
Désentrelacement de clics par analyse du rythme

Olivier Le Bot^{1,3}, Cédric Gervaise^{2,3}, Julien Bonnel^{1,4},
Jérôme I. Mars³

1. Pôle STIC/ équipe Acoustique Passive, ENSTA Bretagne (UEB)
2, rue François Verny, F-29806 Brest cedex 9
olivier.le_bot@ensta-bretagne.fr
2. Chaire CHORUS, Fondation Grenoble INP
46 Avenue Félix Viallet, F-38031 Grenoble cedex 1
cedric.gervaise@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
3. Gipsa-lab, CNRS, Grenoble INP
11 rue des Mathématiques, F-38402 Saint-Martin-d'Hères
jerome.mars@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
4. LabSTICC/TOMS, CNRS (UMR 6285), ENSTA Bretagne (UEB)
2, rue François Verny, F-29806 Brest cedex 9
julien.bonnel@ensta-bretagne.fr

RÉSUMÉ. Tous les odontocètes émettent de courtes impulsions acoustiques (clics) pour satisfaire une activité de localisation, de chasse ou de communication. Ces impulsions sont le plus souvent émises en trains rythmés. Il est très fréquent d'enregistrer simultanément les clics de plusieurs animaux. Cet article présente une méthode permettant de séparer les trains de clics enregistrés sur un unique hydrophone afin de connaître le nombre d'animaux ayant émis simultanément. La méthode proposée est testée avec succès sur des données simulées et sur des données réelles.

ABSTRACT. All odontocetes produce short acoustic pulses called clicks to perform localization, hunt preys or communicate. These clicks are generally emitted in trains having a certain rhythm. Frequently, click trains from several animals are recorded simultaneously. This paper introduces a method for deinterleaving these click trains with a single hydrophone. As final results it gives the number of animals clicking simultaneously and allows the tracking of rhythm variations within each train. The proposed algorithm is successfully tested on simulated data and validated on real data.

MOTS-CLÉS : trains de clics sonar, désentrelacement, analyse de rythme, intervalle inter-clic.

KEYWORDS: click train, deinterleaving, time-period analysis, rhythm, inter-click interval.

DOI:10.3166/TS.30.195-218 © 2013 Lavoisier

Extended abstract

Context

All odontocetes (toothed whales) produce short acoustic impulses called clicks that can be recorded by an hydrophone. These clicks are generally emitted in trains having a certain rhythm and are used by the individuals to perform localization, hunt preys or communicate. Odontocetes usually live in pods of several individuals, which leads to overlapping click trains from multiple individuals. Therefore there is a need to develop signal processing tools that sort out and separate multiple sources recorded at one single hydrophone. Several methods performing click sorting based on acoustical parameters have already been reported in the literature (Baggenstoss, 2011). However, most of these algorithms need prior training and nearly invariant acoustic parameters to work properly. This might be inconsistent with acoustical properties of recorded odontocete clicks that vary greatly depending on orientation changes of the animal relative to the hydrophone. In this communication, we propose to use the rhythm of the clicks, supposed nearly constant, to sort out and cluster clicks into trains. Indeed, odontocetes rarely emit isolated clicks but trains of several clicks following a certain rhythmic pattern characterized by the inter-click interval (ICI).

The approach developed in this paper is similar to that used in other fields like automatic tempo detection in music or pulse train deinterleaving in radar. Most of the algorithms in these fields use the time of arrival (TOA) of the pulses and are based on an autocorrelation function of the pulse trains to build an histogram. The classical autocorrelation function yields to produce an histogram with peaks located at ICI-values corresponding to interleaved trains, but also at ICI-values corresponding to integer multiples of the fundamental ICIs. This can give results difficult to read and interpret. For this reason, (Nelson, 1993) and (Nishiguchi, Kobayashi, 2000) have introduced the concept of complex-valued autocorrelation function that almost completely suppress subharmonics of the autocorrelation while keeping peaks located at ICI-values of the interleaved trains. In this paper, the complex-valued autocorrelation function is used to sort out clicks emitted by multiple clicking odontocetes. The proposed method is then adapted to track click trains whose rhythm changes according to the time by computing such complex autocorrelation in a sliding window along the click train. A spectrum showing how the rhythm change with the time is built and a threshold is applied to the latter to detect and extract the interleaved click trains. This representation has been introduced by Nishiguchi in (Nishiguchi, 2005) but not used in a bioacoustics context yet.

Method

The method described in this paper relies only upon the TOA of each click as it is the only parameter that is totally independent of the relative orientation between the head of the whale and the hydrophone. For this reason, if t_n represents the TOA of

each click ($n = 0, \dots, N - 1$) and N is the total number of clicks in the train, then the click train can be modeled as a sum of Diracs:

$$g(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \delta(t - t_n)$$

where δ is the Dirac function and t_n the TOA of the n^{th} click. The expression of the complex-valued autocorrelation function is given by:

$$D(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t)g(t - \tau)\exp(2\pi it/\tau)dt$$

Combining the two previous equations gives:

$$D(\tau) = \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=0}^{n-1} \delta(\tau - (t_n - t_m))\exp(2\pi it_n/(t_n - t_m))$$

By taking the absolute value of $D(\tau)$, a maximum is reached when τ is equal to the ICI of the click train. However, for subharmonics of τ , $|D(\tau)|$ stays close or equal to 0.

This complex autocorrelation is then extended by a time-period analysis leading to a time-varying ICI spectrum (Nishiguchi, 2005). This time-rhythm analysis methods is defined by:

$$D(t, \tau) = \int_{s \in W(t, \tau)} g(s)g(s + \tau)\exp(2\pi is/\tau)ds$$

where $W(t, \tau) = [t - \nu\tau/2, t + \nu\tau/2]$ is the window sliding along the interleaved click trains. The window is centered around t and its width is $\nu\tau$ with ν a positive real number. As a result, we obtain an image called *time-varying ICI spectrum* on which the x-axis represents the time, the y-axis represents the ICI and the colormap represents the modulus of $|D(t, \tau)|$.

From this *time-varying ICI spectrum*, click trains can effectively be detected through thresholding. This threshold is based on Neyman-Pearson theory, assuming that TOA of the clicks have a Poisson distribution.

Results and conclusion

The proposed algorithm has been tested on simulated and validated on real data. Signals used for these validations are click trains of Bottlenose Dolphins (*Tursiops truncatus*), whose presence during the records at sea has been confirmed by visual observations. Click trains have been recorded in the English Channel between the Channel Islands and the French coast. Dolphins were in groups of 3 to 10 individuals.

TOAs of the clicks have then been manually extracted through a visual inspection of the waveform. This list of extracted TOAs feeds the deinterleaving algorithm. Up to three interleaved click trains have been simultaneously distinguished by the proposed algorithm.

1. Introduction

Depuis plusieurs années, le monitoring du milieu marin par acoustique passive (PAM) a connu un essor important, tant pour la compréhension scientifique des espèces (éthologie, écologie) (Au, Hastings, 2008) que pour évaluer et prévenir les impacts des activités humaines (sonar, prospection sismique, trafic maritime) sur l'environnement et en particulier sur les mammifères marins (Hildebrand, 2004) (Weilgart, 2007). Non intrusifs, non destructifs, les systèmes PAM peuvent fonctionner en continu, dans des conditions météorologiques variées. Ils sont donc une solution de choix pour la détection, la localisation, la classification et l'estimation des densités de populations de mammifères marins (Mellinger, Stafford, 2007).

Les odontocètes émettent principalement deux types de sons : des modulations de fréquence et des clics. Les clics sont des sons impulsionnels très courts, généralement émis en trains rythmés. Ces clics permettent aux odontocètes de se localiser dans leur environnement, de localiser leurs proies, ainsi que de communiquer entre eux (Au, 1993). Les trains de clics sont notamment caractérisés par l'intervalle inter-clic (ICI), qui correspond au temps écoulé entre deux clics successifs. L'ICI peut varier énormément en fonction de l'espèce (2 ms pour les dauphins (Simard *et al.*, 2010) à 2 s pour les cachalots (Hirotzu *et al.*, 2010)) ou en fonction de l'activité des individus (chasse, écholocation). De nombreuses espèces d'odontocètes vivent en groupe dont la taille peut aller de quelques individus à plusieurs dizaines voire centaines d'individus selon les espèces (Perrin *et al.*, 2008). Il est donc courant d'enregistrer sur les systèmes PAM des trains de clics provenant simultanément de différents individus. Pour compter le nombre d'individus, étudier leur comportement ainsi que pour leur localisation et leur suivi dans la colonne d'eau, il faut alors être capable de séparer les trains de clics de façon automatique. Cet article présente une méthode afin d'atteindre cet objectif.

Il est de plus en plus courant pour les biologistes marins d'utiliser des représentations temps-fréquence pour analyser manuellement les données brutes enregistrées par les systèmes PAM. Avec l'expérience, certains arrivent à évaluer le nombre d'individus et à analyser leurs comportements, lorsque ce nombre d'individus est faible. Seulement, face à la quantité importante de données enregistrées par ces systèmes, une telle méthode prend beaucoup de temps et devient par conséquent fastidieuse. Afin d'automatiser ces analyses, la communauté bioacoustique a développé des outils de traitement du signal pour détecter les clics d'odontocètes, par exemple (Kandia, Stylianou, 2006 ; Gervaise *et al.*, 2010). Le suivi des trains de clics a été majoritairement étudié à des fins de localisation des cachalots lors de leurs plongées (Laplanche *et al.*, 2005 ; Giraudet, Glotin, 2006 ; Caudal, Glotin, 2008a ; Morrissey *et al.*, 2006 ; Caudal, Glotin, 2008b ; Nosal, Frazer, 2007), mais aussi des baleines à bec (Ward *et al.*, 2008)

et plus récemment des belugas (Roy *et al.*, 2010). Ces travaux utilisent la plupart du temps un réseau de plusieurs hydrophones et associent les clics appartenant au même train en calculant l'autocorrélation entre paires d'hydrophones. Des méthodes de séparation des trains de clics de cachalots enregistrés sur un seul hydrophone ont également été proposées (Andre, Kamminga, 2000 ; Schaar, 2009 ; Baggenstoss, 2011). Celles-ci sont généralement basées d'une part sur un classificateur utilisant des caractéristiques extraites de chaque clic (longueur du clic, rapport signal sur bruit, fréquences, etc.) et d'autre part sur l'autocorrélation du train de clics afin d'identifier les ICI. Toutes ces méthodes travaillent donc en majorité sur le signal temporel, à partir duquel les formes d'ondes des clics sont généralement extraites en utilisant les détecteurs existants.

Dans cet article, nous proposons de séparer des trains de clics enregistrés par un seul hydrophone, en ne s'appuyant que sur les temps d'arrivées des clics et sous l'hypothèse que leur source les a émis en rythme. Pour effectuer cette détection des trains bioacoustiques et leur séparation, nous allons utiliser des méthodes développées ces dernières années dans le domaine du radar. Après une synthèse de la méthodologie existante, nous verrons comment elle peut être appliquée pour la première fois au domaine de la bioacoustique sous-marine. Dans le domaine radar, la séparation des trames a d'abord été basée sur l'autocorrélation du train d'impulsions menant à la construction d'un histogramme (Wiley, 1993 ; Mardia, 1989 ; Milojevic, Popovic, 1992). L'histogramme présente alors des pics aux ICI correspondant aux trains présents dans le signal. Cependant, l'autocorrélation entraîne également l'apparition de pics à des valeurs multiples entières des ICI fondamentaux (harmoniques), ce qui rend alors les résultats difficilement lisibles. Pour remédier à ce problème, un algorithme d'autocorrélation à suppression d'harmonique (ASH) est introduit dans (Nelson, 1993) et (Nishiguchi, 1983). Celui-ci est ensuite repris sous le nom de PRI-transform dans (Nishiguchi, Kobayashi, 2000) et amélioré afin de permettre la séparation de trains dont l'ICI varie aléatoirement autour d'une valeur moyenne (jitter). Cette dernière version est performante si les trains entrelacés existent sur l'ensemble du temps d'observation. En revanche les résultats se dégradent dès lors qu'un train est beaucoup plus court que le temps d'observation. Nishiguchi (2005) introduit le concept d'analyse temps-rythme qui permet de détecter des trains de courtes durées entremêlés à des trains de durées plus longues en suivant l'évolution des rythmes au cours du temps. Nous appliquons pour la première fois à un contexte de bioacoustique sous-marine ce concept d'analyse temps-rythme basé sur l'algorithme ASH.

La suite du papier s'organise comme suit. La section 2 présente l'algorithme ASH, puis étend son utilisation à l'analyse temps-rythme. La section 3 montre les résultats de l'algorithme sur des données simulées et la section 4 sur des données réelles. La section 5 fournit quelques conclusions.

2. Méthodologie

Une chaîne d'acquisition et de traitement typique pour des signaux bioacoustiques sous-marins de nature impulsionnelle, s'articule autour de 4 phases principales.

Après avoir enregistré des données acoustiques au moyen d'un hydrophone, celles-ci sont traitées afin d'en extraire les clics de mammifères marins. À la suite de ces détections, on peut en déduire les temps d'arrivées des clics à l'hydrophone (*Time Of Arrival* ou TOA) puis appliquer la méthode de séparation des trains retenue. Pour la suite de cet article, nous nous affranchirons des détails des deux premières phases (cf. bibliographie de l'introduction) et travaillerons sous l'hypothèse que le TOA de chacun des clics est connu (par rapport à un temps 0 de référence).

Cette première partie présente le principe de base de l'algorithme ASH proposé dans (Nelson, 1993). Cet algorithme est ensuite repris pour permettre de suivre l'évolution des rythmes au cours du temps.

2.1. Autocorrélation à suppression d'harmoniques

2.1.1. Définition et principe

Soit un train composé de N clics caractérisés par leurs TOA respectifs t_n , $n = 0, \dots, N-1$. Nous considérons uniquement le TOA de chaque clic comme paramètre, le train de clics peut alors être modélisé par une somme d'impulsions de Dirac,

$$g(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \delta(t - t_n) \quad (1)$$

avec δ la fonction de Dirac et t_n le temps d'arrivée du n^{ime} clic.

La fonction d'autocorrélation de $g(t)$ est définie par :

$$C(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t)g(t - \tau)dt \quad (2)$$

avec τ un réel strictement positif représentant l'intervalle inter-clic (ICI). La formule de l'autocorrélation permettant la suppression d'harmoniques (ASH) introduite dans (Nelson, 1993) est définie par :

$$D(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t)g(t - \tau)\exp(2\pi it/\tau)dt \quad (3)$$

En substituant (1) dans (2) et (3), nous obtenons alors

$$C(\tau) = \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=0}^{n-1} \delta(\tau - (t_n - t_m)) \quad (4)$$

$$D(\tau) = \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=0}^{n-1} \delta(\tau - (t_n - t_m))\exp(2\pi it_n/(t_n - t_m)) \quad (5)$$

La différence entre l'autocorrélation classique et l'autocorrélation à suppression d'harmonique réside donc dans l'ajout du facteur de phase $\exp(2\pi it_n/(t_n - t_m))$ (ou $\exp(2\pi it/\tau)$). Cette exponentielle va être importante dans la suppression des harmoniques qui apparaissent avec l'autocorrélation. Nishiguchi et Kobayashi (2000) détaillent comment ce facteur de phase intervient dans la suppression des harmoniques.

2.1.2. ASH discrétisée

La fonction ASH définie par les équations (3) ou (5) n'a pas la forme appropriée pour pouvoir être calculée numériquement. Il faut en effet lui chercher une forme discrète. Nous segmentons donc l'ensemble des ICI τ en valeurs discrètes notées τ_k . Aussi dans un premier temps, nous limitons les valeurs de τ que l'on souhaite étudier à un intervalle $[\tau_{min}, \tau_{max}]$. Cet intervalle est ensuite divisé en K segments. Chaque segment d'indice k est centré sur l'ICI τ_k et a une certaine largeur b_k .

L'ensemble des valeurs τ_k et b_k caractérisant chaque segment peut être défini de deux façons. Habituellement, les K -segments sont de largeurs égales, données par (6), et leurs centres sont uniformément répartis entre τ_{min} et τ_{max} selon la formule (7).

$$b = (\tau_{max} - \tau_{min})/K \quad (6)$$

$$\tau_k = (k - 1/2)b + \tau_{min}, k = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

L'inconvénient de cette définition est que la résolution des segments définie par

$$r_k = \frac{\tau_k - \tau_{k-1}}{\tau_k} \quad (8)$$

n'est pas constante (Mahdavi, Pezeshk, 2011). A titre d'exemple, si nous divisons l'intervalle des ICI $[0.002, 2]$ en 1000 segments selon les équations (6) et (7), le pas entre deux segments est 0.002 s. Alors, la résolution du segment $k=2$ serait de 50 % alors que pour le segment $k=1000$ elle serait de 0,1 %. Il y a donc une perte importante des capacités à détecter et à séparer avec une bonne résolution les petits ICI.

Afin de remédier à ce problème, Mahdavi et Pezeshk (2011) introduisent la notion de taux de croissance, défini par le ratio r entre deux valeurs discrètes d'ICI consécutives τ_{k-1} et τ_k . Les centres τ_k des segments sont donc maintenant calculés selon la relation suivante :

$$\tau_k = \tau_{k-1} \times r \quad (9)$$

Nous pouvons donc déduire l'ensemble des valeurs de τ_k en fonction de la plus petite valeur $\tau_{min} = \tau_1$ que nous souhaitons étudier et du taux de croissance r

$$\tau_k = r^{k-1} \tau_1 \quad (10)$$

Par la suite, nous utiliserons cette dernière expression (10) afin de calculer pour une résolution r donnée, l'ensemble des valeurs de τ_k entre τ_{min} et τ_{max} .

Ce nouveau mode de calcul des τ_k nécessite par conséquent de changer également la façon de calculer la largeur des segments b_k . La largeur de chaque segment est maintenant donnée par :

$$b_k = [(1 - \sigma)\tau_k, (1 + \sigma)\tau_k] \quad (11)$$

où σ est l'écart type des ICI, centré sur τ_k . Cet écart type représente la limite supérieure du jitter admissible pour les ICI.

Cette nouvelle définition des largeurs de segment b_k est d'autant plus intéressante qu'elle autorise le recouvrement entre des segments adjacents, ce qui est nécessaire pour des applications réelles où l'ICI dans un train de clics n'est pas parfaitement constant. En effet, en cas de jitter, les différences de TOA entre des paires de clics appartenant à un même train peuvent se trouver réparties sur plusieurs segments d'ICI, ce qui entraîne une diminution de l'amplitude du pic à la valeur τ_k correspondant à l'ICI de ce train. Une première solution pourrait être d'avoir des segments juxtaposés, d'ICI plus large que la largeur du jitter. Cependant, cela entraînerait une dégradation de la résolution des ICI estimés et pourrait empêcher la séparation de trains ayant des ICI très proches. L'autre solution consiste donc à avoir des segments d'ICI qui se recouvrent et ainsi autoriser des paires de clics à se retrouver simultanément dans plusieurs segments b_k adjacents.

L'expression discrète de la fonction ASH s'écrit alors

$$\begin{aligned} D(\tau_k) &= \int_{t_k \in b_k} D(\tau) d\tau \\ &= \sum_{\{(n,m)/(t_n-t_m) \in b_k\}} \exp \frac{2\pi i t_n}{t_n - t_m} \end{aligned} \quad (12)$$

avec n et m deux entiers représentant l'indice des temps d'arrivées des clics.

Si nous appliquons la formule (12) au cas particulier d'un seul train d'ICI égal à p , alors les temps d'arrivées des clics de ce train peuvent s'écrire :

$$t_n = (n + \eta)p, n = 1, 2, \dots, N \quad (13)$$

avec η une constante positive telle que $\eta \times p$ représente le temps d'arrivée absolu du premier clic.

L'équation (12) peut alors s'écrire

$$D(\tau_k) = (N - 1)\delta(\tau_k - p)\exp(2\pi i \eta) + \sum_{l=2}^{N-1} \delta(\tau_k - lp) \frac{\sin(N\pi/l)}{\sin(\pi/l)} e^{\pi i(N+1+2\eta)/l} \quad (14)$$

Le terme $(N - 1)\delta(\tau_k - p)\exp(2\pi i \eta)$ représente la contribution des paires de clics distantes entre elles d'un temps égal à l'ICI, soit $p = \tau_k$. Le module de ce terme est donc $N - 1$. Le second terme représente lui la contribution des paires de clics dont la

différence de temps correspond à un multiple entier de l'ICI. Le module de ce second terme peut être majoré pour chaque harmonique d'indice l par

$$\left| \frac{\sin(N\pi/l)}{\sin(\pi/l)} \right| \leq \frac{1}{\sin(\pi/l)} \leq \frac{l}{2}, l = 2, 3, \dots, N - 1 \quad (15)$$

Comme ce second terme est majoré par une valeur indépendante du nombre de clics N du train, nous voyons alors que plus N est grand, plus le module du terme correspondant aux harmoniques est petit devant celui de l'ICI fondamentale. C'est comme cela que s'exprime le pouvoir de réduction des harmoniques de la méthode proposée.

$D(\tau_k)$ étant à valeur complexe, nous calculons ensuite sa valeur absolue $|D(\tau_k)|$, ce qui permet d'obtenir une représentation s'apparentant à un spectre des ICI. Par la suite, pour simplifier les notations, nous écrivons $D(\tau_k) = D_k$.

2.1.3. Performances de l'algorithme ASH

La figure 1 montre un exemple simple de résultat obtenu avec la fonction ASH (figure de gauche) et le compare avec une autocorrélation classique (figure de droite) dans le cas où trois trains de clics sont entrelacés. La figure de gauche est construite en utilisant l'équation (12). La figure de droite est construite en utilisant une version discrète de l'équation (4). La segmentation de l'axe des τ en valeurs discrètes τ_k et de largeur de segments b_k , respectivement définis par les équations (10) et (11), est la même que pour la fonction ASH. La fonction d'autocorrélation discrète est donc équivalente à la fonction ASH discrète, en remplaçant la somme d'exponentielles complexes par une somme unitaire.

Les ICI des trois trains entrelacés dans cet exemple sont 0,01, 0,014 et 0,022 seconde, ce qui est cohérent avec les valeurs que l'on peut rencontrer chez les dauphins et leur jitter est nul. Les paramètres utilisés pour ces simulations sont résumés dans le tableau 1. Les valeurs de τ_{min} et τ_{max} sont choisies de façon cohérente avec la gamme d'ICI la plus souvent rencontrée chez une majorité d'odontocètes (à l'exception des cachalots) (Au, 1993). Le choix du taux de croissance est lui aussi basé sur la résolution des ICI qu'émettent les mammifères marins. Comme ces derniers sont capables de produire au maximum un clic tous les 1 millièème de seconde nous pouvons supposer que lorsqu'ils émettent des clics plus lents, ils sont également capables d'une telle résolution. Aussi, nous calculons le taux de croissance r de telle sorte qu'entre τ_{max} et la première valeur de τ_k qui lui est strictement inférieure, il y ait au plus 1 milli-seconde. Ceci donne donc $r = \frac{0,2}{0,1990} = 0,5\%$. Le choix de $\sigma = 0,03$ correspond à un jitter variant de 10 % autour de l'ICI moyen. C'est une valeur couramment utilisée dans les articles radar, qui semble également cohérente avec les variations que nous avons pu mesurer sur des trains réels d'odontocètes ou ce qui a été mesuré sur des dauphins *Tursiops truncatus* par Au (1993).

Nous voyons donc sur la figure de gauche, que le spectre des $|D_k|$ présente trois pics à des valeurs de τ_k correspondantes aux ICI des trois trains effectivement entrela-

cés. Nous remarquons également que la fonction ASH a permis de supprimer presque complètement les harmoniques aux autres valeurs de τ_k . À l'inverse, sur la figure de droite nous constatons la présence de nombreux pics de niveaux équivalents. Trois de ces pics correspondent aux ICI fondamentaux des trois trains entrelacés. Ceux-ci sont signalés par des flèches afin d'être plus facilement repérables. Les autres pics présents correspondent effectivement à des harmoniques des ICI fondamentaux. Nous comprenons alors que si on utilise une autocorrélation classique, l'amplitude des fondamentales et des harmoniques reste du même ordre de grandeur, ce qui rend difficile leur distinction.

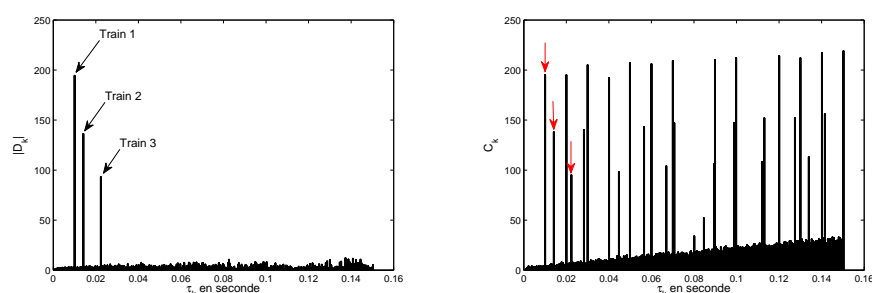


Figure 1. Comparaison entre le spectre de la fonction ASH (à gauche) et le spectre de la fonction autocorrélation (à droite), pour 3 trains de clics d'ICI constants entrelacés. Les ICI des trois trains sont respectivement 0,01 s, 0,014 s et 0,022 s. Les positions des trois trains sont repérées par des flèches

Tableau 1. Paramètres de l'algorithme ASH

Paramètres	Valeurs
$[\tau_{min}, \tau_{max}]$	$[0.001, 0.15]$
r	0.5%
σ	0.15

Cependant, la fonction ASH utilisée comme telle présente des limites lorsqu'elle doit être appliquée sur des données réelles. En effet, ses résultats se dégradent rapidement dès lors qu'un des trains a une durée plus courte que la fenêtre d'observation dans laquelle l'ASH est calculée. Dans une application réelle de bioacoustique, la durée des trains entrelacés peut varier énormément selon ce qu'a réellement émis la source et ce qui a été détecté par le détecteur de clics. Les capacités de détection de ce dernier dépendent du rapport signal sur bruit des clics reçus à l'hydrophone, qui est directement lié à la distance à laquelle se trouve l'animal et également à son orientation par rapport au récepteur, les clics étant fortement directifs. Pour illustrer ce constat nous considérons l'exemple réaliste suivant : nous prenons 5 trains de clics tels que ceux représentés sur la figure 2 et nous appliquons la fonction ASH sur l'ensemble de la fenêtre d'observation. Afin de nous rapprocher de la réalité un jitter de 10 % est appliqué à chacun des trains.

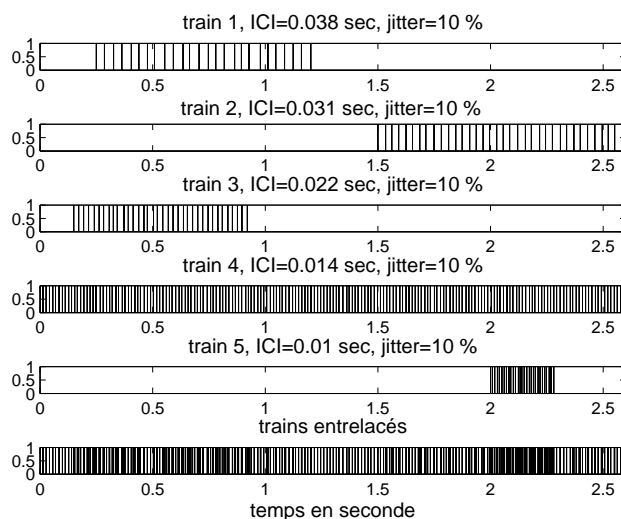


Figure 2. Les cinq premières figures représentent cinq trains de clics émis dans un laps de temps similaire par des sources indépendantes. La sixième figure représente le signal reçu à l'hydrophone. Il est composé des cinq trains précédents entrelacés

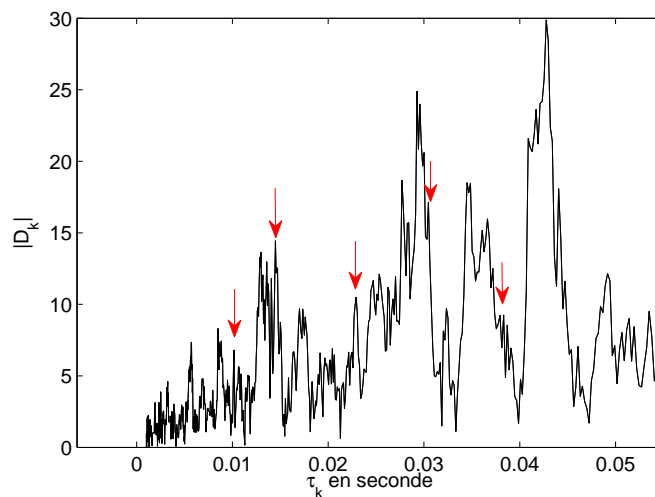


Figure 3. Résultats de l'algorithme ASH

Les résultats de la fonction ASH sont présentés sur la figure 3. Les positions auxquelles nous nous attendons à trouver des pics sont repérées par des flèches. Ces résultats montrent clairement qu'il est beaucoup plus difficile de distinguer les trains et de compter le nombre de sources mélangées. Afin de remédier à ce problème, nous introduisons la notion d'analyse temps-rythme.

2.2. Carte temps-rythme

L'analyse temps-rythme est présentée pour la première fois dans (Nishiguchi, 2005). Comme son nom l'indique, l'analyse temps-rythme consiste à suivre l'évolution de l'ICI des sources entrelacées en fonction du temps et donc d'en déduire le nombre de sources mélangées à chaque instant. Pour cela, nous calculons la fonction ASH sur une fenêtre glissante. Passer de la fonction ASH à l'analyse temps-rythme suit donc la même philosophie que le passage de la transformée de Fourier d'un signal à sa représentation par transformée de Fourier à court terme.

Pour un signal g , le temps-rythme est défini par :

$$D(t, \tau) = \int_{s \in W(t, \tau)} g(s)g(s + \tau) \exp(2\pi i s / \tau) ds \quad (16)$$

où $W(t, \tau) = [t - \nu\tau/2, t + \nu\tau/2]$ est une fenêtre glissante et ν est une constante réelle strictement positive. τ représente toujours l'ICI. L'équation (16) est donc similaire à la fonction ASH (équation (3)) mis à part que l'intégrale est maintenant calculée sur une fenêtre glissante. Le centre de cette fenêtre est situé en t et sa largeur est $\nu\tau$. Nous remarquons donc que la taille de la fenêtre est proportionnelle à l'ICI τ que l'on cherche à détecter. De fait, plus l'ICI que l'on recherche est grand, plus la fenêtre est grande, afin de produire un résultat similaire quel que soit l'ICI.

En substituant (1) dans (16), nous obtenons alors l'expression suivante

$$\begin{aligned} D(t, \tau) &= \sum_{m=2}^N \sum_{n=1}^{m-1} \int_{s \in W(t, \tau)} \delta(s - t_n) \delta(s + \tau - t_m) \exp(2\pi i s / \tau) ds \\ &= \sum_{m=2}^N \sum_{n=1}^{m-1} \delta(\tau - (t_m - t_n)) \exp(2\pi i t_n / \tau) W(t, \tau) \end{aligned} \quad (17)$$

Tout comme pour la fonction ASH, la fonction définie par (17) est discrétisée afin de pouvoir être calculée numériquement. Pour cela, l'axe des τ est divisé en K valeurs discrètes selon l'équation (10). La largeur des segments d'ICI est de nouveau définie par la relation (11). La forme discrète de l'analyse temps-rythme s'écrit donc :

$$D_k(t) = \sum_{\{(n, m) / (t_n - t_m) \in b_k, t_n \in W_k(t)\}} \exp(2\pi i t_n / \tau_k) \quad (18)$$

avec $W_k(t) = W(t, \tau_k)$. Enfin, en calculant $|D_k(t)|$ nous obtenons un spectre des ICI en fonction du temps. Nous avons donc une carte temps-rythme représentant l'évolution du rythme des différents trains entrelacés en fonction du temps.

2.3. Détection des trains de clics

D'après ce que nous avons vu dans les deux parties précédentes, si un train de clics d'ICI τ_k existe dans une fenêtre $W_k(t)$, alors la carte temps-rythme présente un pic en $\tau=\tau_k$. Grâce à l'algorithme ASH présenté précédemment, les harmoniques sont supprimées, ou tout du moins réduites. La détection des trains de clics entrelacés peut ensuite se faire en appliquant un seuil sur la carte temps-rythme. Si $|D_k(t)|$ dépasse ce seuil, cela signifie que le train d'ICI τ_k existe à l'instant t . Ce seuil doit être calculé à partir des statistiques du bruit, c'est-à-dire en considérant le bruit généré sur la carte temps-rythme par les interférences mutuelles entre les trains entrelacés. Lorsque l'on effectue l'analyse temps-rythme, nous pouvons trouver des paires de clics (t_n, t_m) qui satisfont $t_m - t_n \in B_k$ et $t_n \in W_k(t)$, bien qu'aucun des trains de clics présents n'aient un ICI égal à τ_k . Ces paires correspondent donc à des interférences mutuelles et donc à du bruit. Elles entraînent l'ajout de valeurs complexes au résultat de l'analyse temps-rythme. Ces valeurs complexes ont généralement des facteurs de phase différents qui ne s'annulent pas, contrairement aux facteurs des harmoniques. Elles constituent donc un bruit de fond qui peut entraîner de fausses alarmes. Ce bruit peut être modélisé sous l'hypothèse que les temps d'arrivées des clics suivent une loi de Poisson (Nishiguchi, Kobayashi, 2000). En effet, nous pouvons supposer qu'en grande majorité, il n'y a qu'un seul clic arrivant à la fois au niveau de l'hydrophone, que ces arrivées ont lieu avec une certaine fréquence de répétition, qu'elles peuvent avoir lieu à n'importe quel moment et enfin que le temps d'arrivée d'un clic est indépendant du temps d'arrivée du clic précédent. Bien que dans certaines conditions spécifiques les clics d'un ou plusieurs individus différents puissent être dépendants les uns des autres, notamment s'il y a présence de clics issus de réflexions sur la surface ou sur le fond, nous travaillons ici sous l'hypothèse que dans la majeure partie du temps les clics d'individus différents sont indépendants et que la modélisation par un processus de Poisson est acceptable. A partir de ce modèle, on peut déduire pour une probabilité de fausse alarme donnée, le seuil de détection à appliquer sur la carte temps-rythme pour détecter les trains rythmés. Le modèle de bruit utilisé est parfaitement décrit dans (Nishiguchi, 2005). On présente ici les résultats fondamentaux menant à l'obtention d'une expression analytique pour le seuil de détection.

Prenons une valeur d'ICI discrète τ_k arbitraire, son segment b_k associé et une fenêtre glissante $W_k(t)$. Nous supposons que les valeurs obtenues par la fonction ASH dans cette fenêtre sont uniquement des composantes du bruit. Nous supposons également que les clics sont uniformément répartis dans cette fenêtre. Notons ρ la densité des clics dans cette fenêtre et L le nombre de paires de clics (t_n, t_m) pour lesquelles $t_n \in W_k(t)$ et $t_m - t_n \in b_k$. La largeur de la fenêtre étant $\nu\tau_k$, celle-ci contient donc en moyenne $\rho\nu\tau_k$ clics. La largeur du segment b_k étant $\sigma\tau_k$, le nombre moyen de clics dont la différence de temps avec un clic fixe appartient au segment b_k est $\rho b\tau_k$. L'espérance mathématique de L est alors donnée par :

$$E[L] = (\rho\tau_k)^2 b w \quad (19)$$

Pour simplifier les notations, nous écrivons par la suite $E[L] = \lambda$.

Si plusieurs sources indépendantes émettent simultanément, nous pouvons considérer que l'intervalle de temps entre deux clics successifs est un événement aléatoire. Les temps d'arrivées des L clics suivent alors une loi de Poisson de paramètre λ (Papoulis, Pillai, 1991).

Le bruit de la carte temps-rythme peut alors s'écrire :

$$D_N = \sum_{j=1}^L \exp(i\Theta_j) \quad (20)$$

avec $\Theta_j, j = 1, 2, \dots, L$ des variables aléatoires indépendantes uniformément distribuées sur $[0, 2\pi]$.

Nishiguchi (2005) démontre alors que la relation entre le seuil de détection Γ et la probabilité de fausse alarme Pfa peut s'écrire :

$$\begin{aligned} Pfa &= P(|D_N| \geq \Gamma) \\ &= 1 - \Gamma \int_0^\infty \exp(\lambda(J_0(s) - 1)) J_1(\Gamma s) ds \end{aligned} \quad (21)$$

où $J_0(\cdot)$ et $J_1(\cdot)$ sont respectivement les fonctions de Bessel d'ordre 0 et 1.

Pour détecter les trains de clics et supprimer le bruit généré par les interférences, nous pouvons alors calculer le seuil de détection en fonction de λ et Pfa . Nous pouvons donc transformer l'équation (21) sous la forme :

$$\Gamma = h(\lambda, Pfa) \quad (22)$$

En notant $N_k(t)$ le nombre de clics dans la fenêtre glissante $W_k(t)$, la densité instantanée de clics est

$$\rho = \frac{N_k(t)}{\nu \tau_k} \quad (23)$$

et l'expression de λ devient alors

$$\lambda = \frac{N_k^2(t)b}{\nu} \quad (24)$$

Nous pouvons donc calculer un seuil instantané dans chaque segment d'ICI

$$\Gamma_k(t) = h\left(\frac{N_k^2(t)b}{\nu}, Pfa\right) \quad (25)$$

Ce seuil s'adapte à chaque instant, d'une part au segment d'ICI étudié et d'autre part au nombre de clics présents dans le signal.

3. Application sur données simulées

3.1. Cas de trains d'ICI quasi constants

La carte temps-rythme est calculée pour les trains de clics entrelacés que nous avons précédemment décrits sur la figure 2. Les paramètres de l'algorithme sont résumés dans le tableau 2. Nous conservons les mêmes valeurs de τ_{min} , τ_{max} , r et σ pour les mêmes raisons qu'évoquées précédemment. Le choix de la valeur de ν est discuté dans (Nishiguchi, 2005). Cet article tend à démontrer que la détection des trains est la meilleure lorsque la longueur de la fenêtre glissante est de taille équivalente à la taille du train de clics à détecter. Il est bien sûr impossible de savoir combien de clics un animal va émettre. Plusieurs essais nous ont permis de voir qu'une valeur de ν égale à 10 permet à la fois de pouvoir suivre les variations naturelles des rythmes des clics d'odontocètes et de lisser quelque peu les effets du jitter. La Pfa a été choisie de manière empirique après différents essais sur les données simulées et réelles.

Tableau 2. Paramètres de l'algorithme d'analyse temps-rythme

Parametres	Valeurs
$[\tau_{min}, \tau_{max}]$	[0.001, 0.15]
r	0.5%
σ	0.15
ν	10
Pfa	10^{-4}

La figure 4 présente la carte temps-rythme obtenue pour les cinq trains de clics entrelacés en utilisant l'équation (12). Cette figure montre l'évolution des $|D_k|$ en fonction du temps. Nous observons sur cette carte que des maximums locaux existent aux temps et aux ICI des trains de clics entrelacés. Nous voyons cependant que plus τ augmente, plus il y a de bruit généré à cause des interférences mutuelles entre des paires de clics de différents trains. Cette augmentation des interférences s'explique en premier lieu par le fait que plus τ_k augmente, plus la taille de la fenêtre glissante augmente et donc plus on associe des paires de clics issues de différents trains. Ce bruit est d'autant plus accentué lorsque des trains d'ICI faibles et d'ICI rapides se retrouvent dans la même fenêtre comme on le voit entre 1,5 seconde et 2,5 secondes sur la figure 4. En effet, dans un tel cas, il est possible que la différence entre les temps d'arrivées d'un clic du train lent et de plusieurs clics du train rapide se retrouvent dans le même segment b_k .

La figure 5 montre les détections obtenues en appliquant le seuil (25) avec une Pfa de 10^{-4} sur la carte de la figure 4. Nous voyons parfaitement apparaître la présence de 5 trains de clics. Les temps de débuts et de fin des détections, ainsi que les segments d'ICI ayant donné ces détections correspondent parfaitement aux caractéristiques des trains entrelacés.

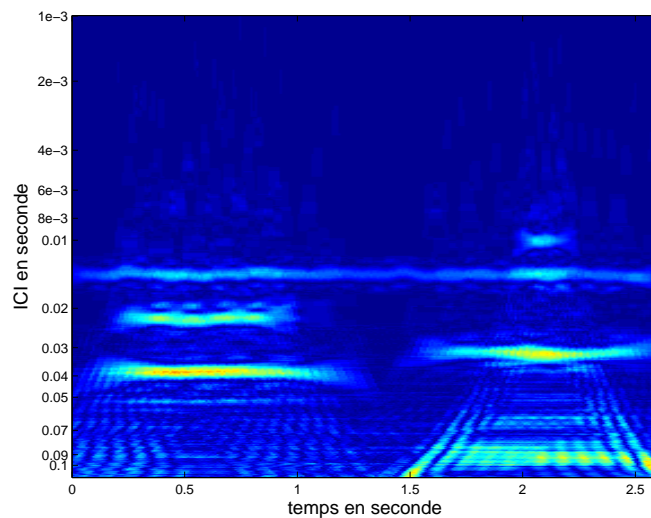


Figure 4. Carte temps-rythme représentant l'amplitude de la fonction ASH en fonction du temps (en abscisse) et de l'ICI τ_k en ordonnée, soit $|D_k(t)|$

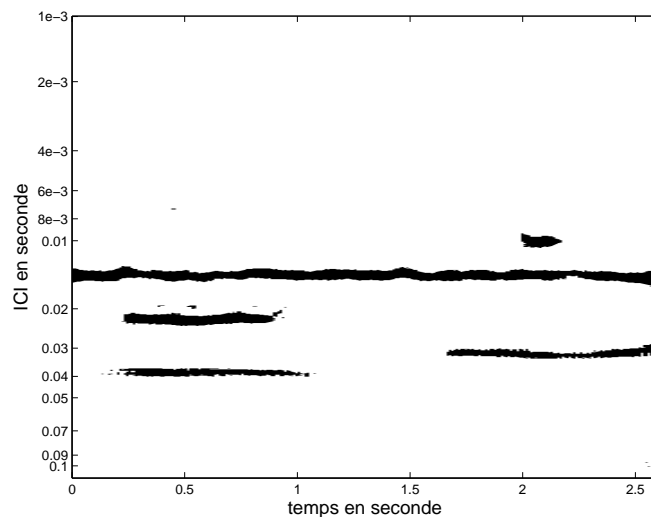


Figure 5. Carte temps-rythme des trains détectés représentant en noir les valeurs de $|D_k(t)|$ telles que $|D_k(t)| \geq \Gamma_k(t)$. Les 5 trains entrelacés sont repérés avec les indices correspondant aux trains présentés sur la figure 2

3.2. Cas de trains avec ICI variant au cours du temps

Les odontocètes font varier le rythme de leurs clics au cours du temps en fonction de leur activité. Nous allons donc simuler des trains dont le rythme varie fortement au cours du temps, afin d'évaluer le comportement de l'algorithme. Les caractéristiques des cinq trains générés sont données dans le tableau 3. Trois d'entre eux ont, comme précédemment, un ICI constant altéré par un jitter afin de modéliser les variations naturelles des animaux lorsqu'ils sont dans une activité de type localisation. Les deux autres trains voient eux leurs ICI respectifs modulés par une fonction cosinus. La fonction cosinus permet de simuler des accélérations et des décélérations du rythme. De tels trains ont lieu lorsque les odontocètes chassent une proie. Les valeurs d'ICI choisies dans ces simulations sont des valeurs réalistes, compatibles avec celles que l'on peut rencontrer chez plusieurs espèces d'odontocètes. Avec ces simulations, nous mélangeons différents degrés de difficultés que l'on peut retrouver en bioacoustique sous-marine comme nous le verrons par la suite sur des exemples concrets.

Tableau 3. Caractéristiques des cinq trains de clics simulés

<i>Train</i>	<i>Type</i>	<i>ICI</i>	<i>Jitter</i>	<i>Amplitude</i>	<i>Frequence</i>
<i>Train1</i>	<i>constant</i>	<i>0.05sec</i>	<i>10%</i>		
<i>Train2</i>	<i>constant</i>	<i>0.08sec</i>	<i>10%</i>		
<i>Train3</i>	<i>constant</i>	<i>0.12sec</i>	<i>10%</i>		
<i>Train4</i>	<i>oscillant</i>	<i>0.02sec</i>	<i>0%</i>	$\pm 0.011sec$	$0.1Hz$
<i>Train5</i>	<i>oscillant</i>	<i>0.01sec</i>	<i>0%</i>	± 0.005	$0.035Hz$

La figure 6 représente la carte temps-rythme obtenue pour les trains décrits dans le tableau 3, en utilisant l'équation (12). Nous pouvons déjà observer sur cette carte les trains de clics qui ont effectivement été générés. Nous remarquons de nouveau que plus τ augmente, plus il y a de bruit généré à cause des interférences mutuelles entre des paires de clics de différents trains. Egalement, le bruit est accentué lorsqu'il s'agit d'interférences entre un train relativement lent et un train très rapide, comme nous le voyons entre 8,5 et 10,5 secondes. L'utilisation du seuil défini par l'équation (25) permet de supprimer une majorité de ce bruit de fond comme on le voit sur la figure 7. Nous pouvons ainsi parfaitement observer la présence de cinq trains, à savoir les trois trains d'ICI constants, ainsi que les deux trains ayant un rythme modulé. Les temps de début et de fin de chacun des trains correspondent aux signaux simulés, de même pour les valeurs d'ICI détectés.

4. Application sur données réelles

4.1. Présentation des données

Les signaux utilisés pour valider l'algorithme temps-rythme sur des données réelles ont été enregistrés à l'ouest de la presqu'île du Cotentin (France). Ces enregistrements ont été réalisés depuis un bateau pneumatique léger au moyen d'un hydrophone et

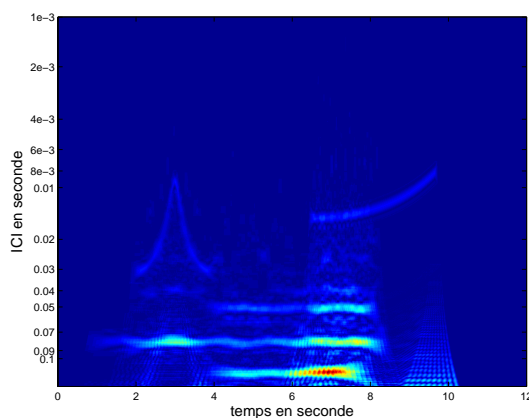


Figure 6. Carte temps-rythme représentant l'amplitude de la fonction ASH en fonction du temps (en abscisse) et de l'ICI τ_k en ordonnée, soit $|D_k(t)|$

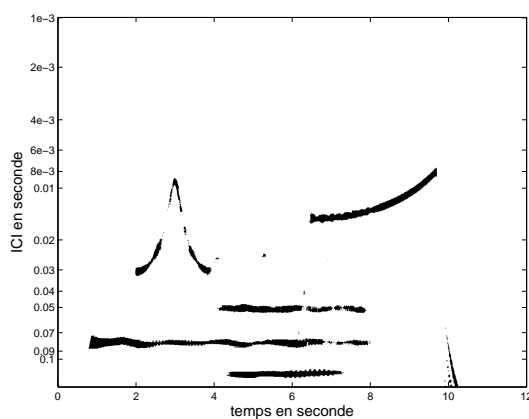


Figure 7. Carte temps-rythme des trains détectés représentant en noir les valeurs de $|D_k(t)|$ telles que $|D_k(t)| \geq \Gamma_k(t)$. Les 5 trains entrelacés sont repérés avec les indices correspondant aux trains présentés dans le tableau 3

d'un enregistreur numérique ayant une fréquence d'échantillonnage de 96 kHz. Les clics enregistrés ont été produits par des grands dauphins (*Tursiops truncatus*), dont la présence a été confirmée par des observations visuelles à une distance approximative de 10 mètres et dans une hauteur d'eau inférieure à 5 mètres. Les dauphins étaient en groupes de 3 à 10 individus. Pour séparer les trains, la fonction ASH utilise les temps d'arrivées de clics. Ces temps d'arrivées peuvent être obtenus en utilisant un détecteur de clic standard (Gervaise *et al.*, 2010 ; Kandia, Stylianou, 2006).

Afin de séparer ces trains, l'algorithme temps-rythme conserve les valeurs de τ_{min} , τ_{max} , ν et la Pfa utilisé dans les simulations précédentes. Seule la valeur de σ est modifiée et passe de 0.03 à 0.1, ce qui permet d'accepter un plus grand jitter pour les clics naturels étudiés ici.

4.2. Résultats

La figure 8 représente l'énergie instantanée d'un segment de 12 secondes de données réelles. Ce segment contient simultanément les clics de deux dauphins. Les clics de chacun d'entre eux sont encadrés sur la figure 8. Nous voyons ainsi qu'ils pourraient être facilement distingués par un opérateur visuel, car ils sont d'amplitudes très différentes et ont des rythmes bien distincts.

Les figures 9 et 10 présentent la carte temps-rythme avant et après le seuil de détection d'équation (25), en ne s'appuyant que sur les temps d'arrivées de ces clics. Dans ce premier exemple, les deux trains sont visibles sur la carte temps-rythme et parfaitement détectés par la fonction de seuillage. La détection permet de voir au final qu'un des deux dauphins génère un train d'ICI moyen égal à 0,17 seconde et divisé en deux parties. Une première séquence commençant à 563 secondes et se terminant à 566 secondes. Puis une seconde séquence de clics s'étendant de 568 à 576 secondes. Le second dauphin émet deux trains ayant des rythmes accélérant dont l'ICI varie de 0,05 seconde à 0,02 seconde. En revanche, le segment très énergétique d'ICI 0,2 seconde entre les temps 573 et 575 secondes sur la figure 9 correspond à du bruit. La comparaison entre la figure 8 et la figure 10 montre une correspondance parfaite entre ce qui a été émis par les deux animaux présents et ce que l'analyse temps-rythme a révélé.

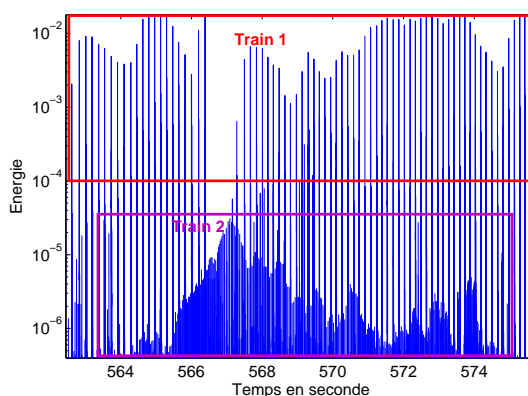


Figure 8. Énergie instantanée des deux trains de clics entrelacés. Chaque pic correspond à une impulsion. On distingue le train du premier animal qui a un rythme lent et une énergie de grande amplitude, du train du second animal qui a un rythme rapide et une énergie de faible amplitude

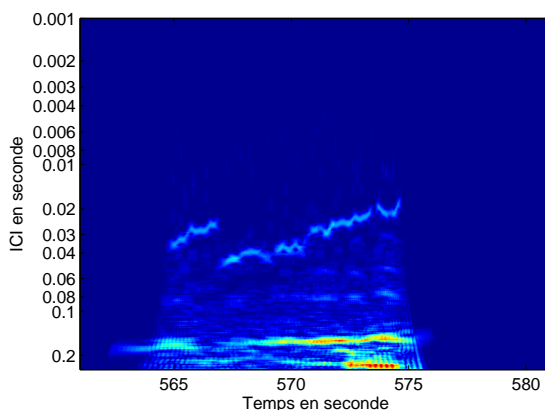


Figure 9. Carte temps-rythme représentant l'amplitude de la fonction ASH en fonction du temps (en abscisse) et de l'ICI τ_k en ordonnée, soit $|D_k(t)|$

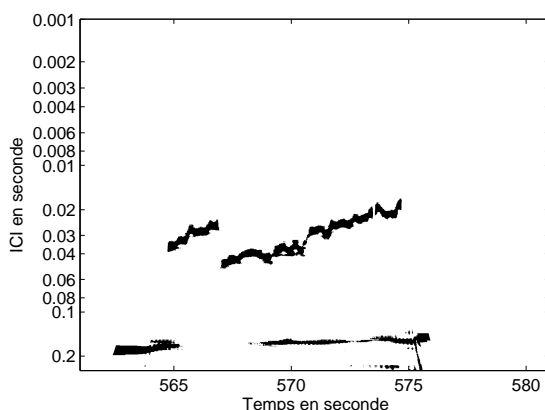


Figure 10. Carte temps-rythme des trains détectés représentant en noir les valeurs de $|D_k(t)|$ telles que $|D_k(t)| \geq \Gamma_k(t)$.

Dans le second exemple présenté sur la figure 11 et la figure 12, 6 segments rythmés sont détectés avec en permanence 3 à 4 trains entrelacés. Nous voyons également que le bruit dû aux interférences entre les trains a généré un nombre plus important de fausses alarmes entre 250 et 252 secondes. Ces interférences sont causées par le mélange des deux trains lents avec le train rapide. L'analyse du signal brut par un opérateur a permis de confirmer la présence de quatre animaux émettant des clics ICI correspondant à ceux trouvés par l'algorithme d'analyse temps-rythme. Enfin, les temps de début et de fin de ces 6 segments coïncident bien avec les temps d'émissions et de pauses des grands dauphins. Ces résultats permettent donc de valider la méthode proposée pour la séparation des clics d'odontocètes.

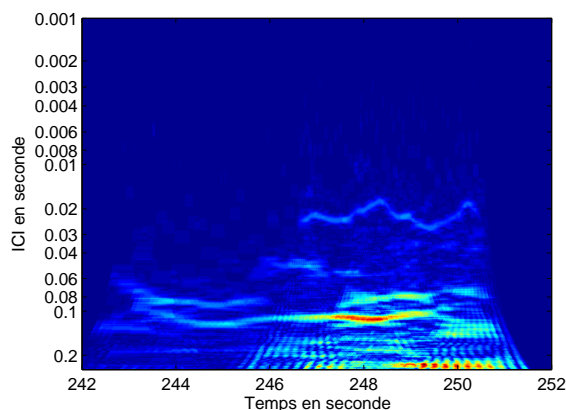


Figure 11. Carte temps-rythme représentant l'amplitude de la fonction ASH en fonction du temps (en abscisse) et de l'ICI τ_k en ordonnée, soit $|D_k(t)|$

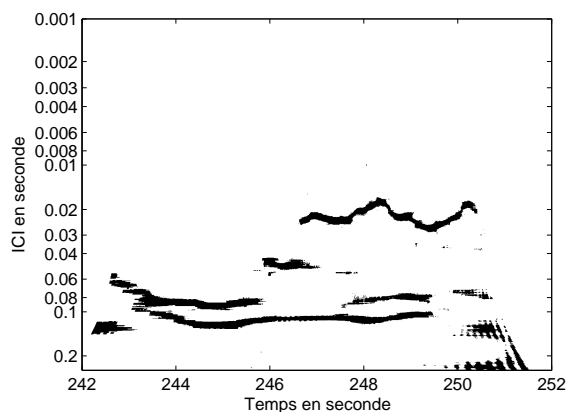


Figure 12. Carte temps-rythme des trains détectés représentant en noir les valeurs de $|D_k(t)|$ telles que $|D_k(t)| \geq \Gamma_k(t)$

5. Conclusions

Un algorithme permettant de suivre l'évolution du rythme de trains de clics de plusieurs odontocètes simultanément a été présenté. Il fournit une représentation équivalente à une représentation temps fréquence en donnant à intervalle de temps régulier les valeurs des ICI des trains de clics entrelacés. Pour cela, il s'appuie sur un algorithme d'autocorrélation à valeur complexe qui calcule la différence entre les temps d'arrivées des clics mélangés et compte l'occurrence de ces différences de temps en additionnant des exponentielles complexes. Ceci permet de mettre en avant les différences de temps correspondant aux ICI fondamentaux des trains entrelacés, et surtout

de supprimer les harmoniques. Une fonction de seuillage a également été proposée afin de supprimer le bruit de fond généré par les interférences mutuelles entre les différents trains entrelacés.

Des tests sur données simulées et une validation sur des trains de clics réels enregistrés en mer ont permis de montrer le bon fonctionnement de la méthode proposée pour séparer, compter et suivre l'évolution du rythme des trains de clics.

Cette méthode ne s'appuie que sur la différence entre les temps d'arrivées des clics. Elle est donc indépendante de l'espèce d'odontocète qui émet le train, sous réserve toutefois, que celui-ci émette un train rythmé, c'est-à-dire que les ICI de plusieurs clics consécutifs aient le même ordre de grandeur. Nous avons pu vérifier sur d'autres espèces telles que les bélugas, les cachalots, les morses ou les chants de baleines boréales, que la méthode proposée dans ce papier est générique. Des simulations ont notamment permis de constater que les paramètres utilisés dans cet article comme le jitter admissible σ ou la Pfa sont adaptés à une majorité d'odontocètes. Seul l'intervalle $[\tau_{min} \tau_{max}]$ nécessite d'être modifié selon que l'on cherche à étudier les trains de clics d'odontocètes ayant un petit ICI tels que les dauphins ou ceux ayant un ICI plus important comme les cachalots.

Remerciements

Les auteurs remercient F. Gally, Groupe d'Étude des Cétacés du Cotentin, et L. Di Iorio, ENSTA Bretagne, pour la mise à disposition des moyens nautiques et leur soutien à la réalisation du recueil des données réelles.

Bibliographie

- Andre M., Kamminga C. (2000). Rhythmic dimension in the echolocation click trains of sperm whales: A possible function of identification and communication. *J. Marine Biological Association of the UK*, vol. 80, n° 01, p. 163–169.
- Au W. (1993). *The sonar of dolphins*. Springer, New York.
- Au W., Hastings M. (2008). *Principles of marine bioacoustics* (M. Acoustics, S. Processing, Eds.). Springer.
- Baggenstoss P. (2011). Separation of sperm whale click-trains for multipath rejection. *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 129, p. 3598.
- Caudal F., Glotin H. (2008a). High level automatic structuration of ocean passive data: From click sequence modulations to whale behavior analyses. In *New trends for environmental monitoring using passive systems*, p. 1–7.
- Caudal F., Glotin H. (2008b). Multiple real-time 3d tracking of simultaneous clicking whales using hydrophone array and linear sound speed profile. In *Icassp'08*, p. 2441–2444.
- Gervaise C., Barazzutti A., Busson S., Simard Y., Roy N. (2010). Automatic detection of bioacoustics impulses based on kurtosis under weak signal to noise ratio. *Appl. Acoust.*, vol. 71, p. 1020-1026.

- Giraudet P., Glotin H. (2006). Real-time 3d tracking of whales by echo-robust precise tdoa estimates with a widely-spaced hydrophone array. *Appl. Acoust.*, vol. 67, n° 11-12, p. 1106–1117.
- Hildebrand J. (2004). *Impacts of anthropogenic sound on cetaceans*. Rapport technique. International Whaling Commission Scientific Committee SC/56/E.
- Hirotsu R., Yanagisawa M., Ura T., Sakata M., et al. (2010). Localization of sperm whales in a group using clicks received at two separated short baseline arrays. *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 127, p. 133.
- Kandia V., Stylianou Y. (2006). Detection of sperm whale clicks based on the teager–kaiser energy operator. *Appl. Acoust.*, vol. 67, n° 11, p. 1144–1163.
- Laplanche C., Adam O., Lopatka M., Motsch J.-F. (2005). Male sperm whale acoustic behavior observed from multipaths at a single hydrophone. *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 118, p. 2677.
- Mahdavi A., Pezeshk A. (2011). A fast enhanced algorithm of pri transform. In *Parelec'11*, p. 179–184.
- Mardia H. (1989). New techniques for the deinterleaving of repetitive sequences. In *Iee proc. of radar and signal processing*, vol. 136, p. 149–154.
- Mellinger D., Stafford K. (2007). An overview of fixed passive acoustic observation methods for cetaceans. *Oceanography*, vol. 20, n° 4, p. 36.
- Milojevic D., Popovic B. (1992). Improved algorithm for the deinterleaving of radar pulses. In *Iee proc. of radar and signal processing*, vol. 139, p. 98–104.
- Morrissey R., Ward J., DiMarzio N., Jarvis S., Moretti D. (2006). Passive acoustic detection and localization of sperm whales (*physeter macrocephalus*) in the tongue of the ocean. *Appl. Acoust.*, vol. 67, n° 11, p. 1091–1105.
- Nelson D. (1993). Special purpose correlation functions for improved signal detection and parameter estimation. In *Icassp'93*, vol. 4, p. 73–76.
- Nishiguchi K. (1983). A new method for estimation of pulse repetition intervals. In *National convention record of ieece of japan*.
- Nishiguchi K. (2005). Time-period analysis for pulse train deinterleaving. *Trans. Computers of the Society of Instrument and Control Engineers*, vol. E-4, p. 68–78.
- Nishiguchi K., Kobayashi M. (2000). Improved algorithm for estimating pulse repetition intervals. *IEEE Trans Aerospace and Electronic Systems*, vol. 36, n° 2, p. 407–421.
- Nosal E., Frazer L. (2007). Sperm whale three-dimensional track, swim orientation, beam pattern, and click levels observed on bottom-mounted hydrophones. *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 122, p. 1969.
- Papoulis A., Pillai S. (1991). *Probability, random variable and stochastic processes* (vol. 3). McGraw-Hill, New York.
- Perrin W., Würsig B., Thewissen J. (2008). *Encyclopedia of marine mammals* (A. press, Ed.). Academic Press.
- Roy N., Simard Y., Gervaise C. (2010). 3d tracking of foraging belugas from their clicks: Experiment from a coastal hydrophone array. *Appl. Acoust.*, vol. 71, n° 11, p. 1050–1056.

- Schaar M. van der. (2009). *An acoustic bio-metric for sperm whales*. Thèse de doctorat non publiée, Universitat polytechnica de catalunya.
- Simard P., Hibbard A., McCallister K., Frankel A., et al. (2010). Depth dependent variation of the echolocation pulse rate of bottlenose dolphins (*tursiops truncatus*). *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 127, n° 1, p. 568–578.
- Ward J., Morrissey R., Moretti D., DiMarzio N., et al. (2008). *Passive acoustic detection and localization of mesoplodon densirostris (blainville's beaked whale) vocalization using distributed bottom-mounted hydrophones in conjunction with a digital tag (dtag) recording*. Rapport technique. DTIC Document.
- Weilgart L. S. W. L. S. (2007). The impacts of anthropogenic ocean noise on cetaceans and implication for management. *Canadian Journal of Zoology*, vol. 85, p. 1091-1116.
- Wiley R. (1993). *Electronic intelligence: The analysis of radar signals*. Artech House, Boston.

Olivier Le Bot est doctorant au GipsaLab (UMR 5216) dans le département image et signal et à l'ENSTA Bretagne au pôle Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication (STIC). Ses travaux portent sur le traitement du signal et l'acoustique sous-marine. Il s'intéresse plus particulièrement à la détection, la localisation et la classification des mammifères marins par acoustique passive.

Cédric Gervaise chercheur à l'ENSTA Bretagne de 1999 à 2011 puis au GipsaLab de 2011 à 2013, il est co-titulaire de la chaire d'excellence CHORUS, fondation partenariale Grenoble INP, 2013-2017. Ses thèmes de recherche sont : le traitement du signal, le monitoring des environnements naturels par acoustique passive et l'écologie des paysages acoustiques.

Jérôme Mars est professeur des universités à Grenoble-INP, directeur adjoint du laboratoire GipsaLab (UMR 5216) et responsable du département Images - Signal. Ses axes de recherches concernent le traitement du signal et les géosciences, plus particulièrement les méthodes de séparation de sources, d'analyses temps-fréquence généralement appliquées à des signaux d'acoustique et/ou de géosciences. Il est membre des sociétés IEEE, EAGE.

Julien Bonnel est enseignant-chercheur à l'ENSTA Bretagne (Lab-STICC) à Brest. Ses recherches en traitement du signal et acoustique sous-marine portent sur l'analyse temps-fréquence, la détection/localisation de source, l'inversion géoacoustique et la tomographie océanique ; ainsi que sur le monitoring passif de l'environnement marin et la bioacoustique. Il est membre des sociétés IEEE et ASA.