre précédent, le problème de suivi a été décomposé en deux phases : une première phase de segmentation temporelle des instants où un navire est présent ; une seconde phase de recherche de la trajectoire rectilinéaire optimale sur chaque segment, en combinant le détecteur cepstral et le détecteur azimutal. Ceci a permis, sur une semaine test de données, de retrouver avec précision 8 trajectoires de navires sur les 12 recensés par les archives S-AIS. Deux autres navires ont été correctement détectés mais leurs distances mal estimées. Enfin, les deux derniers navires n'ont pu être correctement détectés car passant au même instant que d'autres navires, un scénario non pris en compte par les méthodes que nous avons développées.

Les méthodes et modèles développés lors de cette thèse ont des limitations mais ont permis de soulever des questions nouvelles. Des perspectives de recherche ont donc été présentées dans le *Chapitre 7* comme points de départ de futures recherches intéressantes, notamment en termes d'inversions géo-acoustiques et d'utilisation de sismomètre de fond de mer en réseau.

Pour conclure, cette thèse a permis de révéler le fort potentiel des sismomètres de fond de mer en tant qu'observateurs passifs environnementaux de premier plan

capables grâce à leurs quatre composantes (trois sismologiques et une hydroacoustique) de détecter et d'identifier diverses sources acoustiques à la surface des océans et de suivre leurs déplacements avec précision. Nous avons démontré que le bruit des navires pouvait être utilisé à bon escient pour offrir de nouvelles perspectives en géophysique marine pour retrouver les orientations et les positions des OBS sur le fond de la mer. Les méthodes développées dans ce travail posent des bases solides pour de futurs développements vers de meilleures surveillances passives des océans, pour détecter et suivre les sources sonores qui s'y déplacent, qu'elles soient anthropiques ou animales.

Si ces travaux ont été menés *a posteriori* sur une base de données datant de plusieurs années, les outils sont parfaitement adaptés à l'analyse de données en temps réel, ce qui est une perspective tout à fait proche et réaliste puisque des réseaux sismologiques câblés existent déjà en fond de mer, et seront sans aucun doute en forte croissance ces futures décennies. De par leur écoute passive de l'océan et de par leur parfaite adaptation aux mammifères marins, ces développements vont également dans le sens d'une meilleure protection des écosystèmes marins, sous pression anthropique grandissante.



# References

---

- Abrard, F. & Deville, Y. (2005) A time-frequency blind signal separation method applicable to underdetermined mixtures of dependent sources. *Signal Process.*, **85**, 1389–1403, doi:10.1016/j.sigpro.2005.02.010
- Agnew, D.J., Pearce, J., Pramod, G., Peatman, T., Watson, R., Beddington, J.R. & Pitcher, T.J. (2009) Estimating the Worldwide Extent of Illegal Fishing. *PLOS ONE*, **4**, e4570, Public Library of Science. doi:10.1371/journal.pone.0004570
- Amante, C. & Eakins, B.W. (2009) ETOPO1 1 Arc-Minute Global Relief Model: Procedures, Data Sources and Analysis. *NOAA Technical Memorandum NESDIS NGDC-24. National Geophysical Data Center, NOAA*. doi:10.7289/V5C8276M
- Anderson, P.N., Duennebieer, F.K. & Cessaro, R.K. (1987) Ocean borehole horizontal seismic sensor orientation determined from explosive charges. *J. Geophys. Res.*, **92**, 3573, doi:10.1029/jb092ib05p03573
- Ardhuin, F., Gualtieri, L. & Stutzmann, E. (2015) How ocean waves rock the Earth: Two mechanisms explain microseisms with periods 3 to 300 s. *Geophysical Research Letters*, **42**, 765–772. doi:10.1002/2014GL062782
- Ardhuin, F., Stutzmann, E., Schimmel, M. & Mangeney, A. (2011) Ocean wave sources of seismic noise. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, **116**. doi:10.1029/2011JC006952
- Arveson, P.T. & Vendittis, D.J. (1999) Radiated noise characteristics of a modern cargo ship. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **107**, 118–129, Acoustical Society of America. doi:10.1121/1.428344
- Azzalini, A. & Capitanio, A. (1999) Statistical applications of the multivariate skew normal distribution. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, **61**, 579–602. doi:10.1111/1467-9868.00194
- B. P. Bogert, J. R. Healy & J. W. Tukey. (1963) The Quefrency Analysis of Time Series for Echoes: Cepstrum, Pseudo-Autocovariance, Cross-Cepstrum, and Saphe Cracking. *Proceedings of the Symposium on Time Series Analysis*, 209–243.
- Barruol G. (2014) RHUM-RUM Marion Dufresne MD192 cruise report Sept - Oct 2012, CNRS - Institut de Physique du Globe de Paris - Université de La Réunion. doi:10.13140/2.1.2492.0640
- Barruol, G. & Sigloch, K. (2013) Investigating La Réunion Hot Spot from Crust to Core. *Eos Trans. Amer. Geophys. Union*, **94**, 205–207, doi:10.1002/2013eo230002
- Barruol, G., K. Sigloch, J.-R. Scholz, A. Mazzullo, E. Stutzmann, J. P. Montagner, S. Kiselev, F. R. Fontaine, L. Michon, C. Deplus, and J. Dymont (2019), Large-scale flow of Indian Ocean asthenosphere driven by Réunion plume, *Nat. Geosci.*, doi:10.1038/s41561-019-0479-3
- Bartlett, M.S. & Kendall, D.G. (1946) The Statistical Analysis of Variance-Heterogeneity and the Logarithmic Transformation. *Supplement to the Journal of the Royal Statistical Society*, **8**, 128–138. doi:10.2307/2983618
- Bouffaut, L. (2019) *Détection et classification dans un contexte acoustique passive: application à la détection des signaux basse-fréquences des baleines bleues*.
- Cannat, M. (2010) MOMARSAT : Monitoring the mid-Atlantic Ridge, Sismar. doi:10.18142/130
- Cannat, M. (2018) MOMARSAT2018 cruise, L'Atalante R/V, Sismar. doi:10.17600/18000514
- Cao, J., Liu, J., Wang, J. & Lai, X. (2017) Acoustic vector sensor: reviews and future perspectives. *IET Signal Process.*, **11**, 1–9, doi:10.1049/iet-spr.2016.0111

- Chen, C. & Millero, F.J. (1977) Speed of sound in seawater at high pressures. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **62**, 1129–1135, Acoustical Society of America. doi:10.1121/1.381646
- Creager, K.C. & Dorman, L.R.M. (1982) Location of instruments on the seafloor by joint adjustment of instrument and ship positions. *J. Geophys. Res.*, **87**, 8379, doi:10.1029/jb087ib10p08379
- D’Alessandro, A. & D’Anna, G. (2014) Retrieval of Ocean Bottom and Downhole Seismic sensors orientation using integrated MEMS gyroscope and direct rotation measurements. *Adv. Geosci.*, **40**, 11–17, doi:10.5194/adgeo-40-11-2014
- D’Spain, G.L., Hodgkiss, W.S. & Edmonds, G.L. (1991) Energetics of the deep ocean’s infrasonic sound field. *J. Acoust. Soc. Am.*, **89**, 1134–1158, doi:10.1121/1.400677
- Deen, M., Wielandt, E., Stutzmann, E., Crawford, W., Barruol, G. & Sigloch, K. (2017) First Observation of the Earth’s Permanent Free Oscillations on Ocean Bottom Seismometers. *Geophys. Res. Lett.*, **44**, 10,988–10,996, doi:10.1002/2017gl074892
- Del Grosso, V.A. (1974) New equation for the speed of sound in natural waters (with comparisons to other equations). *The Journal of the Acoustical Society of America*, **56**, 1084–1091, Acoustical Society of America. doi:10.1121/1.1903388
- Demene, C., Deffieux, T., Pernot, M., Osmanski, B.-F., Biran, V., Gennisson, J.-L., Sieu, L.-A., *et al.* (2015) Spatiotemporal Clutter Filtering of Ultrafast Ultrasound Data Highly Increases Doppler and fUltrasound Sensitivity. *IEEE T. Med. Imaging*, **34**, 2271–2285, doi:10.1109/tmi.2015.2428634
- Deplus C. (2006) FOREVER cruise, L’Atalante R/V, Sismar. doi:10.17600/6010050
- Doran, A.K. & Laske, G. (2017) Ocean-Bottom Seismometer Instrument Orientations via Automated Rayleigh-Wave Arrival-Angle Measurements. *Bull. Seism. Soc. Am.*, **107**, 691–708, doi:10.1785/0120160165
- Dosso, S.E., Fallat, M.R., Sotirin, B.J. & Newton, J.L. (1998) Array element localization for horizontal arrays via Occam’s inversion. *J. Acoust. Soc. Am.*, **104**, 846–859, doi:10.1121/1.423359
- Dréo, R., Bouffaut, L., Leroy, E., Barruol, G. & Samaran, F. (2018) Baleen whale distribution and seasonal occurrence revealed by an ocean bottom seismometer network in the Western Indian Ocean. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*. doi:10.1016/j.dsr2.2018.04.005
- Duennebier, F.K., Anderson, P.N. & Fryer, G.J. (1987) Azimuth determination of and from horizontal ocean bottom seismic sensors. *J. Geophys. Res.*, **92**, 3567, doi:10.1029/jb092ib05p03567
- Ebbeson, G.R., Thierion, L. & Heard, G.J. (2008) Array element localization of a bottom-mounted hydrophone array using ship noise. *Can. Acoust.*, **36**, 170–171.
- Ewing, M. & Vine, A. (1938) Deep-sea measurements without wires or cables. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, **19**, 248–251. doi:10.1029/TR019i001p00248
- ExactEarth Launches Revolutionary Global Real-Time Maritime Tracking and Information Service. *ExactEarth*. Retrieved October 17, 2020, from <https://www.exactearth.com/2017-05-30-exactEarth-Launches-Revolutionary-Global-Real-Time-Maritime-Tracking-and-Information-Service>
- FAO. (2020) *The State of World Fisheries and Aquaculture 2020*, FAO. doi:10.4060/ca9229en
- Ferguson, E.L., Ramakrishnan, R., Williams, S.B. & Jin, C.T. (2017) Convolutional neural networks for passive monitoring of a shallow water environment using a single sensor. *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process.*, pp. 2657–2661, doi:10.1109/icassp.2017.7952638
- Ferguson, E.L., Williams, S.B. & Jin, C.T. (2019) Improved Multipath Time Delay Estimation Using Cepstrum Subtraction. *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process.*, pp. 2657–2661, doi:10.1109/icassp.2019.8683176
- Fontaine, F.R., Barruol, G., Kennett, B.L.N., Bokelmann, G.H.R. & Reymond, D. (2009) Upper mantle anisotropy beneath Australia and Tahiti from P wave polarization:

- Implications for real-time earthquake location. *J. Geophys. Res.*, **114**, doi:10.1029/2008jb005709
- Gao, Y. (2013) Power cepstra measured in shallow water environments, *MTS/IEEE OCEANS – Bergen*, pp. 1–7, doi:10.1109/OCEANS-Bergen.2013.6608044
- Gao, Y., Clark, M. & Cooper, P. (2008) Time delay estimate using cepstrum analysis in a shallow littoral environment, *3B.3 UDT Europe*, Glasgow UK, pp. 9.
- Garcia-Fernandez, A.F. & Svensson, L. (2019) Trajectory PHD and CPHD Filters. *IEEE Trans. Signal Process.*, **67**, 5702–5714. doi:10.1109/TSP.2019.2943234
- Gervaise, C., Kinda, B.G., Bonnel, J., Stéphan, Y. & Vallez, S. (2012) Passive geoacoustic inversion with a single hydrophone using broadband ship noise. *J. Acoust. Soc. Am.*, **131**, 1999–2010, doi:10.1121/1.3672688
- Gilks, W.R. & Berzuini, C. (2001) Following a moving target-Monte Carlo inference for dynamic Bayesian models. *J. Royal Statistical Soc B*, **63**, 127–146. doi:10.1111/1467-9868.00280
- Gribonval, R. & Zibulevsky, M. (2010) Chapter 10 - Sparse component analysis. in *Handbook of Blind Source Separation* eds. Comon, P. & Jutten, C., pp. 367–420, doi:10.1016/B978-0-12-374726-6.00015-1
- Grigoli, F., Cesca, S., Dahm, T. & Krieger, L. (2012) A complex linear least-squares method to derive relative and absolute orientations of seismic sensors. *Geophys. J. Int.*, **188**, 1243–1254, doi:10.1111/j.1365-246x.2011.05316.x
- Hable, S., Sigloch, K., Barruol, G., Stähler, S.C. & Hadziioannou, C. (2018) Clock errors in land and ocean bottom seismograms: high-accuracy estimates from multiple-component noise cross-correlations. *Geophys. J. Int.*, **214**, 2014–2034, doi:10.1093/gji/ggy236
- Hable, S., Sigloch, K., Stutzmann, E., Kiselev, S. & Barruol, G. (2019) Tomography of crust and lithosphere in the western Indian Ocean from noise cross-correlations of land and ocean bottom seismometers. *Geophys. J. Int.*, **219**, 924–944, doi:10.1093/gji/ggz333
- Harris, D., Matias, L., Thomas, L., Harwood, J. & Geissler, W.H. (2013) Applying distance sampling to fin whale calls recorded by single seismic instruments in the northeast Atlantic. *J. Acoust. Soc. Am.*, **134**, 3522–3535, doi:10.1121/1.4821207
- Hasselmann, K. (1963) A statistical analysis of the generation of microseisms. *Reviews of Geophysics*, **1**, 177–210. doi:10.1029/RG001i002p00177
- Hester, K.C., Peltzer, E.T., Kirkwood, W.J. & Brewer, P.G. (2008) Unanticipated consequences of ocean acidification: A noisier ocean at lower pH. *Geophysical Research Letters*, **35**. doi:10.1029/2008GL034913
- Hildebrand, J.A. (2009) Anthropogenic and natural sources of ambient noise in the ocean. *Mar. Ecol. Prog. Ser.*, **395**, 5–20, doi:10.3354/meps08353
- Janiszewski, H.A. & Abers, G.A. (2015) Imaging the Plate Interface in the Cascadia Seismogenic Zone: New Constraints from Offshore Receiver Functions. *Seismol. Res. Lett.*, **86**, 1261–1269, doi:10.1785/0220150104
- Kinda, G.B., Courtois, F.L., Stéphan, Y., Boutonnier, J.-M., Royer, J.-Y. & Barruol, G. (2018) Underwater ambient noise spatial and temporal coherence at basin scale. *J. Acoust. Soc. Am.*, **144**, 1732–1732, doi:10.1121/1.5067681
- Kroodsma, D.A., Mayorga, J., Hochberg, T., Miller, N.A., Boerder, K., Ferretti, F., Wilson, A., et al. (2018) Tracking the global footprint of fisheries. *Science*, **359**, 904–908, American Association for the Advancement of Science. doi:10.1126/science.aao5646
- Kuperman, W.A. & Roux, P. (2014) Underwater Acoustics. in *Springer Handbook of Acoustics* ed. Rossing, T.D., pp. 157–212, New York, NY: Springer New York. doi:10.1007/978-1-4939-0755-7\_5
- Larson, E.W.F. (2002) Determining surface wave arrival angle anomalies. *J. Geophys. Res.*, **107**, ESE 7-1-ESE 7-15, doi:10.1029/2000jb000048
- Laske, G. (1995) Global observation of off-great-circle propagation of Long-Period surface waves. *Geophys. J. Int.*, **123**, 245–259, doi:10.1111/j.1365-246x.1995.tb06673.x



- Lee, D.D. & Seung, H.S. (1999) Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. *Nature*, **401**, 788–791, doi:10.1038/44565
- Lim, H., Kim, Y.H., Song, T.-R.A. & Shen, X. (2017) Measurement of seismometer orientation using the tangential P-wave receiver function based on harmonic decomposition. *Geophys. J. Int.*, **212**, 1747–1765, doi:10.1093/gji/ggx515
- Locarnini, R. A., A. V. Mishonov, O. K. Baranova, T. P. Boyer, M. M. Zweng, H. E. Garcia, J. R. Reagan, *et al.* (2018) World Ocean Atlas 2018, Volume 1: Temperature. *A. Mishonov Technical Ed.*, NOAA Atlas NESDIS, 52.
- Longuet-Higgins, M.S. & Jeffreys, H. (1950) A theory of the origin of microseisms. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, **243**, 1–35, Royal Society. doi:10.1098/rsta.1950.0012
- Mackenzie, K.V. (1981) Nine-term equation for sound speed in the oceans. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **70**, 807–812, Acoustical Society of America. doi:10.1121/1.386920
- Mahler, R.P.S. (2007) *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*, USA: Artech House, Inc.
- Mann, J.A., Tichy, J. & Romano, A.J. (1987) Instantaneous and time-averaged energy transfer in acoustic fields. *J. Acoust. Soc. Am.*, **82**, 17–30, doi:10.1121/1.395562
- Mazzullo, A., Stutzmann, E., Montagner, J.-P., Kiselev, S., Maurya, S., Barruol, G. & Sigloch, K. (2017) Anisotropic Tomography Around La Réunion Island From Rayleigh Waves. *J. Geophys. Res.*, **122**, 9132–9148, doi:10.1002/2017jb014354
- McDonald, M.A., Mesnick, S.L. & Hildebrand, J.A. (2006) Biogeographic characterization of blue whale song worldwide: Using song to identify populations. *Journal of Cetacean Research and Management*, **8**, 55–65.
- Meier, M. & Schlindwein, V. (2018) First In Situ Seismic Record of Spreading Events at the Ultraslow Spreading Southwest Indian Ridge. *Geophysical Research Letters*, **45**, 10,360–10,368. doi:10.1029/2018GL079928
- Morley, M.G., Dosso, S.E. & Chapman, N.R. (2009) Array element localization using ship noise. *J. Acoust. Soc. Am.*, **125**, 1403–1409, doi:10.1121/1.3076201
- Munk, W.H. (1950) Origin and Generation of waves. doi:10.9753/icce.v1.1
- Nakamura, Y., Donoho, P.L., Roper, P.H. & McPherson, P.M. (1987) Large-offset seismic surveying using ocean-bottom seismographs and air guns: Instrumentation and field technique. *Geophysics*, **52**, 1601–1611, doi:10.1190/1.1442277
- Nehorai, A. & Paldi, E. (1994) Acoustic vector-sensor array processing. *IEEE T. Signal Proces.*, **42**, 2481–2491, doi:10.1109/78.317869
- NRC. (2003) *Ocean Noise and Marine Mammals*, Washington (DC): National Academies Press (US).
- Oppenheim, A.V. & Schafer, R.W. (2004) From frequency to quefrency: a history of the cepstrum. *IEEE Signal Proc. Mag.*, **21**, 95–106, doi:10.1109/msp.2004.1328092
- Pauly, D. & Zeller, D. (2016) Catch reconstructions reveal that global marine fisheries catches are higher than reported and declining. *Nature Communications*, **7**, 10244, Nature Publishing Group. doi:10.1038/ncomms10244
- Pauly, D. & Zeller, D. (2019) The Making of a Global Marine Fisheries Catch Database for Policy Development. in *World Seas: an Environmental Evaluation*, pp. 221–235, Elsevier. doi:10.1016/B978-0-12-805052-1.00012-7
- Porter, M.B. & Bucker, H.P. (1987) Gaussian beam tracing for computing ocean acoustic fields. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **82**, 1349–1359. doi:10.1121/1.395269
- Pramod, G., Nakamura, K., Pitcher, T.J. & Delagran, L. (2014) Estimates of illegal and unreported fish in seafood imports to the USA. *Marine Policy*, **48**, 102–113. doi:10.1016/j.marpol.2014.03.019
- Rako-Gospic, N. & Picciulin, M. (2019) Underwater Noise: Sources and Effects on Marine Life. in *World Seas: an Environmental Evaluation*, pp. 367–389, Elsevier. doi:10.1016/B978-0-12-805052-1.00023-1

- Ritter, F. & Panigada, S. (2019) Collisions of Vessels With Cetaceans—The Underestimated Threat. in *World Seas: an Environmental Evaluation*, pp. 531–547, Elsevier. doi:10.1016/B978-0-12-805052-1.00026-7
- Ross, D. (1976) *Mechanics of underwater noise*, New York: Pergamon Press.
- Sabra, K.G., Roux, P., Thode, A.M., DSpain, G.L., Hodgkiss, W.S. & Kuperman, W.A. (2005) Using Ocean Ambient Noise for Array Self-Localization and Self-Synchronization. *IEEE J. Ocean. Eng.*, **30**, 338–347, doi:10.1109/joe.2005.850908
- Satopaa, V., Albrecht, J., Irwin, D. & Raghavan, B. (2011) Finding a Kneedle in a Haystack: Detecting Knee Points in System Behavior. *IEEE Int. Con. Dis.*, doi:10.1109/icdsw.2011.20
- Schimmel, M. (2004) Degree of Polarization Filter for Frequency-Dependent Signal Enhancement Through Noise Suppression. *Bull. Seism. Soc. Am.*, **94**, 1016–1035, doi:10.1785/0120030178
- Schimmel, M., Stutzmann, E., Ardhuin, F. & Gallart, J. (2011) Polarized Earths ambient microseismic noise. *Geochem. Geophys., Geosy.*, **12**, 1525–2027, doi:10.1029/2011gc003661
- Schindwein, V. & Schmid, F. (2016) Mid-ocean-ridge seismicity reveals extreme types of ocean lithosphere. *Nature*, **535**, 276–279, Nature Publishing Group. doi:10.1038/nature18277
- Schmid, F., Schindwein, V., Koulakov, I., Plötz, A. & Scholz, J.-R. (2017) Magma plumbing system and seismicity of an active mid-ocean ridge volcano. *Scientific Reports*, **7**, 42949, Nature Publishing Group. doi:10.1038/srep42949
- Scholz, J.-R., Barruol, G., Fontaine, F.R., Mazzullo, A., Montagner, J.-P., Stutzmann, E., Michon, L., *et al.* (2018) SKS splitting in the Western Indian Ocean from land and seafloor seismometers: Plume plate and ridge signatures. *Earth Planet. Sci. Lett.*, **498**, 169–184, doi:10.1016/j.epsl.2018.06.033
- Scholz, J.-R., Barruol, G., Fontaine, F.R., Sigloch, K., Crawford, W.C. & Deen, M. (2017) Orienting ocean-bottom seismometers from P-wave and Rayleigh wave polarizations. *Geophys. J. Int.*, **208**, 1277–1289, doi:10.1093/gji/ggw426
- Schulte-Pelkum, V., Masters, G. & Shearer, P.M. (2001) Upper mantle anisotropy from long-period P polarization. *J. Geophys. Res.*, **106**, 21917–21934, doi:10.1029/2001jb000346
- Sigloch, K. (2014) RHUM-RUM - Seismological Imaging of a Mantle Plume under La Réunion, Western Indian Ocean - Cruise No. M101 - October 23 - December 4, 2013 - Port Louis (Mauritius) - Le Port (La Réunion, France), p. 39 pages, DFG-Senatskommission für Ozeanographie. doi:10.2312/CR\_M101
- Stachnik, J.C., Sheehan, A.F., Zietlow, D.W., Yang, Z., Collins, J. & Ferris, A. (2012) Determination of New Zealand Ocean Bottom Seismometer Orientation via Rayleigh-Wave Polarization. *Seismol. Res. Lett.*, **83**, 704–713, doi:10.1785/0220110128
- Stähler, S.C., Sigloch, K., Hosseini, K., Crawford, W.C., Barruol, G., Schmidt-Aursch, M.C., Tsekhmistenko, M., *et al.* (2016) Performance report of the RHUM-RUM ocean bottom seismometer network around La Réunion western Indian Ocean. *Adv. Geosci.*, **41**, 43–63, doi:10.5194/adgeo-41-43-2016
- Stähler, Simon C., Schmidt-Aursch, M.C., Hein, G. & Mars, R. (2018) A Self-Noise Model for the German DEPAS OBS Pool. *Seismological Research Letters*, **89**, 1838–1845, GeoScienceWorld. doi:10.1785/0220180056
- Stinco, P., Tesei, A., Biagini, S., Micheli, M., Le Page, K. (2019) Source Localization Using an Acoustic Vector Sensor Hosted on a Buoyancy Glider. *OCAANS 2019 – Marseille*, 1–5.
- Sutton, G.H. & Duennebier, F.K. (1987) Optimum design of Ocean bottom seismometers. *Marine Geophysical Researches*, **9**, 47–65. doi:10.1007/BF00338250
- Theis, F.J., Jung, A., Puntonet, C.G. & Lang, E.W. (2003) Linear Geometric ICA: Fundamentals and Algorithms. *Neural Comput.*, **15**, 419–439, doi:10.1162/089976603762552979
- Thode, A.M., Sakai, T., Michalec, J., Rankin, S., Soldevilla, M.S., Martin, B. & Kim, K.H. (2019) Displaying bioacoustic directional information from sonobuoys using azigrams. *J. Acoust. Soc. Am.*, **146**, 95–102, doi:10.1121/1.5114810

- Tsang-Hin-Sun, E., Royer, J.-Y. & Leroy, E.C. (2015) Low-frequency sound level in the Southern Indian Ocean. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **138**, 3439–3446, Acoustical Society of America. doi:10.1121/1.4936855
- UNCTAD. (2020) *Review of Maritime Transport 2019*, United Nations.
- Urick, R.J. (2013) *Principles of underwater sound*, 3rd edition, Reprint 2013., Los Altos, Calif: Peninsula Publ.
- Vo, B.-N. & Ma, W.-K. (2006) The Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density Filter. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **54**, 4091–4104, Presented at the IEEE Transactions on Signal Processing. doi:10.1109/TSP.2006.881190
- Walker, T.R., Adebambo, O., Del Aguila Feijoo, M.C., Elhaimer, E., Hossain, T., Edwards, S.J., Morrison, C.E., *et al.* (2019) Environmental Effects of Marine Transportation. in *World Seas: an Environmental Evaluation*, pp. 505–530, Elsevier. doi:10.1016/B978-0-12-805052-1.00030-9
- Wenz, G.M. (1962) Acoustic Ambient Noise in the Ocean: Spectra and Sources. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **34**, 1936–1956, Acoustical Society of America. doi:10.1121/1.1909155
- Wilmot, M.J., Chapman, N.R., Heard, G.J. & Ebbeson, G.R. (2007) Inversion of Lloyd Mirror Field for Determining a Source's Track. *IEEE J. Ocean. Eng.*, **32**, 940–947, doi:10.1109/JOE.2007.904315
- Zha, Y., Webb, S.C. & Menke, W. (2013) Determining the orientations of ocean bottom seismometers using ambient noise correlation. *Geophys. Res. Lett.*, **40**, 3585–3590, doi:10.1002/grl.50698
- Zhang, B., Matchinski, E.J., Chen, B., Ye, X., Jing, L. & Lee, K. (2019) Marine Oil Spills—Oil Pollution, Sources and Effects. in *World Seas: an Environmental Evaluation*, pp. 391–406, Elsevier. doi:10.1016/B978-0-12-805052-1.00024-3
- Zweng, M. M., J. R. Reagan, D. Seidov, T. P. Boyer, R. A. Locarnini, H. E. Garcia, O. K. Baranova, *et al.* (2018) World Ocean Atlas 2018, Volume 2: Salinity. *A. Mishonov Technical Ed.*, NOAA Atlas NESDIS, 50.