16ème Congrès Français d'Acoustique
11-15 Avril 2022, Marseille

Analyse acoustique de l'environnement sous-marin pélagique pour le management des méthodes de pêche

(TUNA-TONE)

M. Chane-Kane [a], M. Capello [b], M. Soria [b], F. Forget [b], T. Delaunay [a], Mariana Tolotti [b], L. Dagorn [b], E. Le Clézio [a]
IES UMR 5214 Montpellier [a] – MARBEC UMR 248 Sète [b]
Institut d'Electronique et des Systèmes, 860 rue Saint Priest, 34000 Montpellier,

La pêche thonière représente à l'heure actuelle la principale source de poissons au monde. Afin de préserver les populations, cette étude vise à la compréhension des comportements agrégatifs des thons sous les surfaces flottantes (DCP : Dispositifs de Concentration de Poissons) utilisées pour la pêche. L'une des méthodes avancées pour analyser ce phénomène est l'approche acoustique. En effet, il est désormais de notoriété publique que la majorité des poissons possède la capacité de reconnaitre et de produire des sons. Dans cette optique, des enregistrements acoustiques ont été effectués à 30 mètres de profondeur sous un DCP au large de la Côte d'Ivoire pendant deux semaines. L'objectif de la présente étude réside dans le développement de méthodes d'analyse de ces signaux en vue de leur classification.
De nombreux travaux et outils existent d'ors et déjà sur la reconnaissance des sons (sons environnementaux, reconnaissance vocale, reconnaissance musicale, etc), cependant les travaux concernant ce sujet en milieu sous-marin sont bien moins avancés. De nombreuses études ont été menées sur l'analyse des grands mammifères marins, et plus récemment, la communauté scientifique a commencé à s'intéresser à l'environnement sonore sous -marin, généré et perçu par des poissons de plus petite taille. En conséquence, il n'existe aujourd'hui aucune base de données de référence. Dans ce travail, des outils classiques de reconnaissance des sons (transformée de Fourier, Spectrogrammes) sont utilisés conjointement à des méthodes utilisées en apprentissage supervisé (MFCC, librosa features). Leurs comparaisons et leurs couplages permettent d'envisager la mise en place de méthodes menant à une classification des sons retrouvés dans les enregistrements, en vue de déterminer, en collaboration avec des biologistes marins, les sources des sons présents.
L'exposé s'articulera autour de la présentation des signaux, de leurs caractéristiques et des méthodes mises en place et ouvrira sur les perspectives pouvant conduire à un traitement in situ de données massives.

1 Introduction

Dans le contexte actuel où l'évolution démographique nécessite une régulation appropriée des ressources naturelles, notamment des stocks de poissons, une régularisation des méthodes de pêche doit être mise en place. En particulier, la méthode de pêche par l'utilisation de Dispositifs de Concentration de Poissons (DCP) se répand. Cette méthode de pêche repose sur le comportement des poissons à se regrouper sous ou à proximité de surfaces flottantes (Girard and al [1]). Néanmoins, ce comportement est jusqu'à présent inexpliqué. Dans le but de mieux le comprendre, des travaux ont été entrepris par le laboratoire MARBEC (Sète, France) dont l'hypothèse est que l'attraction des poissons par les DCP relève d'un phénomène acoustique. En effet, il a été prouvé que les espèces marines sont sensibles aux sons (A. N. Popper & R.R. Fay [2]). Un partenariat a ainsi été pensé avec l'équipe acoustique de l'Institut d'Electronique et des Systèmes (Montpellier, France) afin de déterminer le rôle du son dans l'attraction des poissons autour des surfaces flottantes.

Ce projet s'articule donc autour d'une problématique, comprendre et expliquer le comportement des poissons vis-à-vis des surfaces flottantes, et plus particulièrement des thons, qui représentent la principale source de poissons dans le monde. Afin de pouvoir analyser l'environnement acoustique de surfaces flottantes, l'équipe de MARBEC a prélevé en continu deux semaines d'enregistrement à une profondeur de 30 mètres sous deux bouées au large de la Côte d'Ivoire. Pour y arriver, différents objectifs ont dans un premier temps été mis à jour, en particulier ceux de différencier les sons d'origine animale de ceux d'origine environnementales, de déterminer les caractéristiques acoustiques d'un DCP (ainsi que d'étudier sa portée) et de classifier les différents sons présents. Lors de cette première année d'études, différentes approches ont été envisagées et mises en place afin d'examiner les données brutes recueillies sur place. Néanmoins, il n'existe à l'heure actuelle pas ou peu de bases de données sur l'aspect acoustique de la petite faune pélagique sur laquelle nous pourrions nous appuyer dans la recherche d'espèces spécifiques présentes. L'analyse du signal analogique acoustique est ainsi prépondérante dans le cadre de notre étude. Les différents axes et outils suivants ont donc été envisagés.

Dans un premier temps, l'écoute des fichiers et l'analyse visuelle du signal, à travers notamment son spectrogramme. Cette analyse temporelle et fréquentielle est largement utilisée dans les études acoustiques afin de déterminer des aspects tels que le domaine fréquentiel ou encore la structure temporelle du signal. Puis l'analyse du signal à travers un traitement numérique afin de filtrer sur des bandes de fréquences spécifiques et étudier la récurrence de certains signaux à l'aide notamment de la corrélation. Egalement, l'utilisation d'outils fortement présents dans la reconnaissance vocale ou dans l'étude des environnements sonores tels que les MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) ou des paramètres comme le centroïde spectral et l'énergie spectrale. Ainsi, le développement d'outils permettant l'analyse du signal a été l'axe principal de ce début de projet.

2 Matériel et méthodes

Dans le cadre de ce projet, nous disposons ainsi de deux semaines d'enregistrements continus prélevés au large de la Côte d'Ivoire à l'aide de deux microphones. Le premier a été placé sous une bouée fixe et maintenu en place à l'aide d'un poids, le deuxième a été placé sous une bouée dérivante. Ces enregistrements ont été effectués entre le 29 Janvier 2019 et le 12 Février 2019. Ils ont été stockés par tranches consécutives de 3 heures. Le signal a été enregistré à une fréquence d'échantillonnage de 96 kHz.

Nous développons des outils numériques automatiques dans l'optique de caractériser le signale acoustique. Ces outils s'appuient sur des méthodes de traitement du signal telles que la Transformée de Fourier, qui permet de transposer le signal

du milieu temporel au milieu fréquentiel, ou la corrélation (plus précisément l'inter-corrélation) définie comme suit.

$$R_{xy}[m] = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n+m].y[n] \qquad [1]$$

La bibliothèque Librosa, qui est un package de programmation Python, fournit des paramètres de calculs acoustiques largement utilisés en reconnaissance sonore. Nous avons en particulier utilisés le spectral centroid (valeur centrale de l'énergie spectrale), le zero crossing rate (taux de passage par zéro du signal), le spectral bandwidth (information sur la bande de fréquence du signal et le root mean square energy (information sur l'énergie spectrale). Chacun de de ces paramètres est spécifique du signal, il s'agit donc d'une information propre à chaque signal.

Les MFCC donnent une empreinte intrinsèque au signal, ils définissent la structure spectrale du signal acoustique sous la forme de coefficients. Ils sont calculés par une transformée en cosinus discrète appliquée au spectre de puissance d'un signal.

3 Caractérisation du signal acoustique

3.1 Analyse du signal

L'écoute des enregistrements ne permettant pas une caractérisation précise des différents sons présents, une analyse analogique est nécessaire. L'analyse du signal à travers une étude temporelle fournit des informations quant à la présence de certains signaux particuliers. Elle permet notamment de visualiser la structure physique du signal acoustique. L'analyse fréquentielle est par la suite effectuée, elle est complémentaire de l'étude temporelle est permet d'avoir des informations sur les fréquences présentes dans le signal.

Nous savons que les thons entendent préférentiellement les sons entre 100 et 500 Hz (J. J. Dale and al [3]). Le thon étant l'espèce qui nous intéresse principalement, nous nous sommes ainsi placés dans le domaine de fréquence correspondant, ceci à travers un filtre passe-bande de Butterworth d'ordre 1. Nous obtenons ainsi le signal filtré et son spectrogramme (Figure 1). Nous remarquons sur la

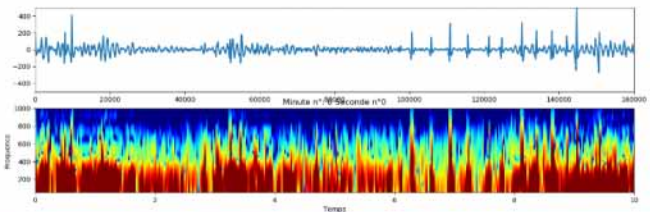


Figure 1: Signal et Spectrogramme d'un échantillon des enregistrements filtré entre 0 et 1000 Hz.

figure 1 la concordance notable entre le signal et le spectrogramme.

La mise en place de cet outil nous a permis d'avoir une analyse poussée de l'ensemble du signal, dans lequel nous avons remarqué en particulier un signal intéressant de par sa structure singulière (Figure 2). En effet, dans le monde de l'acoustique, les signaux sonores génèrent de résonnances, résonnances absentes pour ce signal que nous appellerons *Caudale*. Ce signal n'est encore relié à aucune source, animale

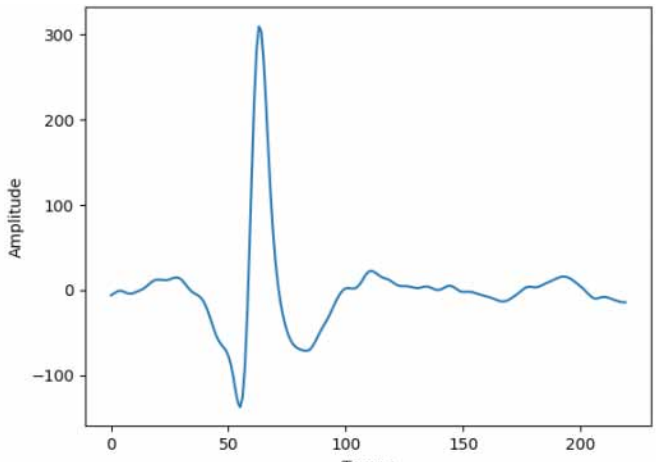


Figure 2: Signal acoustique considéré comme d'intérêt de par sa structure particulière.

ou environnementale, mais est notablement présent dans notre signal. Nous nous sommes par la suite servis de ce signal particulier pour la mise en place et l'étude des paramètres de caractérisation utilisés.

A partir de ces éléments, et dans le but de classifier les signaux sonores, nous nous sommes orientés vers l'étude de la récurrence de la *Caudale*. Dans un premier temps à travers l'inter-corrélation.

3.2 Inter-corrélation

L'inter-corrélation (formule [1]) est la mesure de la similitude entre deux signaux. Il s'agit du passage d'un masque, ici notre signal particulier, sur le reste du signal. Physiquement, il s'agit de décaler le signal particulier sur le signal, de les multiplier puis d'intégrer le produit obtenu. Ces opérations permettent ainsi de déterminer les positions du signal étudié.

Nous avons ainsi développé un outil capable de déterminer de façon automatique les récurrences de notre signal particulier. Cet outil nous apporte un résultat à 86 ± 2 %. En effet, certains biais comme l'amplitude ou le bruit influent fortement sur les résultats menant notamment à des faux positifs (signal accepté à tort) ou à des vrais négatifs (signal rejeté à tort), comme le montre la figure 3. Par la suite, cet outil a été appliqué à l'ensemble des fichiers audio de façon à tracer une carte représentant la répétition de notre signal particulier sur les deux semaines, ceci à l'aide d'un autre outil développé. Ce dernier récupère les dates auxquelles les données ont été prélevées et retrace les résultats avec un horodatage. Cela nous permet de nous faire une idée sur l'évolution de notre signal.

Néanmoins cette méthode demande un temps de calcul considérable ne permettant pas l'obtention de résultats en temps réel. Dans l'optique d'obtenir un temps de calcul plus court, mais également avec pour objectif de résultats complémentaires, nous nous sommes penchés sur d'autres moyens de retrouver notre *Caudale*, les MFCC et les paramètres de la librairie Python Librosa.

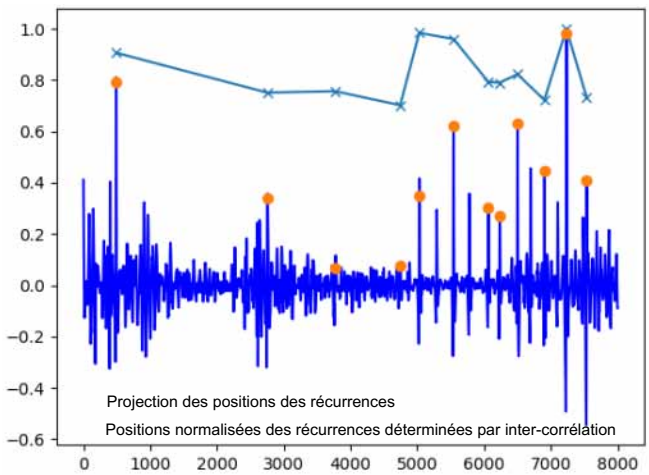


Figure 3: Récurrences du signal d'intérêt trouvées sur un échantillon de 10 secondes par corrélation.

3.3 MFCC

Le domaine cepstral représente un domaine qui n'est ni temporel ni fréquentiel puisqu'il est obtenu par l'application sur le signal d'une double Transformée de Fourier. Il fut nommé ainsi par Bogert et al, qui appelèrent l'unité de mesure de ce domaine la quéfrence. Les MFCC sont particulièrement utilisés en reconnaissance vocal car ils suivent une échelle logarithmique appelée l'échelle mel. Cette échelle est représentative de la manière dont l'oreille humaine perçoit les sons. Ces coefficients nous intéressent notamment car ils sont intrinsèques à chaque signal. Ils représentent le spectre de puissance à court terme d'un son. Par convention, seuls les 13 premiers coefficients nous intéressent (figure 4). Afin de les utiliser pour déterminer la récurrence de notre signal particulier, nous avons développé un outil analysant l'évolution des coefficients et leur structure, et comparant cette dernière échantillon par échantillon au reste du signal.

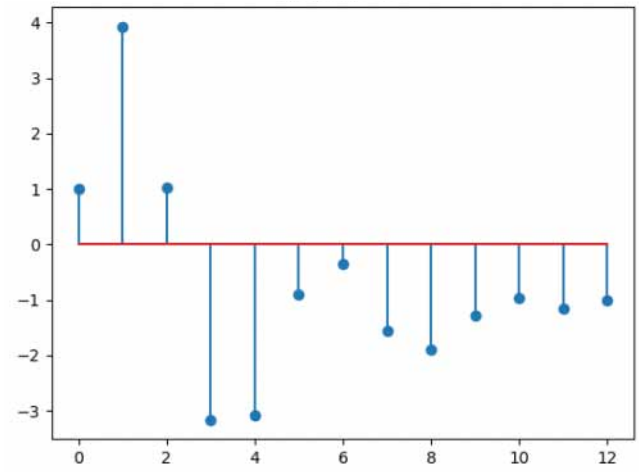


Figure 4: MFCC du signal d'intérêt.

Cette méthode nécessite un pré-traitement du signal étudié, afin de déterminer sa fonction de structure.

3.4 Paramètres Librosa

3.4.1 Spectral centroid (sc)

Le centroïd spectral représente le centre masse du spectre d'un signal. Sa valeur correspond à une fréquence (en Hz), de part et d'autre de laquelle l'énergie du spectre est équitablement répartie, il est également dépendant de l'intensité sonore (dB). Il permet en particulier de mesurer le timbre d'un son et représente le poids relatif des fréquences aigües et graves.

3.4.2 Spectral bandwidth (sbw)

La bande passante spectrale est fortement liée au centroïde spectral puisqu'elle représente la variance de ce dernier. Elle est proportionnelle à l'écartement énergétique au travers des bandes de fréquence.

3.4.3 Zero crossing rate (zcr)

Le taux de passage par zéro représente le nombre de fois où le signal change de signe par seconde. Il est directement lié à la fréquence à court-terme du signal.

3.4.4 Root mean square energy (rmse)

La racine carrée de l'énergie moyenne donne une information sur la puissance d'un échantillon précis du signal.

Ces 4 paramètres sont propres à un échantillon spécifique du signal et peuvent être utilisés pour le représenter. Différentes méthodes ont été envisagées, mise en place d'une base de données regroupant les différentes combinaisons de ces 4 paramètres, méthode de corrélation individuelle et combinatoire inclusive ou exclusive.

4 Résultats

Nous avons ainsi pu obtenir des résultats concernant la récurrence de notre signal particulier à travers différentes méthodes. Cette partie s'intéressera à la précision des résultats obtenue grâce ces différentes méthodes et à leur comparaison.

4.1 Inter-corrélation

Les résultats obtenus lorsque nous utilisons l'inter-corrélation montre une précision de 86 ± 2 %. On remarque en effet, si l'on se réfère à la figure 3, que certaines récurrences de notre signal étudié ne sont pas prises en compte (vers 5200, 5700 et 6600), il s'agit de vrais négatifs. Ces erreurs sont notamment dues à des biais d'amplitude et de bruit. Le taux de précision reste néanmoins satisfaisant. L'outil d'inter-corrélation a été utilisé sur l'ensemble du signal enregistré et les occurrences de la *Caudale* ont été répertoriées dans la figure 5 produite. Les artefacts que nous observons en début et en fin sont dus à la présence d'une superposition des données. La source de notre signal de référence étant inconnue, nous ne pouvons que supputer quant à la signification de ces résultats. On remarque que les occurrences sont plus présentes en milieu de journée, cela pourrait témoigner de la présence de poissons diurnes tels que les thons ou bien de pêcheurs.

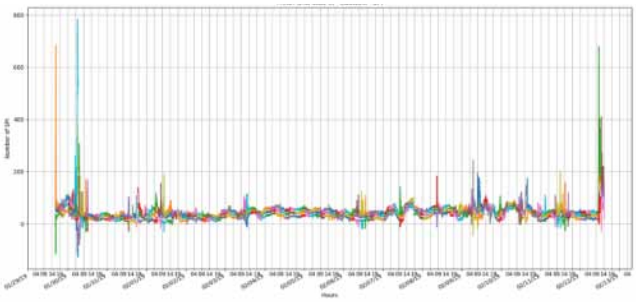


Figure 5: Occurrences de la Caudale déterminés par récurrences et horodatées.

Néanmoins, l'outil fournit des résultats qui rendent l'étude de la récurrence simple. Mais cette méthode nécessite un temps de calcul particulièrement long.

4.2 MFCC

L'application de la méthode des MFCC nécessite en premier lieu la définition d'une fonction caractérisant la structure du signal étudié. Ceci étant, le temps de calcul de cette méthode est notablement plus court en comparaison de l'inter-corrélation. Cette méthode fournie un taux de précision aussi élevé que celui de l'inter-corrélation, 84 ± 3 % (figure 6).

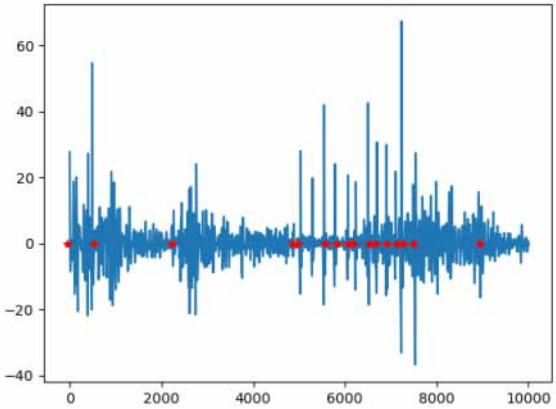


Figure 6: Récurrences du signal d'intérêt trouvées sur un échantillon de 10 secondes par application de la fonction MFCC.

4.3 Paramètres Librosa

L'étude corrélative de notre signal étudié à travers les paramètres librosa a été effectuée selon différentes approches. Dans un premier temps, une étude individuelle a été effectuée analysant la précision de la corrélation obtenue par chaque paramètre. Pour ce faire, nous avons concaténé 100 *Caudales* extraites manuellement auxquelles nous avons appliqué l'outil développé pour étudier la récurrence de notre signal par ces paramètres. Il en est ressorti un taux de précision de 18 ± 2 % pour le spectral centroïd, de 85 ± 2 % pour la spectral bandwidth, de 28 ± 4 % pour le zero crossing rate et un taux de 97 ± 3 % pour la root mean square energy (voir figure 7a, 7b, 7c et 7d).

Par la suite, nous avons mis en place des méthodes combinatoires entre les différents paramètres. Les résultats ont montré que les combinaisons ne donnaient pas de précision supérieure à celle fournie par la root mean square energy. Nous en avons conclu que l'utilisation seule de la rmse était suffisante

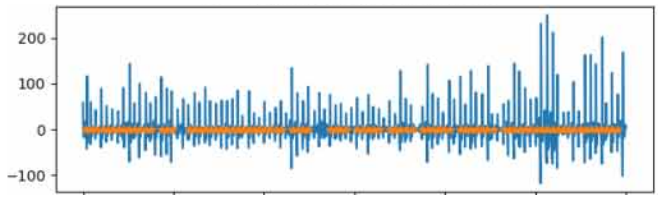
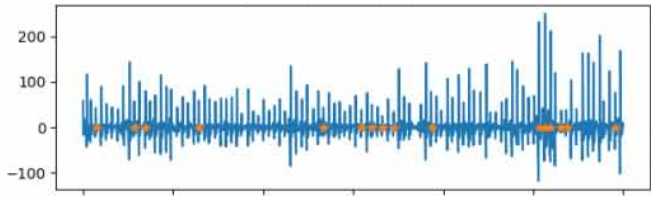


Figure 7a: Occurrences de la Caudale par SBW.



dans le cadre de notre étude. Le temps d'acquisition des résultats

Figure 7b: Occurrences de la Caudale par SC.

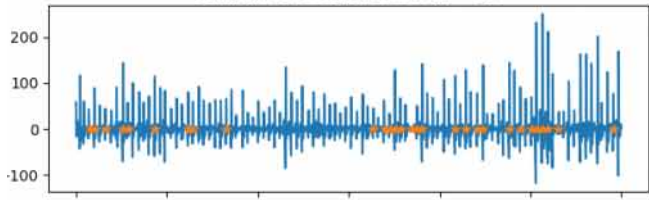


Figure 7c: Occurrences de la Caudale par ZCR.

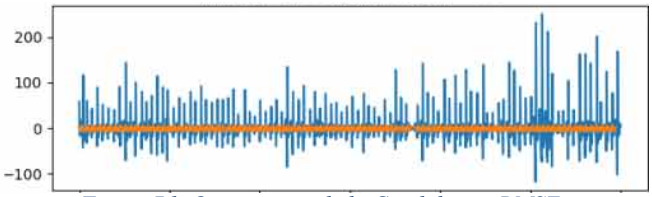


Figure 7d: Occurrences de la Caudale par RMSE.

était sensiblement identique que celui obtenu par la méthode des MFCC.

Enfin, une base de données regroupant les différentes combinaisons des 4 paramètres Librosa par tranches de 5 % a été créée. Cette base de données doit être appliquée au signal afin de déterminer si elle nous permettra de classifier les différents signaux présents dans nos enregistrements.

Conclusion

Les résultats obtenus permettent de dire que les outils développés fournissent une précision largement satisfaisante quant à la précision du taux de récurrences de notre signal étudié. De plus, certaines méthodes semblent apporter à la fois la précision et un temps de calcul acceptable. Néanmoins, bien que plus rapide d'exécution, ces méthodes nécessitent un travail supplémentaire et sont donc susceptibles de faire intervenir d'avantage de biais. En conclusion, une complémentarité semble être le chemin à suivre.

La suite du projet s'articulera autour de la reconnaissance des sources sonores en présence. Les sont émis par les espèces présentes ainsi que ceux générés par l'environnement n'étant pas connus, la piste de l'intelligence artificielle constitue notre prochaine étape à travers notamment l'apprentissage non supervisé. Ceci dans le but de comprendre et de maitriser le comportement des poissons.

Références

[1] C. Girard, S. Benhamout, L. Dagorn, FAD : Fish Aggregating Device or Fish Attracting Device ? A new analysis of yellowfin tuna movements around floating objects, *Elsevier Animal behaviour* **67**, 319-326 (2003).

[2] A. N. Popper, R.R. Fay, Rethinking sound detection by fishes, *Elsevier Hearing Research* **273**, 25-36 (2011).

[3] J. J. Dale, M. D. Gray, A. N. Popper, P. H. Rogers, B. A. Block, Hearing thresholds of swimming Pacific bluefin tuna *Thunnus orientalis, Journal of Comparative Physiology A* **201**, 441-454 (2015).