HAL open science

Détection, localisation, caractérisation de transitoires acoustiques sous-marins

Olivier Le Bot

To cite this version:

Olivier Le Bot. Détection, localisation, caractérisation de transitoires acoustiques sous-marins. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Grenoble, 2014. Français. NNT : . tel-01095572v1

HAL Id: tel-01095572

https://theses.hal.science/tel-01095572v1

Submitted on 15 Dec 2014 (v1), last revised 23 Nov 2015 (v3)

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 GRENOBLE

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Terre, Univers, Environnement**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par
Olivier Le Bot

Thèse dirigée par **Cédric Gervaise** et
codirigée par **Jérôme I. Mars**
et par **Julien Bonnel**

préparée au sein des laboratoires
Grenoble, Image, Parole, Signal, Automatique (Gipsa-lab) et
Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication - ENSTA Bretagne (STIC)
dans **l'école doctorale Terre Univers Environnement (TUE)**

Détection, localisation, caractérisation de transitoires acoustiques sous-marins

Thèse soutenue publiquement le **9 Octobre 2014**,
devant le jury composé de :

M. Jean BRAUN
Professeur, ISTERRE, Université Joseph Fourier, Président
M. Hervé GLOTIN
Professeur, LSIS, IUF, Université Sud Toulon Var, Rapporteur
M. Alexandru SERBANESCU
Professeur, Académie Technique Militaire de Bucarest, Rapporteur
M. Yves DOISY
Expert SONAR, PhD, Thales Underwater Systems, Examinateur
Mme. Carole NAHUM
ICT IIIA, PhD, DGA, Direction Scientifique, Examinateur
M. Cédric GERVAISE
Chercheur, HDR, Gipsa-lab, Chaire CHORUS, Directeur de thèse
M. Jérôme I. MARS
Professeur, Gipsa-lab, Grenoble INP, Co-Directeur de thèse
M. Julien BONNEL
Enseignant-Chercheur, Lab-STICC, ENSTA Bretagne, Encadrant

UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

ÉCOLE DOCTORALE TUE

Terre Univers Environnement

T H È S E

pour obtenir le titre de

docteur en sciences

de l'Université de Grenoble

Mention : Terre, Univers, Environnement

Présentée et soutenue par

Olivier LE BOT

Détection, Localisation, Caractérisation de transitoires acoustiques sous-marins

Thèse dirigée par Cédric Gervaise
co-dirigée par Jérôme I. Mars
et par Julien Bonnel

préparée au laboratoire Grenoble, Image, Parole, Signal, Automatique (Gipsa-lab) et au laboratoire Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication - ENSTA Bretagne (STIC)

soutenue le 9 Octobre 2014

Jury :

Président :	M. Jean BRAUN	-	ISTERRE, Université Joseph Fourier
Rapporteurs :	M. Hervé GLOTIN	-	LSIS, IUF, Université Sud Toulon Var
	M. Alexandru SERBANESCU	-	Académie Technique Militaire de Bucarest
Examinateurs :	M. Yves DOISY	-	Thales Underwater Systems
	Mme. Carole NAHUM	-	DGA, Direction Scientifique
Directeur :	M. Cédric GERVAISE	-	Gipsa-lab, Chaire CHORUS
Co-Directeur :	M. Jérôme I. MARS	-	Gipsa-lab, Grenoble INP
Encadrant :	M. Julien BONNEL	-	Lab-STICC, ENSTA Bretagne

Remerciements

J'aimerais tout d'abord adresser mes remerciements à mes directeurs de thèse : Cédric Gervaise, Jérôme Igor Mars et Julien Bonnel. Un grand merci à Cédric de m'avoir initié aux chants des baleines quand je n'étais encore qu'un jeune étudiant, puis de m'avoir repris dans son équipe de recherche après mon escapade de deux années auprès de la petite sirène de Copenhague. Merci pour la confiance, la liberté et le soutien que tu m'as accordés tout au long de ces années. Merci enfin de m'avoir permis de voyager, de m'avoir fait découvrir le plus gros Club Sandwich de l'Est du Québec et les couchers de soleil du Rocher Blanc. Tu me diras quel chandail ou quelle bobette des Canadiens de Montréal ("Go Habs Go !") tu n'as pas encore dans ta garde-robe, que je te rapporte ça la prochaine fois que je rentrerai.

Merci à Jérôme d'avoir accepté le breton à la tête dure que je suis, dans ton équipe. Merci d'avoir égayé les moments difficiles de la thèse avec ta "positive attitude", ton optimisme débordant, tes chemises fleuries et tes annecdotes de plongeur de l'extrême ! Quand est-ce qu'on va poser des hydrophones dans la Mer Rouge pour t'écouter faire des bulles ?

Merci à Julien pour ton soutien et tes conseils, pour ta pratique du JIM, pour tes relectures attentives des proceedings de conf., pour tes T-Shirt aux motifs...inattendus, tes goûts musicaux incompris et tes tentatives d'explication du fonctionnement de la théière de la salle à café.

Merci à tous les membres du jury d'avoir accepté de se pencher sur mes travaux. Merci à mes rapporteurs Hervé Glotin et Alexandru Serbanescu, à mes examinateurs Carole Nahum et Yves Doisy pour leurs remarques constructives sur lesquelles je vais pouvoir m'appuyer dans mes recherches à venir. Merci enfin à Jean Braun d'avoir accepté de présider ce jury et d'avoir osé poser une question, bien que mon sujet de thèse soit fortement éloigné de son domaine de prédilection.

Je remercie également Yvan Simard de m'avoir accueilli six mois dans son laboratoire de Rimouski, de m'avoir donné accès à toutes ces données uniques dont il dispose et sur lesquelles j'ai passé de longues heures et bon nombre de mes soirées d'hiver à annoter une dizaine de milliers de clics de bélugas. Merci également pour ta gentillesse et ton hospitalité, pour les bonnes adresses de crèmeries sur la route 132 entre Québec et Rimouski, pour les bleuets du Lac-Saint-Jean et les fromages québécois. Merci surtout de m'accepter encore quelques mois supplémentaires dans ton équipe, pour que je puisse continuer de développer mes idées farfelues de signaliste et à les appliquer sur tes données.

Merci à Odile Gérard et à Dominique Fattaccioli pour leurs encouragements et leur enthousiasme lors de nos meetings Toulonnais. Un grand merci de m'avoir donné l'occasion de participer à une campagne acoustique en Mer Méditerranée. Ces occasions sont trop rares pour qu'on les refuse !

Merci aux membres de l'équipe AP de l'ENSTA Bretagne, et en premier lieu à Bazile Kinda, mon éternel co-bureau à Brest et à Rimouski, dont le nom latin *Basilosaurus rastafarus*

borealis résume bien l'étendue de ses multiples talents. Merci pour ces après-midi passées au son des reggae-men africains, et pour toutes ces bières qu'on a pu boire ensemble au Baro et au B&M. Merci à Florent Le Courtois de l'école d'acoustique brestoise du Docteur Touré et à son disciple Yann Le Gall. Merci à François Xavier pour le support technique sur le cluster de calcul de l'équipe que j'ai mis à rude épreuve. Merci aux membres de l'équipe IDM rencontrés lors des pauses-café, et dont les explications multiples et éclairées sur les modèles de modèles de méta-modèle pour la modélisation des systèmes de système ne m'ont toujours pas permis de comprendre sur quoi ils travaillaient concrètement !

Je remercie également tous les "chums" que j'ai pu me faire à l'ISMER pour ces bons moments partagés ensemble : Nathalie Roy pour ta gentillesse et nos échanges sur la chasse à l'orignal, Sylvain Gautier, dit le petit Sylvain, pour ta *cool attitude*, Manuella Conversano et tes talents cachés de contrebassiste, Sahar pour ta bonne humeur et ton humour, Jesica et Nacho qui ont essayé de m'initier à la Salsa et au Merengue (n'a pas le rythme argentin dans la peau qui veut !), Amin pour les lunches partagés, Paqui pour cette aurore boréale vue un soir d'octobre du haut du Pic Champlain qu'on n'est pas près d'oublier et pour avoir validé ma recette de tortilla espagnole.

La thèse c'est aussi tous les moments passés en dehors du labo à essayer d'oublier que l'on fait une thèse ! Et pour tous ces moments je remercie les Zicos de *QYAP8* : Mat, JB, Ben, Camille, Tanguy, Clie, Vincent, et toute la bande des *Copains d'Abord* pour ces concerts délirants à travers le Finistère. Je remercie aussi tous ceux qui m'ont permis de courir les bois chaque weekend : Éric avec ses poilus et ses chevreuils, Stéphane, Caroline et leurs blancs et noirs pour m'avoir initié au lièvre, tous les toutous du RA, les cerfs de la Hunaudaye et de Lanouée.

Pêle-Mêle, je remercie aussi Julie "Johnny" Lossent et Delphine Mathias pour les pauses-café à GIPSA, Flo Dadouchi pour ta personnalité unique, Flo Aulanier, mon futur co-bureau, pour ton ouverture d'esprit scientifique, Alexis pour oser détecter les baleines par SONAR actif, Cornel et Cindy de la team RPA. Je remercie aussi mes colocataires grenoblois et rimouskois, ainsi que tous ceux qui m'ont hébergé ponctuellement au cours de ces trois années : Thierry, Myriam, Mickael, Maria, Sara, Annaël, son chat Crassou, et bien d'autres !

Cette thèse n'aurait pas eu la même saveur sans celle qui m'a appris à parler et à comprendre le québécois presque couramment ! Merci à toi Carole-Anne pour tout ce que tu m'as apporté ces dernières années, pour m'avoir supporté quand je *capotais*, pour avoir enduré ces six maudites heures de décallage horaire puis ces maudits 6000 km qui nous séparaient, pour m'avoir attendu tout ce temps et pour m'avoir fait confiance. Merci aussi d'avoir accepté de te laisser traîner dans tout un tas d'activités que seuls les touristes français font au Québec ! Pour tout cela, merci du fond du coeur.

Enfin, je remercie mes parents pour leur soutien indéfectible au cours de ces longues années d'études. Merci à mon papa de m'avoir donné, consciemment ou inconsciemment, ce goût pour les sciences en général, et pour l'acoustique et le son en particulier. Merci pour les heures passées à relire mon manuscrit à la recherche des fautes d'orthographe cachées. Merci à ma maman pour le soutien culinaire et les nombreux aller-retours à l'aéroport ! Merci à ma petite soeur pour ses encouragements.

Table des matières

Table des sigles et acronymes **v**

Introduction **1**

1 Description du paysage acoustique sous-marin par monitorage acoustique passif **7**

1.1 Le monitorage par acoustique passive 8

1.2 Les paysages acoustiques sous-marins 9

1.3 La production sonore des cétacés 16

1.4 Conclusion 28

2 Détection de trains de clics d'odontocètes par analyse du rythme **29**

2.1 Introduction 29

2.2 Détection et séparation d'impulsions : état de l'art 31

2.3 Algorithme RACESS 33

2.4 Performances 44

2.5 Exemples d'applications 53

2.6 Discussion 61

2.7 Conclusions 63

3 Représentation et étude des transitoires par analyse des récurrences de phases : état de l'art **65**

3.1 Introduction 65

3.2 Construction du RPA 66

3.3 Interprétation 76

3.4 Choix des degrés de liberté 79

3.5 Conclusions 86

4 Détection de transitoires par RPA **91**

4.1 Introduction 91

4.2 Détection de transitoires par RPA 93

4.3 Performances du détecteur 105

4.4 Mise en oeuvre sur données réelles 119

4.5 Conclusion 127

5 Une approche de la localisation et de la caractérisation des transitoires par RPA **129**

5.1 Introduction 129

5.2 Caractérisation des transitoires par RPA 131

5.3 Calcul de TDOA par RPA 153

5.4 Conclusion 162

Conclusions **169**

A Production de trains de clics par les bélugas **175**

A.1 Matériels et méthodes 175

A.2 Résultats 176

A.3 Conclusion 179

B Influence des degrés de liberté du RPA **181**

B.1 Dimension de l'espace des phases m 181

B.2 Seuil de détection ε 192

Bibliographie **199**

Table des sigles et acronymes

ICI	*Intervalle inter-clic ou Inter-Click-Interval*
PAM	*Monitorage acoustique passif ou Passive Acoustic Monitoring*
RPA	*Analyse par récurrence des phases ou Recurrence Plot Analysis*
CRPA	*Analyse des récurrences de phases croisées ou Cross Recurrence Plot Analysis*
TOA	*Temps d'arrivée ou Time Of Arrival*
TDOA	*Différence de temps d'arrivée ou Time Difference Of Arrival*
DOA	*Direction d'arrivée ou Direction Of Arrival*
RQA	*Quantificateurs de récurrences ou Recurrence Quantification Analysis*
FAN	*Nombre fixe de voisins les plus proches ou False Amount of Nearest Neighbours*
COR	*Caractéristique Opérationnelle du Récepteur*
RSB	*Rapport Signal sur Bruit*
RACESS	*Rhythmic Analysis for Click train dEtection and Source Separation*

Introduction

Élément indispensable à la vie sur terre, l'océan fascine, autant qu'il est craint. Recouvrant plus de 70 % de la surface du globe, il participe à la régulation des climats, est à la source d'environ 80 % de l'oxygène de l'air produit et recyclé, et constitue une ressource énergétique et alimentaire majeure.

Milieu inhospitalier pour l'homme en raison de son immensité, des fortes pressions, de l'absence de lumière, de la force des vagues et des courants, de la corrosion par le sel, l'océan garde encore une grande part de mystère et pose de nombreux défis scientifiques et technologiques. Le peu d'Hommes ayant eu la possibilité de plonger dans les profondeurs des plaines abyssales et des fosses océaniques, en comparaison des milliers d'alpinistes qui gravissent tous les ans les plus hauts sommets de la planète, ou le faible nombre d'espèces marines (moins de 2000 [Appeltans12, Costello12]) figurant parmi les 15.000 à 20.000 nouvelles espèces animales et végétales découvertes annuellement sur la planète [IISE08, IISE09, IISE10, IISE11], témoignent encore davantage des difficultés d'accès et d'exploration de ce milieu.

L'exploration de la surface du globe est largement dominée par l'emploi d'ondes électromagnétiques, notamment à travers les systèmes radar, l'imagerie aérienne et la télédétection spatiale. Cependant, l'utilisation de telles ondes en milieu marin est fortement limitée, à cause de leur faible pénétration dans l'eau et de leur mauvaise capacité à se propager dans ce milieu. Pour inférer le milieu marin, l'utilisation de l'acoustique est privilégiée, en raison de la faculté des ondes sonores à se propager sur de longues distances, à pénétrer dans le sous-sol et à être réfléchie par les obstacles rencontrés.

Depuis toujours, la faune marine utilise l'ensemble de la gamme des ondes acoustiques pour détecter, localiser les obstacles et les proies, ou pour communiquer entre individus. Par mimétisme, l'Homme a commencé à exploiter les ondes acoustiques au début du 20eme siècle, pour étudier le milieu marin. Cette discipline, communément appelée **acoustique sous-marine**, est largement tributaire des sonars actifs ou passifs. Les sonars actifs émettent une onde acoustique dans le milieu puis enregistrent les échos reçus. Les sonars passifs écoutent les sons naturellement présents dans le milieu, sans en émettre. Dans ce second cas, on parle généralement de **monitorage acoustique passif ou Passive Acoustic Monitoring (PAM)**.

L'acoustique sous-marine active et passive, est essentiellement utilisée dans trois domaines : la caractérisation du milieu marin, les communications sous-marines, la détection-localisation-classification de cibles sous-marines.

La caractérisation du milieu marin consiste à estimer par des moyens acoustiques, les paramètres hydrologiques de la colonne d'eau (température, salinité, pression, courant), ou les paramètres des couches sédimentaires (densité, vitesse, nombre de couches). Cette caractérisation peut avoir une finalité industrielle, comme en exploration pétrolière, ou un objectif purement recherche, comme en océanographie physique.

Les communications acoustiques sous-marines consistent à communiquer sous l'eau

par l'intermédiaire d'ondes acoustiques transmises entre un émetteur et un récepteur.

La détection-localisation-classification a pour objectif de décider de la présence ou de l'absence d'un objet jugé comme intéressant dans un contexte applicatif particulier. Que ce soit en actif ou en passif, cette détection est faite à travers le signal acoustique reçu. L'objet à détecter peut être fixe ou mobile, anthropique ou biologique. Une fois détecté, il peut être utile de trouver sa position par rapport au récepteur (profondeur, distance, azimut, élévation). Enfin, une ambiguïté quant au type d'objet détecté pouvant toujours exister (détection de fausses alarmes), une étape de classification est généralement requise pour confirmer la détection et identifier parfaitement l'objet. Les travaux présentés dans ce manuscrit vont concerner exclusivement ce dernier domaine d'utilisation de l'acoustique sous-marine.

Les premiers actes de détection et de localisation d'objets par acoustique ont été pensés suite au naufrage du Titanic en 1912 avec le développement du premier système de détection d'icebergs par acoustique active [Blake14, Hill62, Ainslie10]. Peu de temps après, la Première Guerre mondiale entraine une augmentation des recherches en acoustique sous-marine, notamment à travers le développement technologique de systèmes de détection et de localisation, dans un contexte de lutte anti-sous-marine, lié en particulier à la détection des sous-marins. La Seconde Guerre mondiale puis la Guerre froide sont jusqu'au milieu des années quatre-vingt, les principaux moteurs de recherche et développement dans ce domaine [Kaushik05, Chong03]. Le monitorage des bruiteurs (hélices des bateaux, bruits hydrodynamiques, sonar) par acoustique passive occupe alors une place prépondérante et a pour principal objectif de détecter acoustiquement et de classifier d'éventuels cibles, sans être soi-même entendu.

Si l'utilisation de l'acoustique passive dans un contexte militaire reste toujours stratégique aujourd'hui, cette technique de monitorage du milieu marin a vu son centre d'intérêt se déplacer au cours des dernières années vers des applications plus d'ordre environnemental et écologique. L'impact de l'Homme sur l'environnement marin est de plus en plus étudié et pris en considération, et la pollution sonore engendrée par les activités humaines en mer ou sur le littoral n'échappe pas à cette prise de conscience.

Le transport maritime, par lequel s'effectue près de 90 % du commerce mondial, constitue la principale source de bruit entre 10 Hz et 1 kHz [Hatch08, Kinda13a]. Aux latitudes moyennes, le niveau sonore dans cette gamme de fréquences est multiplié par deux tous les dix ans, depuis les années soixante. Dans le même temps, le développement des activités commerciales et récréatives sur la zone littorale (aménagements portuaires) a impacté les milieux côtiers. Enfin, l'exploitation de plus en plus importante des énergies marines, entraîne l'installation en mer de plate-formes fixes ou mobiles de grande taille (éoliennes, hydroliennes), qui peuvent modifier localement un habitat et impacter sur son écosystème, notamment, par les émissions sonores produites lors de la construction ou de l'exploitation (battage de pieux, explosions sous-marines pour aménager le terrain, bruits hydrodynamiques et vibratoires des structures).

Le monitorage par acoustique passive appliqué à l'écologie, permet de quantifier l'impact de tous ces bruits sur la faune marine et son biotope. Cette quantification s'effectue de deux façons différentes :

- La première consiste à mesurer directement la source du bruit (bateau, hydrolienne, etc.)

afin de calculer le niveau qu'elle émet, son spectre, ou encore la taille de la zone insonifiée par celle-ci. On peut alors étudier dans quelle mesure cette source peut influer sur la faune, notamment en terme de niveau sonore reçu par celle-ci, ou en terme de réduction des portées de détection et de communication, pour les espèces utilisant l'acoustique à ces fins (par exemple pour les mammifères marins).

- La deuxième consiste à étudier la production sonore issue de la faune marine avant, pendant et après le passage d'une activité humaine sur une zone donnée. On s'intéresse alors à la détection des sons émis par l'ensemble des animaux vivant sur un site, puis à leur classification, afin de connaître les espèces présentes et d'en estimer le nombre. Les travaux de recherche exposés dans ce manuscrit visent à être exploités dans le cadre de cette seconde application.

La principale difficulté du PAM réside alors dans le traitement et l'interprétation de l'ensemble des sons enregistrés. En effet, il existe une quantité et une diversité importante de sources acoustiques sous-marines, incluant notamment la faune marine, les évènements météorologiques et les activités anthropiques. Ces sources génèrent des sons de nature extrêmement variée, de par leur durée (impulsions très courtes ou émissions continues pendant plusieurs secondes), de par l'étendue de leur gamme fréquentielle (quelques hertz à plusieurs centaines de kilohertz) ou encore de par les propriétés de leur forme d'onde (modulation de fréquence, bruit large bande, impulsions). Lorsque plusieurs sources possèdent des propriétés communes, leur différenciation n'en devient que plus difficile.

Dans ce manuscrit, nous nous intéressons exclusivement à la **détection, localisation et classification des sons impulsionnels**, qui dans les zones cotières des eaux tempérées, sont les signaux majoritairement enregistrés par les systèmes PAM. L'étude des signaux impulsionnels présente encore aujourd'hui, de nombreux défis pour la communauté du traitement du signal, en raison de leur très courte durée (moins de 1 ms), du faible nombre d'oscillations et de passages à zéro qu'ils contiennent, de leurs fréquences élevées (entre 10 et 200 kHz) qui subissent une atténuation rapide au cours de la propagation dans l'eau, et de différences de puissance souvent liées à la grande directivité des sources qui les émettent.

L'objectif scientifique de ce manuscrit est donc de **proposer des outils de traitement du signal adaptés à la détection, la localisation et la caractérisation de ces signaux impulsionnels acoustiques sous-marins**. Les outils présentés dans cette thèse seront adaptés à une configuration **mono-capteur**, excepté pour la localisation qui nécessitera un minimum de deux capteurs. Les signaux sur lesquels nous allons nous concentrer pour développer et valider nos méthodes, sont majoritairement issus de la biophonie, et plus particulièrement des cétacés à dents (odontocètes). Ces derniers, en conséquence des échouages massifs survenus depuis plusieurs années à la suite d'activités humaines en mer (tests de sonars, tirs sismiques), sont devenus le symbole des effets néfastes des sons anthropiques sur la faune marine. Les outils de traitement du signal développés se veulent néanmoins généralistes et adaptables à toutes les autres sources acoustiques impulsionnelles.

Dans la suite de ce manuscrit, les signaux impulsionnels seront indifféremment appelés **clics**, terme communément utilisé dans la communauté bioacoustique, ou **transitoires**, terme utilisé en traitement du signal pour désigner les signaux éphémères, souvent de courte durée.

Organisation de la thèse

Le manuscrit de thèse est organisé en cinq chapitres :

1. présentation des sources acoustiques sous-marines, en particulier des sources impulsionnelles, des émissions sonores des cétacés et de l'intérêt de les étudier ;
2. détection des impulsions qui ont un rythme ;
3. introduction d'un outil adapté à la représentation des signaux transitoires sous-marins ;
4. détection des signaux transitoires par l'outil présenté au chapitre 3 ;
5. caractérisation et localisation des transitoires.

De manière plus détaillée, le **chapitre 1** présente en premier lieu les avantages, les enjeux et les verrous du monitorage de l'environnement marin par acoustique passive. En second lieu, les sources à l'origine des émissions acoustiques sous-marines seront répertoriées. Un intérêt particulier sera porté à la description des propriétés acoustique et signal, des sons émis par ces sources. Nous renseignerons leurs fréquences, leurs durées et leur nature stationnaire, impulsionnelle ou sinusoïdale. Le but sera notamment d'identifier les sources impulsionnelles que nous sommes susceptibles d'enregistrer. Enfin, la production sonore des cétacés sera présentée en détail, puisque ce sont les sources sonores que nous voulons détecter, localiser et caractériser en priorité dans ce manuscrit. Nous mettrons particulièrement en avant les caractéristiques propres des impulsions générées par les odontocètes, telles que leur directivité et leur rythmicité.

Le **chapitre 2** exploitera le fait que les odontocètes émettent des séries de plusieurs impulsions consécutives et rythmées, appelées trains de clics. Nous proposerons dans ce chapitre, un détecteur adapté à ces signaux particuliers et basé sur un analyseur de rythme, pour décider de la présence de telles séries d'impulsions. Dans un premier temps, un état de l'art des méthodes existantes dans la communauté bioacoustique et dans la communauté du signal sera effectué. Cet état de l'art nous permettra d'identifier la méthode la plus adaptée à notre contexte. La méthode retenue sera ensuite présentée en détail, et nous permettra d'obtenir une nouvelle représentation montrant l'évolution des rythmes en fonction du temps, avec une philosophie similaire à celle des représentations temps-fréquence habituelles. Un test de détection par une approche de type Neyman-Pearson sera ensuite réalisé sur l'image temps-rythme afin de détecter les trains d'impulsions. Dans un second temps, les performances de ce détecteur seront étudiées analytiquement, et l'influence des différents degrés de liberté, tels que la variabilité du rythme ou la longueur du train d'impulsions, sera discutée. Enfin, nous observerons le comportement de ce détecteur au sein d'une chaîne de traitement complète partant de la donnée acoustique brute jusqu'à la production de la représentation temps-rythme seuillée. Deux bases de données avec des caractéristiques très différentes, en particulier en terme de quantité des impulsions présentes, seront utilisées dans cette dernière partie.

Le **chapitre 3** s'intéressera d'avantage à l'étude des formes d'onde des impulsions, et présentera une méthode appelée analyse par récurrence des phases ou Recurrence Plot Analysis en anglais (RPA), permettant de transformer les signaux et de détecter les séries d'échantillons qui réapparaissent de façon récurrente au cours du temps, ce qui pourra s'avérer particulièrement intéressant pour de la reconnaissance de forme d'onde inconnue sur plusieurs capteurs

à des fins de localisation, ou pour de la classification. Dans un premier temps, nous présenterons les trois étapes de cette transformation et discuterons le choix des valeurs à donner aux degrés de liberté. Dans un second temps, nous utiliserons des signaux simples pour étudier les représentations caractéristiques que l'on obtient avec cette méthode. Enfin, nous utiliserons les formes d'ondes de quelques clics réels de différentes espèces d'odontocètes, pour choisir les valeurs des degrés de liberté adaptées aux signaux étudiés dans ce manuscrit.

Dans le **chapitre 4**, nous utiliserons le RPA, comme base d'un détecteur de signaux transitoires. Après avoir présenté les étapes importantes de ce détecteur, nous modéliserons analytiquement le résultat attendu avec cette représentation lorsque le signal analysé est un bruit. Ce résultat sera ensuite comparé à celui du signal inconnu pour lequel on veut faire le test de détection, dans le but de décider si ce signal inconnu est lui-même un bruit ou un signal transitoire. Cette comparaison sera réalisée au moyen d'une fonction divergence statistique, dont le résultat sera comparé à un seuil de détection. Dans un second temps, nous étudierons les performances de ce détecteur et les comparerons à celles obtenues pour des détecteurs plus classiquement utilisés dans la littérature. Enfin dans un dernier temps, nous analyserons le comportement du détecteur proposé sur des données réelles.

Dans le **chapitre 5**, nous présenterons le potentiel de la méthode RPA pour la caractérisation, la reconnaissance de forme et la localisation des impulsions. Nous discuterons tout d'abord de l'interprétation automatique des images binaires RPA au moyen de fonctions de quantification. Nous présenterons les avantages et les limites de ces fonctions de quantification, notamment lorsqu'on souhaite les utiliser pour évaluer la ressemblance entre deux impulsions. Nous verrons ensuite comment l'une de ces fonctions peut être exploitée pour de la reconnaissance des formes d'onde et présenterons les premiers résultats obtenus sur données réelles. Enfin, dans un dernier temps, nous exploiterons le RPA et les fonctions de quantification associées, pour calculer la différence de temps d'arrivée d'un même signal sur deux capteurs. Les perspectives d'utilisation du RPA pour de la localisation de sources seront alors discutées et quelques résultats préliminaires sur données réelles montrerons le potentiel de cette méthode.

Les chapitres 1 et 3 sont de nature bibliographique et visent à fournir les bases nécessaires à la compréhension des méthodes de traitement du signal développées dans les chapitres 2, 4 et 5. Les principaux apports de cette thèse se trouvent donc dans ces chapitres 2, 4 et 5. Dans le chapitre 2, nous avons adapté les méthodes temps-rythme développées initialement en radar, à l'analyse des signaux impulsionnels sous-marins, ce qui a débouché sur une proposition d'un outil nouveau dans les communautés acoustique sous-marine et bioacoustique. Cet outil a fait l'objet d'une publication acceptée [Le Bot13b], d'une publication soumise [Le Bot14] et de trois présentations dans des conférences nationales et internationales [Le Bot13a, Le Bot13d, Le Bot13c]. Dans le chapitre 4, nous avons proposé une architecture complète de détection de transitoires par RPA avec une approche de Neyman-Pearson, ce qui a donné lieu à la soumission de deux articles. Enfin dans le chapitre 5, nous avons étudié le potentiel du RPA pour de la reconnaissance et de la localisation de transitoires acoustiques sous-marins. Les premiers résultats obtenus ont déjà été présentés lors d'un workshop international [Ioana14].

Chapitre 1

Description du paysage acoustique sous-marin par monitorage acoustique passif

Sommaire

1.1 Le monitorage par acoustique passive **8**
1.2 Les paysages acoustiques sous-marins **9**
1.2.1 Description acoustique 10
1.2.2 Description signal 11
1.3 La production sonore des cétacés **16**
1.3.1 Les modulations de fréquence 17
1.3.2 Les clics 18
1.3.3 Directivité du mécanisme de production des clics d'odontocètes 19
1.3.4 Rythmicité des trains de clics 24
1.4 Conclusion **28**

Le concept d'**acoustique sous-marine** renvoie généralement l'imaginaire collectif aux chants des sirènes rencontrées par Ulysse dans l'Odyssée [Homère] ou, plus proche de nous, au chant des dauphins du *Grand Bleu*. Le titre évocateur du film du Commandant Cousteau ne semblait guère laisser de doute sur ce que l'on peut entendre sous la surface des océans, et pourtant, *Le Monde du Silence* est probablement l'un des moins bons qualificatifs utilisés pour décrire le milieu sous-marin. En effet, à vingt mille lieues de ce que l'homme imaginait, une quantité et une diversité astronomique de sons sont générés et propagés à travers les bassins océaniques de la planète et sous les mers.

Ce chapitre a pour objectif de présenter les enjeux, les techniques et les verrous du monitorage "de ces sons" par acoustique passive, ainsi que de dresser la liste des sources qui les génèrent. Nous renseignerons également un certain nombre de propriétés acoustiques, temporelles et fréquentielles relatives à ces sources sonores, afin de trouver celles qui sont propres aux signaux impulsionnels produits par la faune marine, que nous étudions dans la suite du manuscrit. Une partie importante du chapitre sera notamment consacrée à la description des émissions sonores des cétacés, et particulièrement à leurs clics. L'étude de ces clics présente des intérêts multiples, à la fois pour les biologistes et les écologistes, qui utilisent les sons émis par ces animaux pour étudier leur distribution dans les océans et évaluer leur

densité [Barlow05, Simard10], pour les éthologues qui étudient leurs comportements à travers cette production sonore [Weilgart93, Au08], pour les industriels, qui veulent mesurer l'impact de leurs activités sur ces animaux et éventuellement réduire celles-ci lorsqu'ils sont présents [Hildebrand04, Cox06, Gervaise12], ou encore pour les bioacousticiens qui cherchent à comprendre les mécanismes de production de ces sons et leur utilisation au quotidien [Madsen05, Roy10]. Les connaissances a priori acquises dans ce premier chapitre, permettront de développer dans les chapitres 2, 4 et 5, des outils de traitement du signal adéquats en matière de détection, localisation et caractérisation de transitoires acoustiques sous-marins.

1.1 Le monitorage par acoustique passive

Le monitorage et la caractérisation de l'environnement par acoustique peuvent se faire de manière active ou passive. Dans le premier cas, une onde acoustique est émise, et un récepteur enregistre l'onde propagée et/ou les échos afin de caractériser le milieu ou détecter des cibles. Cette technique est très largement utilisée depuis plusieurs décennies pour établir la bathymétrie dans les océans du globe, pour étudier la sédimentologie, c'est-à-dire déterminer la nature (sable, vase, roches, sables bitumineux) et l'épaisseur des couches sédimentaires en surface et en profondeur [Hayes09, Cobb11, Nait-Chabane13], pour faire de la tomographie des paramètres physiques de la colonne d'eau, comme le courant ou la température [Mikhalevsky95, Mikhalevsky01, Kostaschuk05], pour détecter, localiser et classifier des cibles anthropiques, telles que des sous-marins, des mines, des épaves [Hayes09, Quidu01, Quidu12], ou biologiques (bancs de poissons) [Benoit08]. La détection de cétacés, elle aussi, peut se faire de manière active [Lucifredi07, Doksæter09, Bernasconi13]. Cependant, l'introduction de sources sonores dans le milieu marin et l'impact potentiel de celles-ci sur la faune, suscite de plus en plus de débats dans la communauté scientifique, en raison des échouages massifs de cétacés survenus ces dernières années, peu de temps après des essais sonars de grande envergure [Cox06, Commission07, Boyd11].

La seconde solution permettant l'étude de l'environnement marin par acoustique est donc le monitorage acoustique passif (PAM), qui consiste uniquement à enregistrer au moyen d'un système {antenne + enregistreur}, les sons émis par des sources d'opportunité, se propageant dans l'océan. C'est donc une méthode non-intrusive et discrète, qui n'a pas ou peu d'impact sur le comportement de la faune. De plus, elle permet d'écouter en continu, pendant une période de temps très longue allant de quelques jours à plusieurs mois, l'ensemble de la production sonore que l'on trouve dans l'océan. Enfin, le rapport quantité de données enregistrées / coût est relativement faible, puisque le temps passé en mer pour déployer et récupérer un système PAM est très court (quelques heures) au regard de la durée pendant laquelle il peut rester dans l'eau en fonctionnement autonome [Stephan10, Zimmer11].

Cette discrétion présente donc un intérêt à la fois pour des applications défenses [Kaushik05] et des applications environnementales, comme en témoigne la diversité des recherches dans lesquelles cette technique est utilisée : étude du bruit ambiant en arctique et influence des phénomènes météorologiques sur celui-ci [Lewis87, Roth12, Kinda13b], estimation de la quantité de pluie tombée en fonction de l'augmentation du niveau de

bruit [Ma05], écoute des sons produits par la faune benthique dans les milieux petit fond [D'spain06, Di Iorio12, Freeman13], détection et classification des sons émis par les poissons dans le but de connaître les espèces présentes, d'étudier leurs mouvements et d'identifier leurs lieux de reproduction [Rountree06, Gannon08, Lowerre-Barbieri08, Luczkovich08], détection, localisation, classification des cétacés [Mellinger07, Roy10] et étude de l'impact des bruits anthropiques, tels que le bruit des bateaux, sur ces derniers [Gervaise12].

Dans le cas spécifique de la détection, localisation et classification des cétacés, le PAM a démontré qu'il donnait un taux de détection bien plus élevé que la surveillance visuelle communément utilisée par les biologistes marins. Par exemple, McDonald rapporte les résultats d'une campagne en mer pendant laquelle 26 baleines franches du Pacifique nord (*Eubalaena japonica*) ont été déctectées acoustiquement, alors que seulement 5 ont été détectées visuellement [McDonald02]. Lors de deux campagnes d'estimation de la densité des marsouins en atlantique nord, les résultats présentés par Mellinger ont montré que cette estimation était multipliée par un facteur 2,5 lorsque l'acoustique passive était utilisée conjointement avec la surveillance visuelle [Mellinger03]. Enfin, l'utilisation de l'acoustique permet d'augmenter la portée de détection des cétacés [Barlow05, Rankin07]. Tous ces résultats s'expliquent par le fait que les cétacés passent beaucoup plus de temps sous l'eau, de l'ordre de quelques minutes à plusieurs dizaines de minutes selon les espèces, qu'en surface (quelques secondes à quelques minutes) [Lagerquist00, Baird06, Watwood06]. La proportion de temps pendant laquelle ils sont visibles est donc faible comparée au temps pendant lequel ils sont potentiellement détectables acoustiquement. Enfin, l'acoustique passive reste opérationnelle dans des conditions où la surveillance visuelle ne l'est plus (nuit, météorologie défavorable, houle) [Mellinger07].

Si les systèmes PAM sont très intéressants de par leur autonomie de fonctionnement, ils ont pour principal handicap d'enregistrer tous les sons qu'ils reçoivent sans distinction, ce qui génère une quantité importante de données à stocker en mémoire (plusieurs giga-octets par jour d'enregistrement), et qu'il faut dépouiller, traiter et interpréter a posteriori. Il est donc nécessaire de mettre au point des outils de traitement du signal, afin : i) d'extraire les informations jugées utiles contenues dans la quantité astronomique de signaux enregistrés, ii) de les analyser et iii) de les traduire en données environnementales.

1.2 Les paysages acoustiques sous-marins

Le monitorage acoustique passif permet, comme nous l'avons vu dans la section précédente, d'enregistrer et d'étudier l'ensemble des sources sonores présentes à un endroit donné. Cet ensemble de sources sonores constitue ce que l'on appelle le **paysage acoustique ou chorus acoustique**. Il est le reflet des processus naturels et anthropiques qui se déroulent à un instant donné, en un lieu donné, et évolue donc dans le temps et dans l'espace [Pijanowski11]. Dans cette section, nous listons les principaux contributeurs acoustiques de ce paysage, puis nous les classifions selon leurs propriétés temporelles et fréquentielles, en des termes de traitement du signal.

1.2.1 Description acoustique

Du point de vue acoustique, le paysage se divise en trois composantes, comme l'illustre la figure 1.1. La première composante est la biophonie. Elle est constituée de l'ensemble des sons émis de manière volontaire ou involontaire par les organismes biologiques [Krause87]. Outre les cétacés, plus de 700 espèces de poissons sont connues pour émettre des sons lorsqu'ils s'alimentent, frayent ou défendent leur territoire [Luczkovich08]. Ces sons (Fig. 1.5)sont émis par différents mécanismes comme : la stridulation des dents, des épines des nageoires ou du squelette, les vibrations musculaires de la vessie natatoire, du péritoine, des tendons ou de l'ensemble du corps et comme les bruits hydrodynamiques [Amorim06]. Les crustacés produisent eux aussi une grande quantité de sons, notamment les homards, par frottement de la base de leurs antennes sur leur carapace [Moulton57, Patek01], les crabes par vibration rapide des pinces ou des pattes sur les sédiments [Hazlett62, Salmon83, Popper01, Freeman13] et les crevettes de la famille *Alpheus* par éclatement d'une bulle de cavitation dans leur pince hypertrophiée [Cato92b, Schmitz02, Everest05]. Ces dernières constituent la principale contribution à la biophonie dans les milieux petits fonds des eaux tempérées [Cato92a]. D'autres organismes benthiques, c'est-à-dire les organismes vivant sur le fond, tels que les oursins [Castle75, Radford08] ou les coquilles Saint-Jacques [Di Iorio12] émettent également des sons impulsionnels de manière involontaire lorsqu'ils se déplacent ou lorsqu'ils respirent.

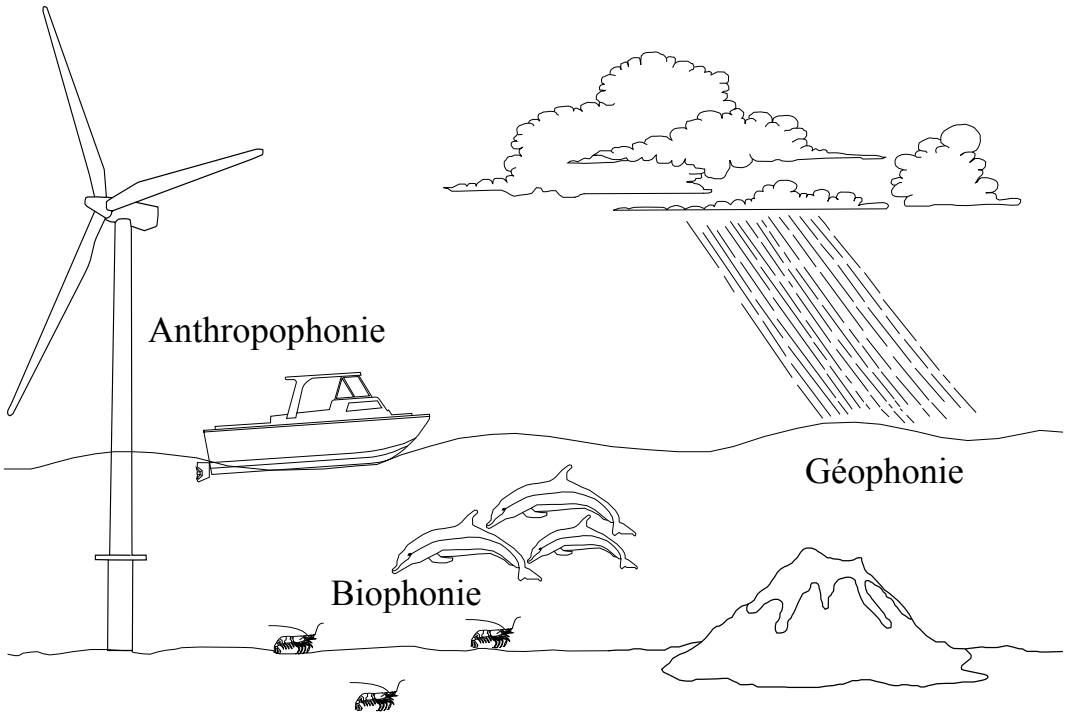

FIGURE 1.1 – Le paysage acoustique sous-marin se décompose en trois composantes : l'anthropophonie, qui est l'ensemble des sons générés par l'activité humaine, la biophonie, qui est l'ensemble des sons émis par l'activité biologique, la géophonie, qui est l'ensemble des sons émis par des évènements géophysiques ou météorologiques.

La seconde composante du paysage acoustique est la géophonie, terme introduit par Krause, qui correspond aux sons émis par des phénomènes physiques naturels [Krause87]. Parmi les contributeurs de la géophonie, le vent est, par exemple, connu pour influer sur le niveau global du bruit ambiant entre 500 Hz et 6 kHz [Ramji08, Reeder11, Mathias13], comme le montre le spectre de Wenz de la figure 1.2. La pluie génère également des ondes sonores, à la fois par l'impact des gouttes sur la surface, mais surtout par les bulles d'airs engendrées juste après cet impact, et qui vibrent entre 0 et 100 kHz selon leur taille [Nystuen86, Prosperetti89, Pumphrey89, Medwin92, Nystuen93]. Ces mêmes bulles génèrent également des ondes acoustiques lors du déferlement des vagues [Orris00, Demoulin10]. Les séismes et les éruptions volcaniques sous-marines contribuent eux aussi à la géophonie, et produisent des ondes ultra basses fréquences entre 0 et 100 Hz (Fig. 1.2). Enfin dans les régions polaires, les bruits de la glace contribuent grandement au paysage acoustique lors de la période hivernale. Sous l'influence du vent, de la température, des courants et de la marée, la glace subit des déformations qui provoquent des craquements et génèrent des transitoires [Farmer89, Milne72, Ganton05, Kinda13a], qui peuvent avoir des propriétés temporelles et fréquentielles extrèmement variées comme le montre les spectrogrammes de la figure 1.3.

L'anthropophonie, c'est-à-dire les sons générés par l'activité humaine dans les océans, est la troisième composante impactant le paysage acoustique. Cette composante a pour principale origine le bruit de la navigation. Cette contribution de la navigation a augmenté, à certains endroits du globe, de plus de 10 dB dans la bande 25-40 Hz depuis les années soixante [Andrew02, Andrew11, Kinda13b]. Outre le bruit des bateaux, l'anthropophonie comprend également les sonars utilisés par les militaires, les pêcheurs, les scientifiques ou les plaisanciers. Ils peuvent émettre des sons allant de quelques centaines de hertz à plusieurs dizaines de kilohertz selon l'application visée. Les activités offshore telles que la prospection pétrolière, le battage de pieux ou les explosions contribuent localement et temporairement à cette anthropophonie [Hildebrand04, Thomsen06]. Enfin le développement de champs d'éoliennes offshore et d'hydroliennes constitue une nouvelle source de bruit depuis quelques années [Tougaard09].

1.2.2 Description signal

Chacune des sources que nous venons de citer, a sa propre signature acoustique, que l'on peut caractériser en terme de niveau d'émission, de contenu fréquentiel, de durée ou de directivité. Il est nécessaire pour la suite de ce manuscrit de qualifier ces sons dans des termes relatifs à la communauté du traitement du signal, afin de voir ceux qui, par leur nature, ressemblent aux clics de mammifères marins que l'on souhaite détecter, localiser et classifier dans la suite du manuscrit.

Les signaux acoustiques sous-marins se répartissent principalement dans trois catégories : les signaux aléatoires (stationnaires et non-stationnaires), les signaux déterministes à modulation de fréquence, les signaux impulsionnels.

Parmi les signaux aléatoires, on trouve principalement le bruit induit par le vent, dans la gamme de fréquences 500 Hz - 6 kHz [Ramji08], la pluie dont le spectre entre 0 et 100 kHz est variable selon la taille des gouttes et la quantité d'eau à tomber par minute

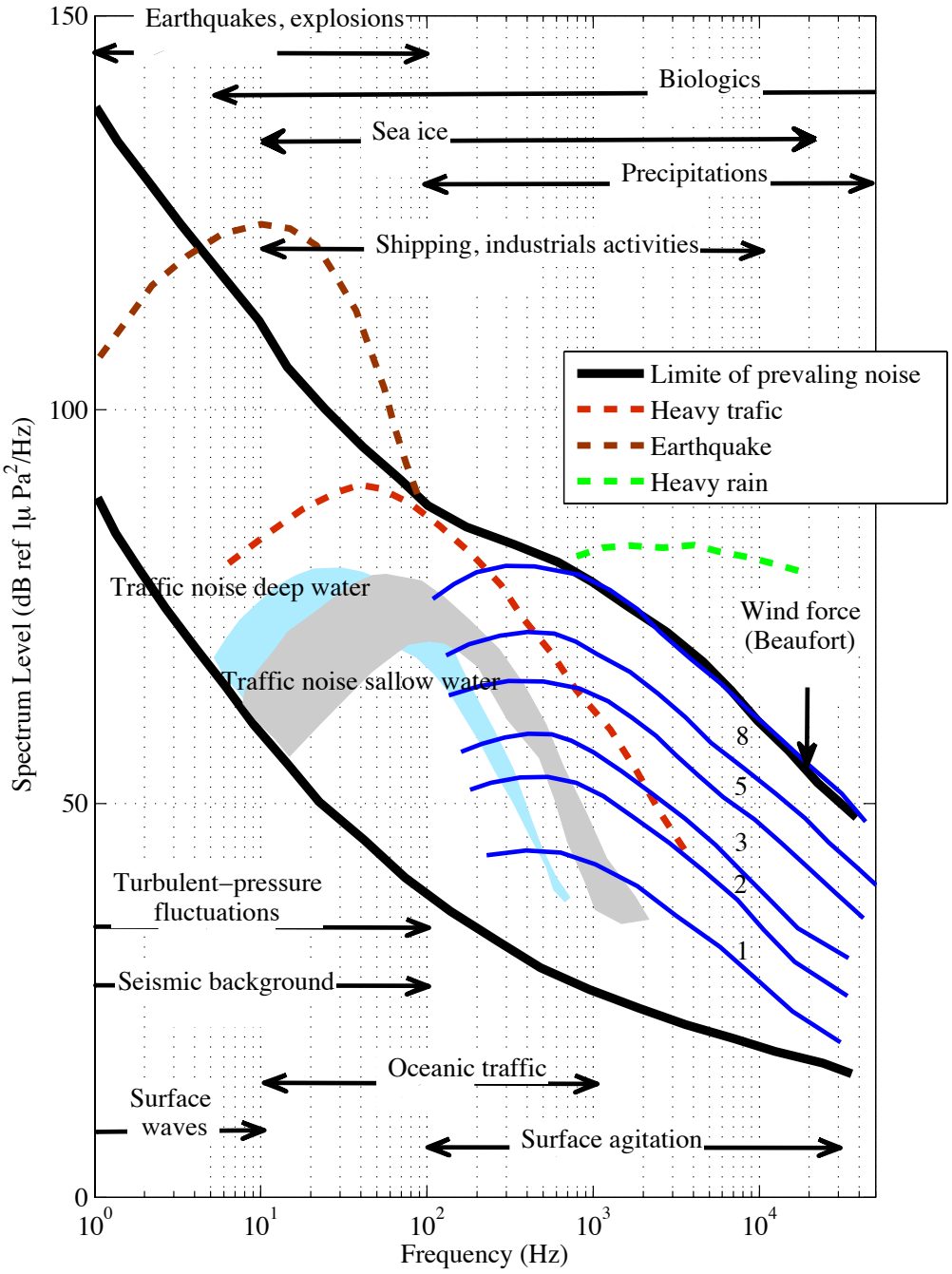

FIGURE 1.2 – Spectres de Wenz du bruit océanique, tiré de [Kinda13b]. La courbe en pointillés marron, montre le niveau acoustique et la gamme de fréquences des sons produits par les tremblements de terre et les éruptions volcaniques. La courbe pointillée orange montre le niveau atteint dans les zones de fort traffic maritime, alors que les surfaces bleutées et grisées montrent le niveau moyen de ce même traffic en milieu grand fond et petit fond. Les six courbes bleues montrent l'influence de la vitesse du vent sur le niveau de bruit généré entre 100 Hz et 20 kHz. La courbe pointillée verte montre le niveau sonore atteint en cas de forte pluie.

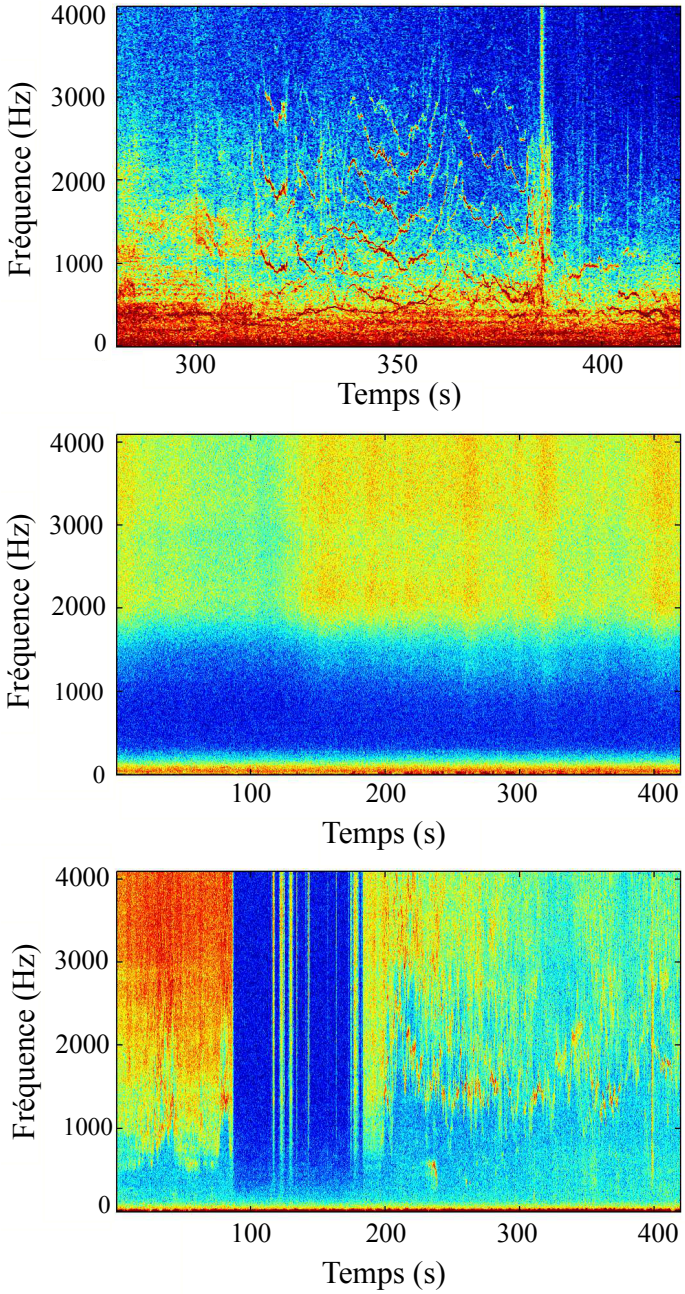

FIGURE 1.3 – Exemple de trois spectrogrammes de transitoires générés par la glace en arctique, qui montrent la variété des signaux générés par la glace : modulations de fréquence (figure du haut), bruit large bande (figure du milieu), impulsions (figure du bas). Ces spectrogrammes sont extraits sans modification de [Kinda13b] et ont été enregistrés en mer de Beaufort par le ministère des Pêches et Océans du Canada.

[Nystuen86, Medwin92, Nystuen93], les déferlantes qui produisent un bruit large bande entre 3 et 70 kHz selon la taille des bulles d'air générées [Demoulin10], et les bateaux entre 0 et 500 Hz, [Hildebrand04, Hatch08, Andrew11]. Si le bruit d'un bateau passant à proximité d'un hydrophone est non-stationnaire, comme le montre la figure 1.4, il tend à se stationnariser s'il est très éloigné. Le vent et la pluie ont également tendance à stationnariser le bruit de fond et à masquer les transitoires émis à proximité de l'hydrophone.

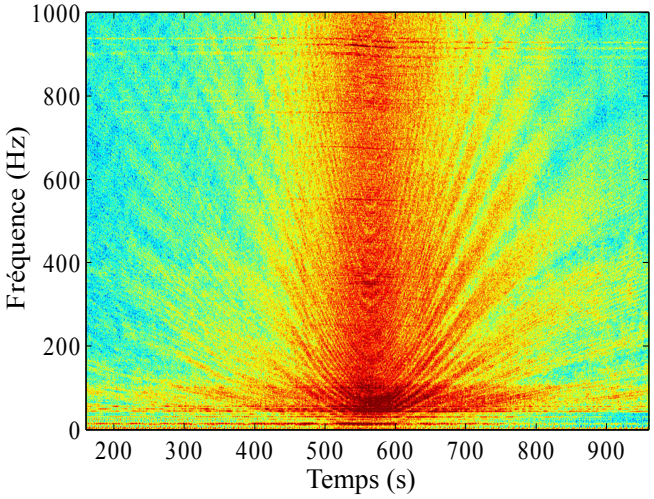

FIGURE 1.4 – Exemple de spectrogramme d'un navire passant à proximité de l'hydrophone. Le spectrogramme montre un bruit large bande non-stationnaire avec un motif d'interférences constructives et destructives caractéristique d'une propagation en petit fond. On distingue également des raies spectrales aux basses fréquences, ainsi qu'entre 500 Hz et 1 kHz. Ce spectrogramme est extrait de [Kinda13b] et a été enregistré par l'ENSTA Bretagne et le laboratoire d'applications bioacoustiques de l'université polytechnique de Catalogne.

Les modulations de fréquence sont principalement générées par les cétacés (Fig. 1.7) comme nous le verrons dans la section 1.3.1, mais aussi par quelques rares espèces de poissons [Amorim06], comme le Poisson-Crapaud (*Opsanus tau*), dont un spectrogramme est montré sur la figure 1.5. Ces modulations ont également été observées dans des signaux issus de la banquise, lorsque des blocs de glace frottent l'un contre l'autre [Kinda13a] (Fig. 1.3). Enfin, certains bateaux émettent des raies fréquentielles mélangées au bruit aléatoire large bande décrit précédemment (Fig. 1.4). Selon la source d'émission, ces signaux durent quelques dixièmes de secondes pour les poissons à plusieurs minutes pour la banquise et les bateaux. Leurs fréquences fondamentales sont, la plupart du temps, comprises entre 0 et 10 kHz et peuvent varier en fonction du temps. Un grand nombre de signaux acoustiques sous-marins sont de nature impulsionnelle. Ils durent au plus quelques millisecondes et ont un contenu fréquentiel large bande. Parmi ces signaux, on retrouve un grand nombre des émissions produites par la biophonie. Les crevettes claqueuses sont les principales contributrices de ces impulsions dans les eaux tempérées. Les impulsions qu'elles émettent durent entre 3 et 8 μs et couvrent une gamme de fréquences pouvant aller jusqu'à 100 kHz [Cato92b]. Nous les retrouverons dans certains des signaux réels que nous utiliserons dans la suite de ce manuscrit (Fig. 1.6). Les oursins émettent des signaux d'une durée de 4 à 7 ms, allant de 700 à 2000 Hz, qui sont produits de manière involontaire par vibration du squelette [Radford08]. Les bivalves, comme

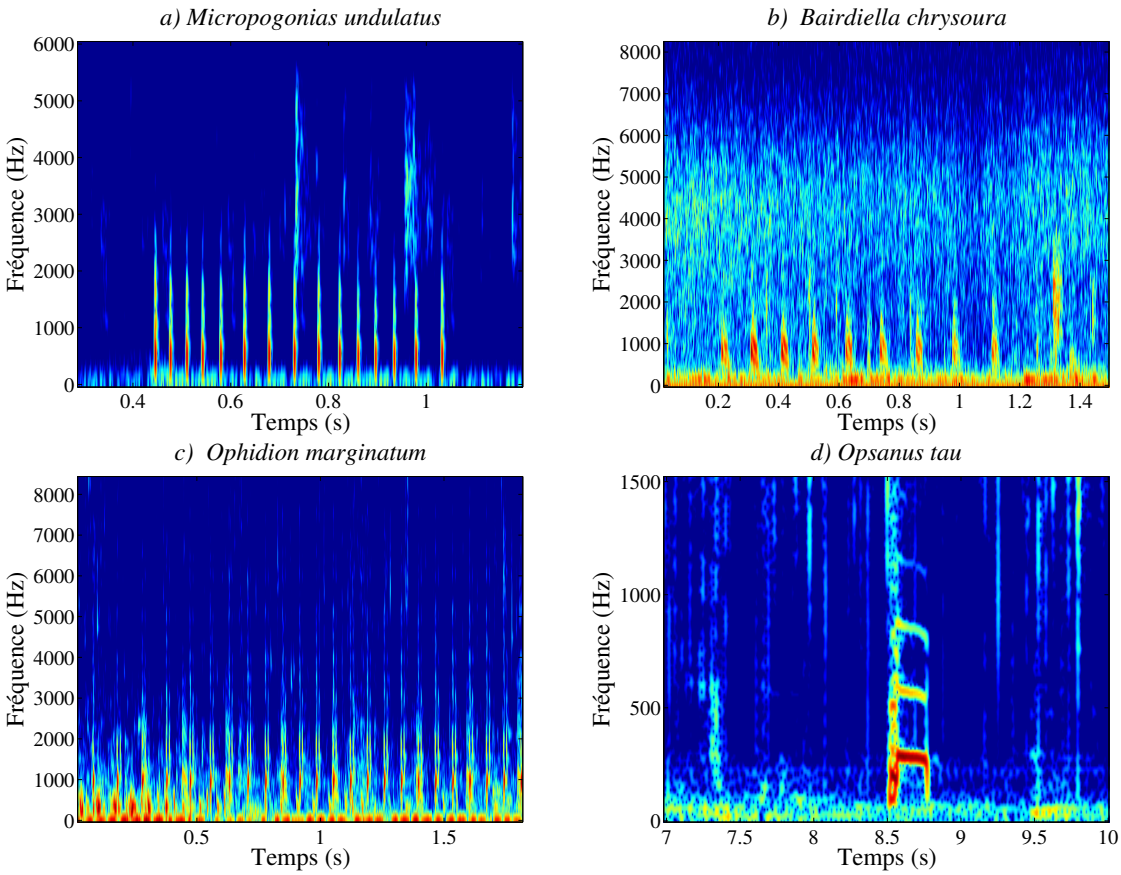

FIGURE 1.5 – Spectrogrammes des sons produits par 4 espèces de poissons : a) le tambour brésilien ; b) la perche argentée d'amérique *Bairdiella chrysoura* ; c) l'anguille marbrée *Ophidion marginatum* ; d) le poisson crapaud *Opsanus tau* ; Les sons ayant produit ces spectrogrammes sont extraits du site internet de J. Luczkovich

la coquille Saint-Jacques, produisent également des impulsions lors de la fermeture de leur coquille. Ces impulsions durent en moyenne 0.35s, ont une fréquence centrale de 25 kHz et une bande passante de plus de 20 kHz [Di Iorio12]. Certaines espèces de crabes et de homards émettent par différents mécanismes, des impulsions dans la bande de fréquence 50-9500 Hz. Ces impulsions ont la particularité d'être souvent répétées de façon régulière entre 3 et 100 fois par seconde [Moulton57, Popper01]. L'ensemble des impulsions générées par toutes ces espèces (crevettes, crabes, oursins, bivalves, etc.), qui ont la prticularité de vivre sur le fond, seront appelées dans la suite de ce manuscrit **impulsions benthiques**.

Les poissons émettent eux aussi des impulsions répétées 3 à 30 fois d'affilée dans la bande fréquentielle 20 Hz-10 kHz (Fig. 1.5), avec un temps entre chaque impulsion allant de 10 à 300 ms [Lindström00, Amorim06].

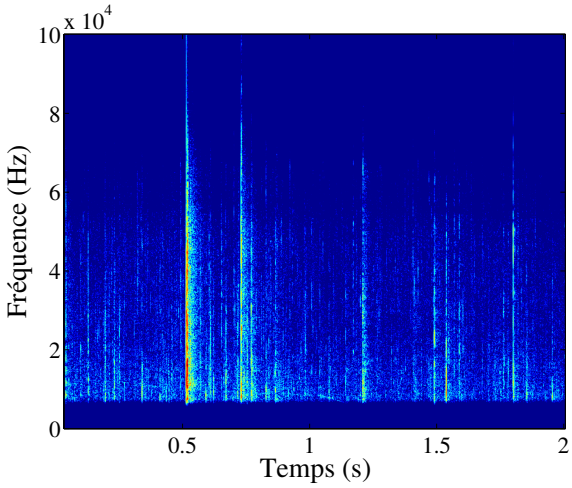

FIGURE 1.6 – Spectrogramme d'impulsions benthiques dans l'archipel de Molène. Données enregistrées par la chaire Chorus et filtrées passe haut par un filtre de Butterworth d'ordre 12, avec une fréquence de coupure de 15 kHz.

Dans la section 1.3.2 nous détaillerons la production des clics des cétacés qui nous intéresse plus particulièrement dans ce manuscrit. La géophonie contribue, elle aussi, à la production de signaux impulsionnels. Ces impulsions centrées entre 60 Hz et 1 kHz sont principalement générées dans les milieux polaires lors de l'apparition de craquements dans la banquise [Kinda13a]. Enfin, plusieurs signaux anthropiques sont également impulsionnels, comme les sonars, les canons à air utilisés en prospection pétrolière ou les signaux issus du battage de pieux [Hildebrand04, Thomsen06, De Jong08].

1.3 La production sonore des cétacés

Parmi le corpus des sources acoustiques sous-marines décrites dans la section 1.2, nous allons nous concentrer sur la détection, la localisation et la caractérisation des transitoires produits par les cétacés, car ce sont les animaux qui focalisent le plus l'attention des scientifiques étudiant l'impact de la pollution sonore dans les océans. La production sonore des

cétacés peut être classifiée, du point de vue du traitement du signal, en deux grandes catégories : les modulations de fréquence et les impulsions [Au93]. Les sections qui suivent vont présenter de manière plus détaillée cette production sonore. Une place importante sera consacrée aux clics émis par les odontocètes, puisqu'il s'agit des signaux qui nous intéressent plus particulièrement dans ce manuscrit.

1.3.1 Les modulations de fréquence

La plupart des cétacés, à l'exception de quelques odontocètes comme les cachalots, les baleines à bec ou les marsouins, émettent des sons de type modulation de fréquence. Ceux-ci sont généralement appelés sifflements (whistles en anglais) lorsqu'il s'agit des odontocètes et cris, râles ou chants (call, moan ou song en anglais) lorsqu'il s'agit des mysticètes [Au08]. Ils ont principalement des fonctions de communication entre les individus. Ces signaux ont une composante fréquentielle fondamentale, souvent accompagnée de composantes harmoniques aux fréquences supérieures (Fig.1.7). La gamme de fréquences rencontrée s'étale de quelques dizaines de hertz à une vingtaine de kilohertz. Elle est variable selon les espèces et leur activité (Fig.1.8). La durée d'émission de ces sons va de quelques dixièmes de seconde à environ deux secondes pour les petits odontocètes, comme c'est le cas chez les bélugas [Chmelnitsky12] et chez une majorité d'espèces de dauphins [Lammers03, Oswald07]. Ces modulations durent généralement plus longtemps chez les mysticètes : 1 s pour les rorquals communs [Watkins87], 2 à 10 s pour les baleines bleues [Mellinger03], 1 à 3 s pour les baleines à bosse [Au06], 0.7 à 22 s pour les baleines boréales [Stafford08], et 0.02 à 4 s pour les baleines franches de l'Atlantique nord [Trygonis13].

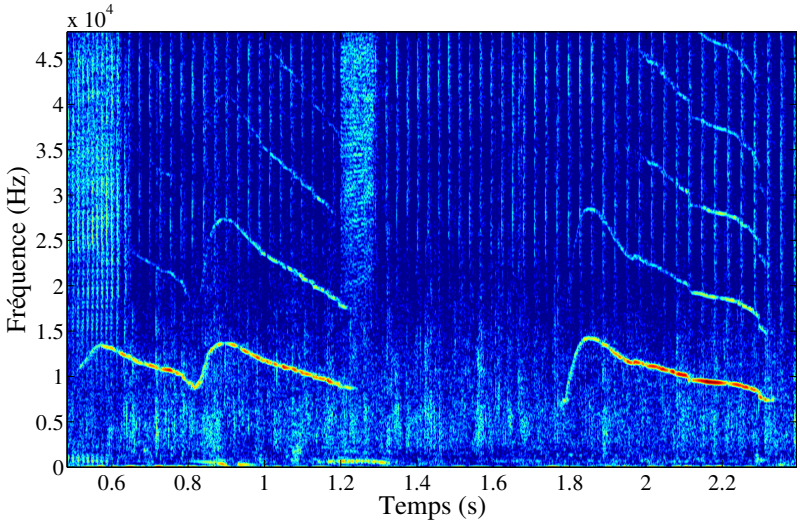

FIGURE 1.7 – Spectrogramme de sifflements et de clics de grands dauphins (*Tursiops truncatus*) enregistrés en Basse-Normandie par l'ENSTA Bretagne et le Groupe d'Étude des Cètacés du Cotentin (GECC). Pour les sifflements, on distingue une composante fondamentale modulant entre 8 et 15 kHz et plusieurs composantes harmoniques. Les sifflements durent entre 0.5 et 0.7 s.

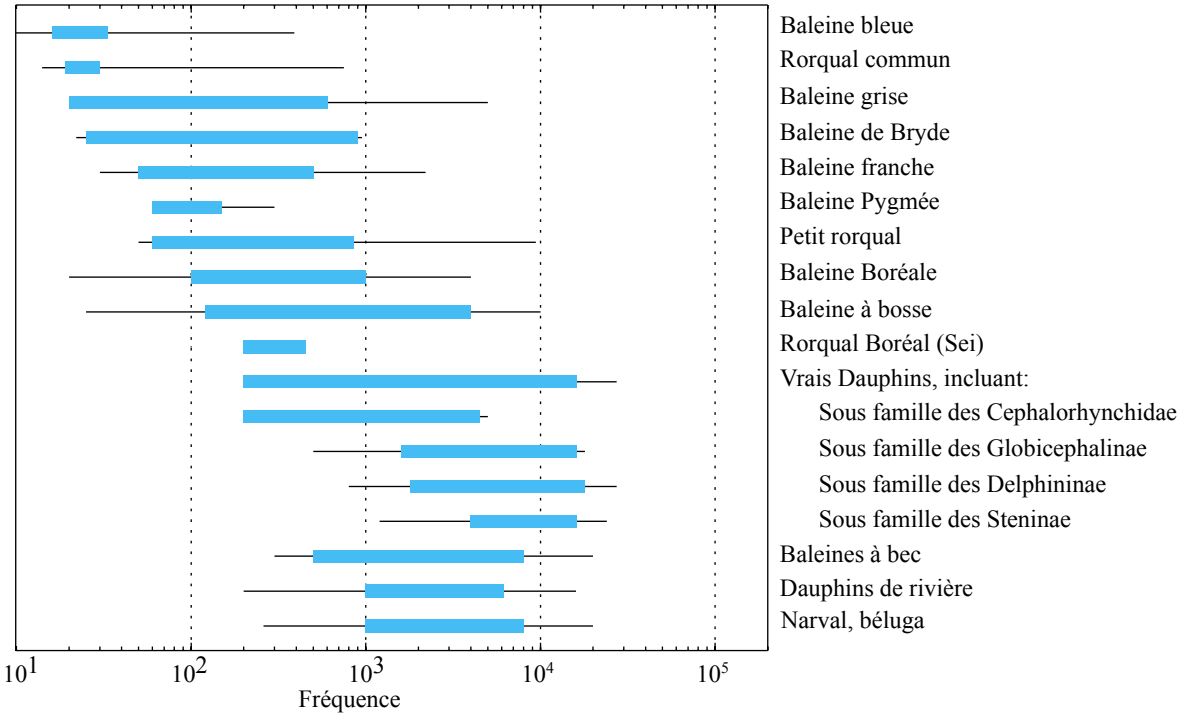

FIGURE 1.8 – Gamme de fréquences des vocalises de mysticètes et des sifflements d'odontocètes. Figure extraite de [Mellinger07]

1.3.2 Les clics

Les clics sont des signaux impulsionnels, donc large bande. Il est communément admis que ces signaux sont exclusivement produits par les odontocètes, bien que certains signaux courts de mysticètes puissent leur ressembler [Au08], comme les *pulses* des rorquals communs (*Balaenoptera physalus*) [Watkins87] ou les *gunshots* des baleines franches (*Eubalaena glacialis*) [Trygonis13].

Les clics d'odontocètes ont une durée très courte allant de quelques microsecondes à quelques millisecondes selon les espèces (voir le tableau 1.1). Ils sont semblables à des impulsions sonar et utilisés en tant que tels par les odontocètes pour plusieurs tâches : i) se repérer dans la colonne d'eau, ii) localiser les obstacles ou chasser leurs proies, iii) communiquer entre individus, comme c'est notamment le cas chez le cachalot (coda) [Watkins77, Weilgart93], chez les dauphins tachetés de l'atlantique (*Stenella frontalis*), les grands dauphins (*Tursiop truncatus*) et les marsouins (*Phocoena phocoena*), qui produisent des séries de clics très rapprochés lors de comportement agressif entre individus [Herzing96, Nakamura98, Clausen11]. La fréquence centrale des clics va de 12kHz pour le cachalot à 140 kHz pour le marsouin (voir le tableau 1.1). Du fait de leur très courte durée, la forme d'onde enregistrée par un hydrophone présente très peu d'oscillations (Fig. 1.9). Ceci pose donc un certain nombre de problèmes en terme de traitement du signal, car les outils classiques tels que la transformée de Fourier, sont peu adaptés à l'analyse de ces signaux courts.

En outre, les valeurs des paramètres présentés dans le tableau 1.1, ainsi que les formes d'onde de la figure 1.9 sont très variables selon la position des odontocètes par rapport à l'hydrophone, du fait de la grande directivité de l'organe produisant les clics, comme nous allons le voir dans la partie suivante.

TABLE 1.1 – Propriétés des clics d'odontocètes en fonction de l'espèce. Les paramètres présentés sont la durée du clic et la fréquence centrale. Ces paramètres ont été mesurés sur : des animaux dressés (bassin), des animaux dressés en eau libre (baie), des animaux sauvages (mer)

Espèces	Durée (μs)	Freq. (kHz)	Conditions	Références
Marsouin commun (*Phocoena phocoena*)	130 - 260 57 -175	120 - 140 129 - 145	Bassin Mer	[Au93] [Villadsgaard07]
Grand dauphin (*Tursiops truncatus*)	50 - 80 12 -72	110 - 130 93 - 101	Baie Mer	[Au93] [Wahlberg11]
Béluga (*Delphinapterus leucas*)	50 - 80 163 (moyenne)	100 - 113 40.5 (moyenne)	Baie Mer	[Au85], [Au87] [Roy10]
Baleine à bec de Blainville (*Mesoplodon densirostris*)	219 - 950	26.2 - 44.1	Mer	[Baumann-Pickering13] [Shaffer-Ward13] [Johnson06]
Baleine à bec de Cuvier (*Ziphius cavirostris*)	306 - 976	20.3 - 49.2	Mer	[Baumann-Pickering13] [Zimmer05]
Cachalot (*Physeter macrocephalus*)	100 - 10000 120 (clic P1)	15	Mer	[Madsen02]

1.3.3 Directivité du mécanisme de production des clics d'odontocètes

Dès les premières recherches sur les propriétés des clics d'odontocètes, les bioacousticiens ont noté une grande différence d'amplitude des clics selon que l'animal faisait face à l'hydrophone ou se trouvait de côté. Ils se sont également rendus compte que les grands dauphins (*Tursiop truncatus*) n'arrivaient plus à détecter une cible si celle-ci était en dessous d'un plan horizontal passant par le rostre [Norris61]. Ces observations qualitatives ont fait émerger l'hypothèse d'une directivité du système de production des clics chez ces animaux.

Les premières mesures quantitatives de directivité du système de production des clics d'odontocètes ont été faites à la fin des années soixante-dix par Au [Au78, Au80]. Les mesures faites depuis sur plusieurs espèces, allant du marsouin au cachalot, ont permis de montrer que les clics étaient émis dans un faisceau très étroit de seulement quelques degrés (voir le tableau 1.2). La prise en compte de cette propriété est importante lorsque l'on veut évaluer la performance d'un détecteur de clics en terme de portée de détection. En effet, la portée sera beaucoup plus grande lorsque l'animal émet dans l'axe de l'hydrophone, et sera au contraire fortement réduite s'il est de côté par rapport à l'hydrophone [Zimmer08].

La directivité des clics ne se manifeste pas seulement par des variations de l'amplitude

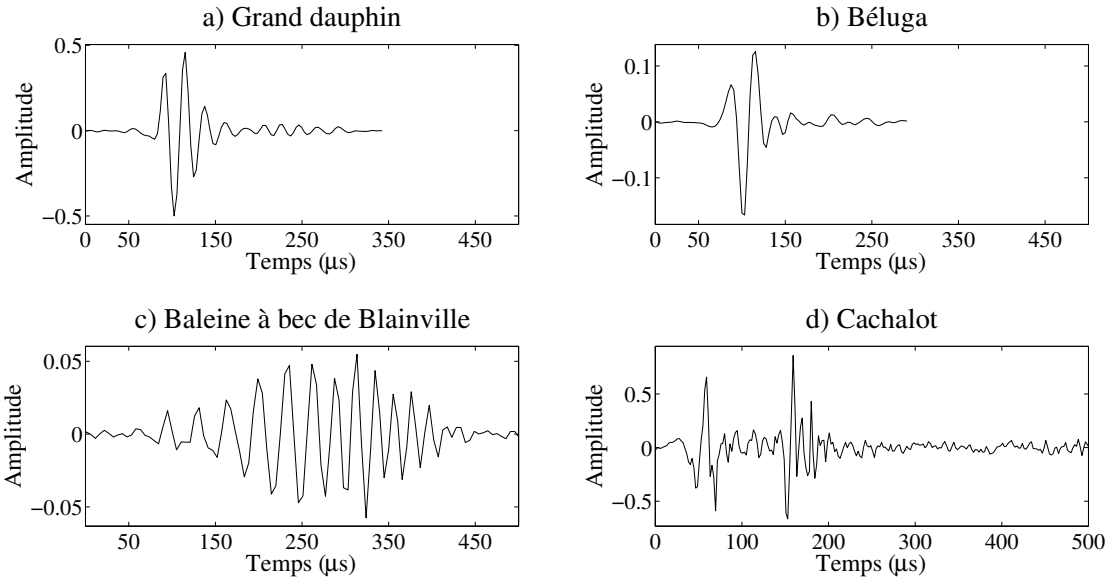

FIGURE 1.9 – Forme d'onde de : a) grand dauphin (Chaire Chorus) ; b) béluga (ministère des Pêches et Océans du Canada) ; c) baleine à bec de Blainville (Wood Hole Oceanographic Institution), d) cachalot (Mobysound)

TABLE 1.2 – Largeur du cône de directivité de quatre espèces d'odontocètes. La directivité correspond à l'angle auquel le signal a perdu 3 dB d'amplitude par rapport à l'amplitude mesurée dans l'axe.

Espèce	Directivité (en °)	Conditions	Références
Marsouin commun (*Phocoena phocoena*)	16,5 10.7 - 13.1	Bassin Baie	[Au99] [Koblitz12]
Grand dauphin (*Tursiops truncatus*)	10 9	Baie Mer	[Au93] [Wahlberg11]
Béluga (*Delphinapterus leucas*)	6.5	Baie	[Au85], [Au87]
Baleine à bec de Blainville (*Mesoplodon densirostris*)	13	Mer	[Shaffer-Ward13]

du signal reçu, mais également par des variations de la forme d'onde et donc du contenu fréquentiel. Des mesures sur des bélugas [Au87, Lammers09], des marsouins [Au99, Koblitz12], des grands dauphins [Au12, Branstetter12] et des pseudorques [Au95] ont montré qu'un même clic avait une forme très différente selon la position de l'hydrophone autour de la tête. Afin de comprendre ces variations, une modélisation du système d'émission des clics par un piston plan circulaire monté sur un baffle infini a été proposée par Au [Au93].

Le diagramme de directivité en champ lointain d'un tel modèle est donné par la relation suivante :

$$H(\theta) = \left| \frac{2J_1(kasin\theta)}{kasin\theta} \right| \tag{1.1}$$

avec J_1 la fonction de Bessel du premier ordre, $k = f/c$ le nombre d'ondes, a le rayon du piston modélisant le système d'émission de l'animal et θ l'angle par rapport à l'axe perpendiculaire au piston. La figure 1.10 montre le diagramme de directivité de ce modèle piston, aux fréquences 10, 20, 40, 80 et 120 kHz, lorsque $a = 8,9$ cm. Nous constatons que plus la fréquence est élevée, plus le piston est directif.

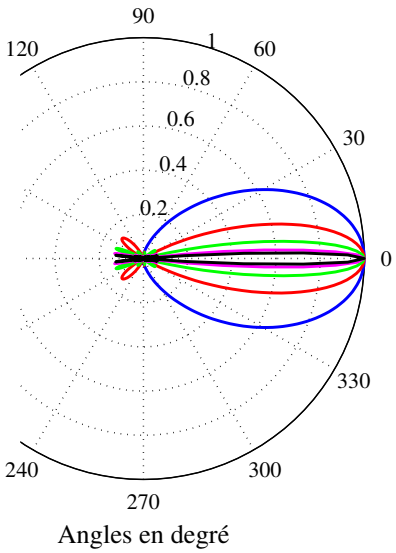

FIGURE 1.10 – Diagramme de directivité d'un piston plan circulaire, dont la directivité en champ lointain est définie par l'équation (1.1). Les paramètres du modèle ont pour valeur : $a = 8.9$ cm, $c = 1500m.s^{-1}$, $f = 10kHz$ (bleu), $20kHz$ (rouge), $40kHz$ (vert), $80kHz$ (magenta), $120kHz$(noir)

Si l'on prend comme signal d'émission, une fonction de Gabor donnée par :

$$s(t) = Asin(2\pi f_0 t + \phi) \exp\left(-\pi^2 \frac{(t-\tau_0)^2}{\Delta\tau^2}\right) \tag{1.2}$$

avec A l'amplitude relative, f_0 la fréquence maximum, τ_0 le centroïde du signal, $\Delta\tau$ la durée rms du signal, ϕ la phase [Kamminga90], et qu'on l'émet à travers le piston, le signal reçu

$s(\phi, t)$ à l'angle θ, a pour expression :

$$s(\phi, t) = \mathbf{R}\left\{\mathcal{F}^{-1}\left[\frac{2J_1(2\pi fa/c\ sin\theta)}{2\pi fa/c\ sin\theta}S(f)\right]\right\} \tag{1.3}$$

avec $S(f)$ la transformée de Fourier de $s(t)$, $\mathcal{F}^{-1}$ la transformée de Fourier inverse et $\mathbf{R}$ la fonction *partie réelle*.

La figure 1.11 présente la forme d'onde et le spectre obtenus avec un tel modèle pour les paramètres $A = 1$, $\tau_0 = 9.9.10^{-6}$, $\Delta\tau = 29.9.10^{-6}$, $f_0 = 80$ kHz , $\phi = 3\pi/4$, $a = 8.9$ cm (belugas), et les angles $\theta = 0°$, 5°, 10°,15°. Les valeurs des paramètres de cette simulation sont compatibles avec des mesures effectuées sur données réelles par Au [Au93]. La valeur du rayon a correspond à celui estimé pour les bélugas [Au93]. On voit sur la figure 1.11 que le signal se déforme significativement après un écartement de seulement quelques degrés. L'amplitude diminue fortement et rapidement, et nous mesurons un ratio supérieur à 30 entre l'ampitude maximale du clic à 0 degré et celle du clic à 15 degrés. Le nombre d'oscillations augmente également et les clics sont de plus en plus longs, ce qui entraine des modifications majeures du spectre. Ce dernier, initialement unimodal devient bimodal dès que l'angle excède 5°. La fréquence peak du premier mode varie entre 73 kHz et 85 kHz, et la fréquence peak du deuxième mode vaut 49 kHz pour $\theta = 10$ degrés et 61 kHz pour $\theta = 15$ degrés. Des déformations comparables ont été observées sur des données réelles [Au99, Lammers09], validant ainsi le modèle piston proposé par Au pour expliquer les déformations des signaux en fonction de la position de l'hydrophone autour de la tête de l'animal.

L'utilisation de paramètres acoustiques, tels que la fréquence centrale, la bande passante, l'amplitude, ou la durée, pour caractériser les clics reçus sur l'hydrophone, présente donc un biais non-négligeable du fait de leur directivité, d'autant plus que dans les mesures faites en mer, les animaux émettent rarement dans l'axe de l'hydrophone, et changent parfois d'orientation rapidement au cours du temps. C'est probablement l'une des raisons qui peut expliquer l'écart important entre les résultats de Au [Au85], [Au87], qui ont été obtenus avec des bélugas dressés, gardant une position fixe tout au long de l'expérience et visant une cible située à 80 m, et les résultats de Roy [Roy10], qui sont issus de mesures opportunistes en mer, avec des bélugas sauvages, se déplaçant dans la colonne d'eau, et n'ayant pas nécessairement émis leurs clics dans l'axe de l'hydrophone.

Ces constatations nous poussent donc à trouver des descripteurs autres que la fréquence centrale, la fréquence maximum, ou la bande passante, qui sont généralement calculés à partir de la transformée de Fourier [Gillespie08, Baggenstoss11, Roch11], pour décrire et caractériser les clics d'odontocètes. Cela passe donc par la recherche de nouvelles transformées, mieux adaptées à la brièveté et à la variabilité des formes d'onde des clics. C'est ce à quoi seront dévolus les chapitres 3, 4 et 5.

Un autre axe de recherche, consiste à déterminer les paramètres indépendants de l'orientation de l'animal par rapport à l'hydrophone, ce qui est l'objet de la partie suivante.

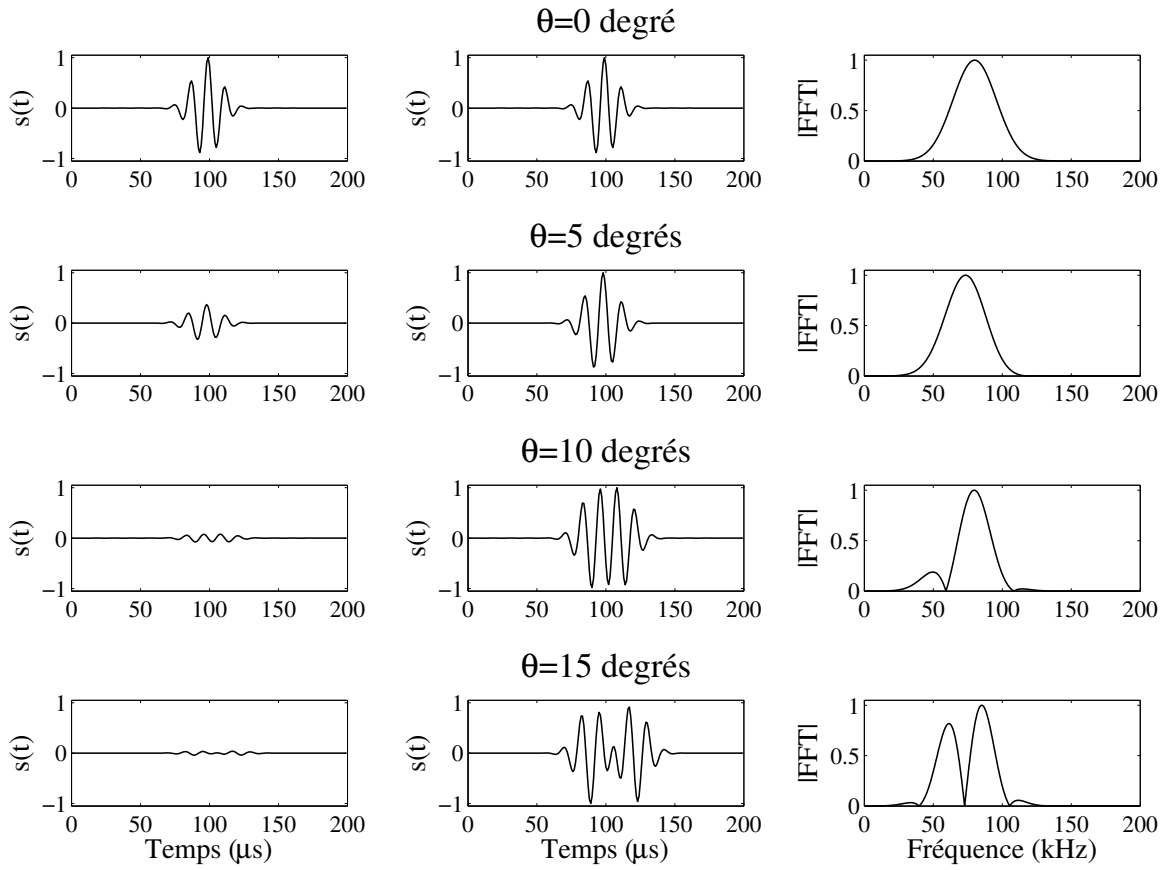

FIGURE 1.11 – Formes d'onde et spectre d'une impulsion synthétique générée par un piston plan circulaire, en fonction de l'angle azimutal entre l'axe perpendiculaire au piston et le récepteur. Colonne de gauche : formes d'onde avec amplitude réelle ; colonne du milieu : formes d'onde avec amplitude normalisée entre -1 et 1 pour observer le changement dans les oscillations ; Colonne de droite : Spectre.

1.3.4 Rythmicité des trains de clics

Comme nous l'avons déjà dit, pour répondre à leurs fonctions vitales (chasse, communication, localisation), les odontocètes émettent généralement des séries de plusieurs clics consécutifs plutôt que des clics isolés. Ces séries sont appelées **trains de clics**. La figure 1.12 présente un extrait de train de clics de grand dauphin et montre que ces clics se répètent de façon régulière au cours du temps. La durée d'émission des trains de clics mesurée sur des animaux effectuant des exercices de recherche de cibles ou sur des animaux évoluant en pleine mer, varie de 1 s pour les petits odontocètes [Madsen05, Johnson08, Kastelein08] à plusieurs minutes pour les cachalots [Miller04, Watwood06]. Ce sont donc plusieurs dizaines de clics qui sont émis au cours d'un train. L'annexe A présente une analyse effectuée au cours de ces travaux de thèse concernant les propriétés des trains de clics émis par des bélugas, et notamment le nombre de clics qu'ils contiennent. La figure 1.13, extraite de cette analyse en annexe A, confirme que 80 % des trains étudiés contenaient plus de 10 clics, 50 % en contenaient plus de 30.

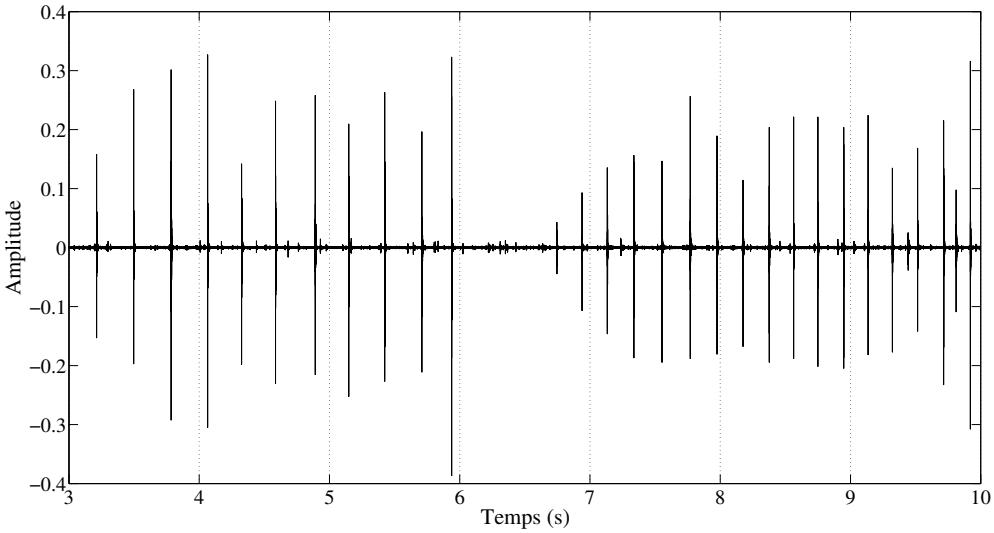

FIGURE 1.12 – Forme d'onde d'un train de clics de grand dauphin (*Tursiops truncatus*) enregistré en Basse Normandie par l'ENSTA Bretagne et le Groupement d'Étude des Cétacés du Cotentin (GECC).

Outre leur durée, les trains sont également caractérisés par l'intervalle entre deux clics consécutifs appelé intervalle inter-clic (ICI). L'ICI est un paramètre important pour l'analyse des données acquise par les systèmes PAM, car il peut permettre aux bioacousticiens de déterminer quels sont les espèces présentes, et aux biologistes d'interpréter leur activité (écholocation, chasse). La gamme d'ICI que l'on peut rencontrer dans la nature va de 1 ms pour les petits odontocètes jusqu'à quelques secondes pour les cachalots (voir le tableau 1.3). L'ICI peut varier d'un facteur 1 à 100 selon l'activité de l'animal. Un grand ICI (clics très espacés dans le train) sera plutôt caractéristique d'une activité d'écholocation, alors qu'un tout petit ICI (clics très rapprochés dans le train) sera généralement utilisé dans la phase finale de capture d'une proie [Madsen02, Johnson04, Madsen05, DeRuiter09, Verfuß09]. Lorsque le

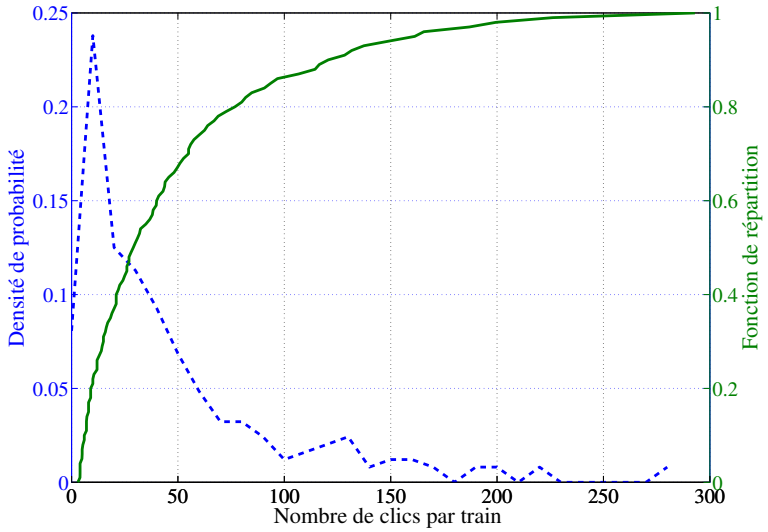

FIGURE 1.13 – Densité de probabilité et fonction de répartition du nombre de clics dans 248 trains de clics annotés. Les trains annotés contenaient entre 4 et 300 clics par train. La médiane de cette série est 29 clics par train.

nombre de clics émis par seconde est supérieur à 100, soit un ICI inférieur à 10 ms, on parle de buzz [Au08]. La figure 1.14 montre la forme d'onde d'un buzz de grand dauphin, d'une durée de 0.4 s et dans lequel l'ICI est 0.0015 s. La fréquence de répétition des clics sur cette figure, est significativement supérieure à celle du train de clics de la figure 1.12, dont l'ICI était environ de 0.2 s. L'ICI étant uniquement calculé à partir du temps d'arrivée des clics, sans tenir compte de leur amplitude, de leur contenu fréquentiel ou de leur durée, il est indépendant de l'orientation de l'animal par rapport à l'hydrophone. C'est donc un paramètre plus robuste que les descripteurs acoustiques classiques que nous venons de citer, et qui varient parfois de façon importante d'un clic à l'autre. Les figures 1.12 et 1.14 permettent justement de constater sur un train d'écholocation et sur un buzz, les variations d'amplitude importantes (supérieures à un facteur 2) d'un clic à l'autre.

L'ICI est souvent décrit comme quasi-constant au cours d'un train [Zimmer11, Teilmann02], ce que nous constatons également sur les figures 1.12 et 1.14. Différentes études sur la structure des trains de clics ont confirmé leur nature rythmée. Les ICI successifs ne prennent pas des valeurs aléatoires, mais ont un caractère déterministe [André00, Lepper05, Baggenstoss11]. Comme le montre la figure 1.15, extraite de l'annexe A , il y a une très bonne corrélation (R^2=0.86) entre les ICI successifs mesurés à partir de 11 881 clics annotés de bélugas, issus de mesures acoustiques réalisées sur l'île de Baffin (Canada), par le ministère des Pêches et Océans du Canada.

En dehors de quelques poissons, la production de trains d'impulsions rythmés est propre aux odontocètes [Lowerre-Barbieri08]. C'est donc une propriété que nous allons utiliser dans le chapitre 2 pour proposer un détecteur utilisant le rythme comme moyen de décision quant à la présence/absence d'odontocètes.

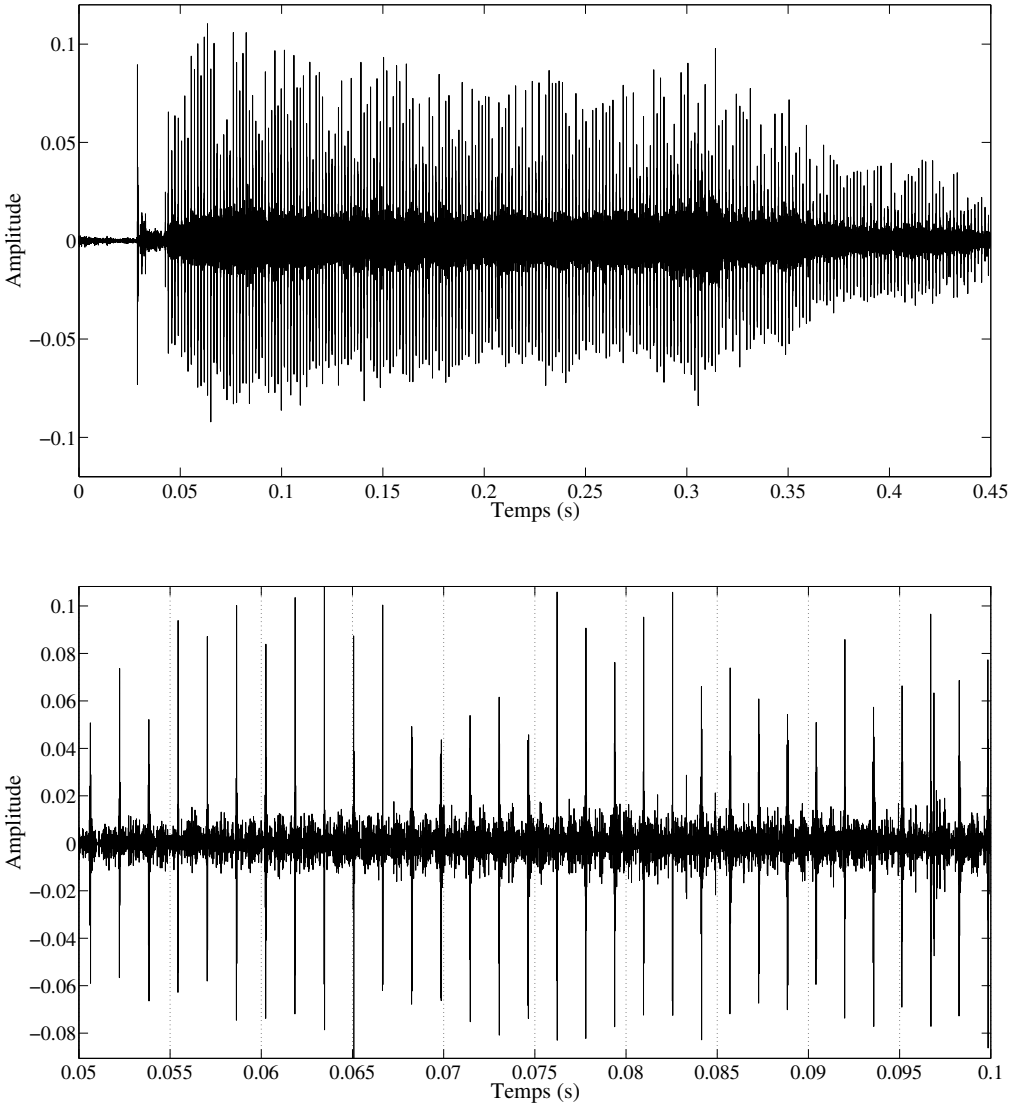

FIGURE 1.14 – Forme d'onde d'un buzz de grand dauphin (*Tursiops truncatus*) enregistré en Basse Normandie par l'ENSTA Bretagne et le Groupement d'Étude des Cétacés du Cotentin (GECC). Figure du haut : vue complète du buzz ; figure du bas : zoom sur une période de 0.05 s.

TABLE 1.3 – Intervalle inter-clic mesuré pour plusieurs espèces d'odontocètes.

Espèces	ICI (en ms)	Conditions	Références
Marsouin commun (*Phocoena phocoena*)	20 - 50 30 - 200 41 - 58	Bassin Mer Baie	[Au99] [Villadsgaard07] [Verfuß09] [Kastelein08]
Grand dauphin (*Tursiops truncatus*)	19 - 45 17 - 462	- Mer	[Au93] [Jensen09]
Béluga (*Delphinapterus leucas*)	1 - 230 1 - 260	Baie Mer	[Au93] [Roy10] Annexe A
Baleine à bec de Blainville (*Mesoplodon densirostris*)	200 - 500	Mer	[Johnson04] [Madsen05]
Cachalot (*Physeter macrocephalus*)	500 - 2000	Mer	[Miller04]

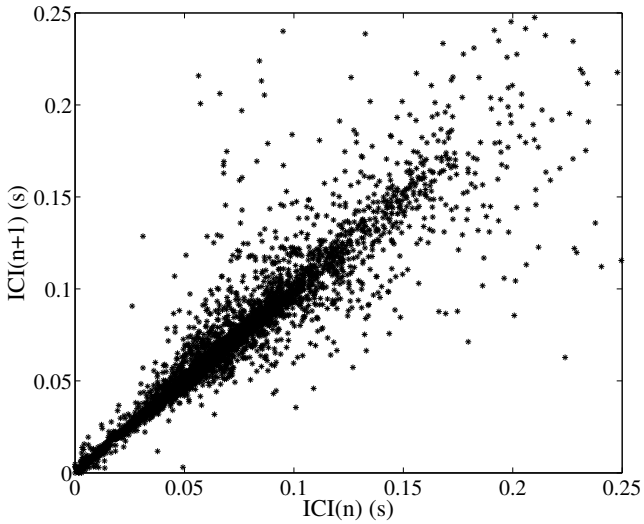

FIGURE 1.15 – Relation entre l'ICI d'indice n et l'ICI d'indice (n+1), mesurés dans 248 trains de clics de bélugas contenant 11881 clics. La relation entre les ICI successifs est proche de la droite ICI(n+1)=ICI(n), comme le confirme le coefficient de détermination (R^2=0.86)

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu que la production sonore dans les océans est conséquente et très diversifiée. Les sources à l'origine de cette production sont de nature variée et vont de la biologie (biophonie), aux phénomènes météorologiques (géophonie) en passant par les activités humaines (anthropophonie). Chaque son produit par l'une ou l'autre de ces sources a une signature acoustique propre. Cette signature dépend de la durée, du contenu fréquentiel et des propriétés statistiques du son émis. La connaissance de cette signature permet de détecter la présence ou l'absence de telle ou telle source dans le milieu et aussi, de caractériser acoustiquement un environnement donné.

Parmi ce corpus sonore, nous nous sommes focalisés sur les clics émis par les odontocètes, qui sont les signaux que l'on souhaite détecter, localiser et classifier dans cette étude. Nous avons vu que ces signaux ont des propriétés qui les rendent difficiles à caractériser par les outils classiques de traitement du signal, notamment en raison de leur courte durée et de leur très grande directivité. De plus, ils ont des propriétés temporelles et fréquentielles similaires à d'autres transitoires acoustiques que l'on peut trouver dans certains milieux, comme les crevettes claqueuses par exemple. Vis-à-vis des autres sources impulsives que l'on trouve dans les océans, ils ont en revanche une propriété qui leur est quasi exclusive : la rythmicité, qui est caractérisée par l'ICI.

Dans le chapitre suivant, nous allons exploiter cette rythmicité pour développer un détecteur d'odontocètes basé sur l'analyse du rythme des impulsions enregistrées par un système PAM. Les chapitres 3, 4 et 5 seront ensuite consacrés au développement d'outils de traitement plus adaptés que la transformée de Fourier, le cepstrum et les représentations temps-fréquence, pour représenter et caractériser les formes d'ondes des clics d'odontocètes. Ces outils seront mis en œuvre à des fins de détection, localisation et caractérisation des clics.

Chapitre 2

Détection de trains de clics d'odontocètes par analyse du rythme

Sommaire

2.1 Introduction **29**
2.2 Détection et séparation d'impulsions : état de l'art **31**
2.2.1 État de l'art en bioacoustique 31
2.2.2 État de l'art en traitement du signal 32
2.3 Algorithme RACESS **33**
2.3.1 Vue d'ensemble de l'algorithme 33
2.3.2 Définitions et modèles 35
2.3.3 Autocorrélation complexe versus autocorrélation classique 35
2.3.4 Analyse temps-rythme 38
2.4 Performances **44**
2.4.1 Paramètres influents et conditions de détectabilité 44
2.4.2 Longueur minimale d'un train à détecter 45
2.4.3 Détection de trains avec des clics manquants 47
2.4.4 Jitter maximum autorisé 48
2.4.5 Séparabilité de deux trains entrelacés 49
2.4.6 Robustesse face aux clics "fausses alarmes" 51
2.4.7 Résumé de l'analyse des performances 53
2.5 Exemples d'applications **53**
2.5.1 Détection des clics 55
2.5.2 Algorithme RACESS modifié 56
2.5.3 Clics de bélugas du Saint Laurent : intérêt de l'approche séquentielle pour les trains entrelacés 57
2.5.4 Clics de grands dauphins mélangés à des impulsions benthiques : mise en échec de RACESS 57
2.6 Discussion **61**
2.7 Conclusions **63**

2.1 Introduction

Dans le chapitre 1 nous avons identifié les sources sonores que l'on trouve dans le milieu marin, et les avons "classifiées" selon leur type aléatoire, impulsionnel ou à modulation de

fréquence. Nous avons vu qu'une majorité des signaux émis s'avèrent être impulsionnels et ont la particularité de coexister dans des gammes de fréquences communes. C'est notamment le cas des clics d'odontocètes, qui nous intéressent plus particulièrement dans ce manuscrit, et des impulsions benthiques, que nous allons régulièrement rencontrer dans les signaux réels.

Détecter la présence d'odontocètes à partir des clics qu'ils émettent peut s'avérer difficile, dès lors que le bruit de fond généré par l'environnement est lui aussi de nature impulsionnelle. Il est donc nécessaire de développer des outils de traitement appropriés afin de pouvoir détecter les trains de clics des odontocètes parmi les autres sources impulsionnelles. Pour répondre à cette problématique, nous allons nous appuyer sur la rythmicité des clics émis en train par les odontocètes, pour proposer un algorithme permettant de détecter la présence de tels animaux. Outre la détection d'un train rythmé dans un mélange impulsionnel non rythmé, la méthode proposée sera également capable de distinguer et donc de séparer des trains rythmés mélangés. Nous pourrons donc détecter si plusieurs odontocètes ont émis simultanément. On se projette donc, à la fois, sur un axe **détection/analyse des trains** et sur un axe **séparation/désentrelacement des trains**.

La première partie de ce chapitre a pour but de faire un état de l'art des méthodes d'analyse de rythme et de désentrelacement de trains. Cet état de l'art est fait conjointement à partir des travaux réalisés dans la communauté bioacoustique sous-marine, et également à partir des travaux de la communauté du traitement du signal radar et musical, qui utilisent la rythmicité à des fins de détection et de séparation de sources depuis de nombreuses années. Au sein de l'état de l'art, la transformée temps-rythme et l'autocorrélation complexe ont paru particulièrement prometteuses.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous présenterons ces méthodes et proposerons pour la première fois de les adaptater au monde sous-marin, avec une architecture pour détecter la présence de trains rythmés d'odontocètes, alors que l'autocorrélation complexe a été récemment utilisée dans à des fins de classification [Zaugg12]. Après avoir introduit l'aspect théorique sous-jacent à la méthode, nous discuterons également de certains points importants liés à son implémentation et à sa mise en œuvre.

La troisième partie sera consacrée à l'analyse des performances de la méthode proposée sur des données réelles fournies par le ministère des Pêches et Océans du Canada et par la Chaire CHORUS de la fondation Grenoble-INP, que nous avons annotées manuellement. Cette annotation de 11881 clics répartis en 248 trains, nous permet de bâtir une vérité terrain, que nous comparerons aux résultats produits par notre méthode. Cette analyse s'appuiera à la fois sur des développements analytiques et sur les connaissances a priori que nous avons des signaux réels que l'on souhaite détecter. Les développements analytiques permettront d'identifier les cas donnant lieu à une vraie détection, une détection manquée ou une fausse alarme. Les connaissances a priori nous permettront d'une part de choisir les valeurs à donner aux degrés de liberté de l'algorithme, et d'autre part de montrer que le domaine de fonctionnement de cet algorithme est en adéquation avec les propriétés des signaux émis par les odontocètes.

Dans la quatrième partie, nous présenterons des résultats obtenus sur données réelles, contenant plusieurs espèces d'odontocètes et divers types de bruits ambiants. Nous discuterons dans la cinquième partie, les points positifs et négatifs de la méthode proposée et nous

repositionnerons notre algorithme parmi les méthodes déjà existantes de la communauté bioacoustique.

Le contenu de ce chapitre a été exposé dans trois conférences [Le Bot13a, Le Bot13d, Le Bot13c] et a donné lieu à une publication [Le Bot13b].

2.2 Détection et séparation d'impulsions : état de l'art

2.2.1 État de l'art en bioacoustique

La communauté bioacoustique s'est employée depuis plus de dix ans à développer des algorithmes de détection de clics d'odontocètes, à des fins de classification des différentes espèces et de localisation des animaux ou des populations lors de leurs plongées. En revanche, il existe encore peu de méthodes s'intéressant à la séparation des trains de multiples odontocètes cliquant simultanément et à la détection des trains dans un chorus d'impulsions non-rythmées, probablement en raison des difficultés et de la complexité de mise au point de tels algorithmes.

Les méthodes de séparation de trains de clics existantes dans la littérature, utilisent souvent les caractéristiques acoustiques des clics pour les relier entre eux et ainsi extraire les trains. Parmi ces paramètres acoustiques, on trouve l'amplitude [Lepper05, Gerard08, Gerard09], la fréquence centrale ou la fréquence maximale [Houser99, Starkhammar11], des propriétés temporelles comme la position du barycentre de la forme d'onde [Baggenstoss11], ou encore les statistiques d'ordre supérieur [Baggenstoss11]. Ces méthodes utilisent soit un seul, soit plusieurs de ces paramètres acoustiques, et les exploitent avec des algorithmes pouvant aller d'une simple intercorrélation des formes d'ondes [Bahl02], jusqu'à des formes plus évoluées utilisant des fonctions de vraisemblance [Baggenstoss11] ou des réseaux de neurones [Ioup07, Gerard09]. Un inconvénient de ces algorithmes est qu'ils nécessitent que les paramètres acoustiques soient constants au cours du train de clics. Certains d'entre eux ont également besoin d'une base d'entrainement, notamment pour connaître les distributions a priori des paramètres [Baggenstoss11]. Cette nécessité d'avoir une phase d'apprentissage semble être un aspect limitant, dans une application où les connaissances a priori sont généralement quasi inexistantes. De plus, comme nous l'avons vu dans la section 1.3.3, ces paramètres acoustiques peuvent varier énormément en fonction de l'orientation de l'animal par rapport à l'hydrophone, et des variations peuvent donc avoir lieu d'un clic à l'autre, ce qui est sûrement défavorable lors de la comparaison des paramètres de deux clics.

Un certain nombre d'auteurs proposent une seconde approche consistant à séparer les clics en fonction de leur direction d'arrivée, que ce soit en terme de distance-profondeur avec 2 hydrophones tractés derrière un bateau [Thode04], ou en terme de coordonnées cartésiennes (x, y, z) avec plus de 5 hydrophones posés sur le fond [Giraudet06, Glotin08, Nosal13]. Cette approche nécessite trois prérequis. Tout d'abord, les méthodes de localisation ont besoin d'une antenne de plusieurs hydrophones ou de capteurs vectoriels pour pouvoir calculer les directions d'arrivée. Deuxièmement, chaque hydrophone doit avoir reçu l'ensemble des signaux à localiser, pour pouvoir calculer les différences de temps d'arrivée (TDOA) entre les hydrophones et ainsi connaître les directions d'arrivée. Enfin, les directions d'arrivée (DOA) des clics à séparer,

doivent être plus espacées que le lobe de directivité de l'antenne de réception.

Plus récemment, des méthodes exploitant l'ICI, seul [Young13] ou conjointement avec d'autres paramètres acoustiques, comme l'amplitude, utilisée par Gérard [Gerard08, Gerard09], ou le spectre des clics [Zaugg12], ont émergé dans la communauté pour traiter les signaux dans lesquels plusieurs animaux sont présents et pouvoir ainsi les séparer. L'utilisation de l'ICI présente plusieurs avantages par rapport aux paramètres acoustiques utilisés traditionnellement. En effet, elle ne nécessite comme unique connaissance, que les temps d'arrivée (TOA) des clics au niveau de l'hydrophone. Ces temps d'arrivée sont simples à calculer et surtout, sont indépendants de l'orientation de l'animal par rapport à l'hydrophone, comme nous l'avons vu dans les sections 1.3.3 et 1.3.4. En outre, l'analyse du rythme ne nécessite qu'un seul capteur. C'est donc cette approche que nous allons utiliser dans ce chapitre pour détecter les trains de clics rythmés et séparer les trains émis simultanément par plusieurs odontocètes.

2.2.2 État de l'art en traitement du signal

Si la détection de rythmes et la séparation de trains d'impulsions entrelacés ont été jusqu'à présent peu abordées par la communauté bioacoustique, ce sont des sujets de recherche qui ont connu un fort intérêt dans les domaines du radar et de la musique depuis plusieurs décennies. Dans cette section, nous faisons un état de l'art des recherches dans ces communautés.

Initialement, la détection de trains d'impulsions Radar ou de rythme dans le domaine de la musique, s'est faite par la construction d'un histogramme des ICI de toutes les paires possibles de TOA [Wiley93, Mardia89, Milojevic92]. Dans la pratique, un tel histogramme peut être obtenu en faisant une simple autocorrélation de l'ensemble du train de clics. Lorsque un ou des trains rythmés sont présents, l'histogramme va présenter des pics localisés aux valeurs des ICI des trains entrelacés. Cependant, il présente également des pics à des valeurs multiples des ICI ($2\times ICI$, $3\times ICI$, $4\times ICI$, etc.) qui dans la suite de ce manuscrit seront appelés **harmoniques**. La présence de ces harmoniques peut altérer l'interprétation des résultats et empêcher de conclure quant au nombre de sources entrelacées et à la valeur de leurs ICI.

Pour remédier à ce problème, une fonction d'autocorrélation à suppression d'harmoniques est introduite indépendamment par Nelson [Nelson93] et Nishiguchi [Nishiguchi00], dans la communauté radar. Cette nouvelle expression de l'autocorrélation utilise un facteur complexe pour supprimer les pics correspondant aux harmoniques, tout en conservant ceux associés aux ICI fondamentaux. Plusieurs améliorations de cette méthode ont été proposées par la suite [Mahdavi11, Zhao12, Nishiguchi05]. La dernière référence proposée par Nishiguchi, constitue une avancée majeure pour l'analyse de signaux dans un contexte passif. En effet, les méthodes basées sur l'histogramme voient leurs performances fortement diminuer, dès lors que le train de clics que l'on souhaite détecter est nettement plus court que la fenêtre d'observation dans laquelle l'histogramme est construit. De plus, la méthode de l'histogramme ne permet pas de rendre compte des changements de rythme au cours du temps. L'idée introduite dans [Nishiguchi05], et dont nous nous sommes inspirés dans ce chapitre, est d'utiliser une représentation *temps-ICI*, construite de manière équivalente aux représentations temps-fréquence

et temps-échelle, à partir du calcul de l'autocorrélation complexe dans une fenêtre glissant le long du train de clics. Cette représentation permet alors de mettre en évidence le nombre de trains entrelacés quelle que soit leur durée, de connaître leur temps de début et de fin, leurs ICI respectifs, et d'observer l'évolution des ICI au cours du temps. Elle est donc plus performante que le calcul de l'autocorrélation sur l'ensemble du train de clics. En revanche, elle ne donne pas la liste des clics composant chacun de ces trains et ne permettent donc pas d'aller au bout du processus de séparation.

Pour extraire chacun des trains, les méthodes couramment employées sont le filtrage de Kalman [Moore94, Conroy98] ou des méthodes plus évoluées issues du filtrage de Kalman, comme le filtrage à association probabiliste de données [Conroy00, Jida08, Bar-Shalom09], le filtrage particulaire proposé dans la thèse de Szkolnik [Szkolnik04], les trackers à hypothèses multiples ou les modèles interactifs multiples [Slocumb98]. Ces méthodes ont l'avantage de faire simultanément la caractérisation et la séparation des trains entrelacés. Cependant, elles présentent de nombreux inconvénients, rédhibitoires dans un contexte d'écoute passive. Parmi ces limitations, il y a notamment la nécessité de connaître a priori le nombre de sources à séparer, leurs ICI respectives et les matrices de covariance associées, afin de modéliser correctement les équations d'état du système. La présence de clics parasites n'appartenant à aucun train, mais venant par exemple de crevettes claqueuses, rend instable une approche de type Kalman, même si les méthodes plus avancées tentent de gommer ce problème [Conroy00, Jida08, Bar-Shalom09]. Pour ces raisons, le filtrage de type Kalman ne semble pas adapté à une utilisation seule, mais davantage en complément des méthodes basées sur l'histogramme.

Après identification des avantages et des inconvénients des méthodes que nous venons de citer, nous avons choisi d'adapter la méthode de Nishiguchi [Nishiguchi05] et de nous focaliser sur l'utilisation de la représentation *temps-ICI* calculée avec l'autocorrélation complexe, afin de proposer une méthode appelée RACESS pour Rhythmic Analysis for Click train dEtection and Source Separation, dont les objectifs sont : i) de détecter la présence de trains de clics mélangés à des impulsions non rythmées, ii) de distinguer le nombre de trains rythmés entrelacés, iii) de connaître l'évolution de leurs ICI au cours du temps. Outre l'adaptation à l'acoustique sous-marine, notre apport se trouve également dans l'étude des performances par une approche mixant résultats analytiques et données réelles (section 2.4), et aussi dans la proposition d'une évolution possible de la méthode visant à améliorer sa robustesse dans des cas réels complexes (section 2.5).

2.3 Algorithme RACESS

2.3.1 Vue d'ensemble de l'algorithme

Avant de présenter dans le détail les aspects mathématiques de l'algorithme proposé dans la premiére partie de cette thèse, nous faisons une brève description des étapes importantes en nous appuyant sur un schéma bloc présenté à la figure 2.1.

Préalablement à la détection des trains par RACESS, chacune des impulsions présentes dans la forme d'onde enregistrée sur un système PAM doit être détectée. Pour cela, nous

pouvons utiliser n'importe quel détecteur de clic standard de la littérature, comme le détecteur d'énergie [Kay93], l'opérateur de Teager-Kaiser [Kandia06], ou les moments d'ordre supérieur [Gervaise10]. À partir des détections nous déduisons la liste des temps d'arrivée (TOA) des clics. Cette liste de TOA alimente RACESS pour effectuer l'analyse de rythme et la séparation des trains. Cette analyse est divisée en trois étapes.

La première étape de RACESS (Étape 1 de la figure 2.1) consiste à transformer la liste des TOA en une nouvelle représentation que nous appellerons *carte temps-ICI*. Cette transformation sera basée sur la fonction d'autocorrélation complexe, qui comme nous l'avons dit dans la section précédente, permettra de trouver les ICI fondamentaux des trains entrelacés tout en limitant l'apparition d'harmoniques. En calculant cette autocorrélation complexe dans une fenêtre glissant le long du signal, nous obtiendrons une carte ayant le temps sur l'axe des abscisses, l'ICI sur l'axe des ordonnées et l'amplitude de la fonction d'autocorrélation complexe sur l'axe des z (échelle de couleurs).

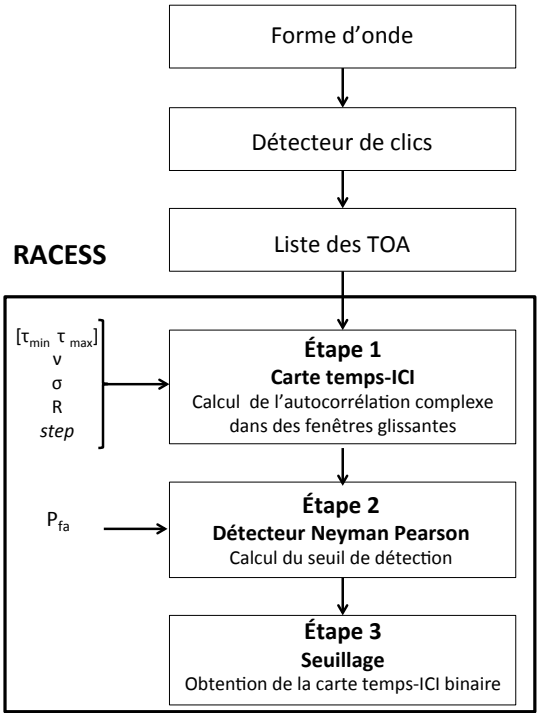

FIGURE 2.1 – Schéma bloc de l'algorithme RACESS d'analyse des rythmes et de détection de trains.

La seconde étape de l'algorithme aura pour but de calculer le seuil à appliquer sur la *carte temps-ICI*, pour identifier les pixels ayant comme contribution les trains rythmés et supprimer ceux correspondant à du bruit (Étape 2 de la figure 2.1). La troisième étape consistera à appliquer un seuil afin de binariser la *carte temps-ICI* et ainsi détecter les rythmes des trains entrelacés (Étape 3 de la figure 2.1).

Pour réaliser ces trois étapes, 7 paramètres (ou degrés de liberté) seront nécessaires pour construire la représentation temps-ICI et calculer le seuil de détection (voir le tableau 2.1). Le choix des valeurs de ces paramètres influera sur la résolution en temps et en ICI de la *carte*

temps-ICI ainsi que sur les performances du détecteur.

TABLE 2.1 – Liste des degrés de liberté de l'algorithme RACESS

Paramètres	Description
$[\tau_{min}\ \tau_{max}]$	Valeurs minimales et maximales des ICI des trains que l'on pense détecter
r	Résolution des valeurs d'ICI
ν	Durée relative de la fenêtre glissante
$step$	Pas avec lequel la fenêtre d'analyse glisse le long du signal
σ	Largeur relative des bandes d'ICI
P_{fa}	Probabilité de fausse alarme théorique du détecteur

2.3.2 Définitions et modèles

Comme nous l'avons vu dans la section précédente, l'algorithme RACESS utilise la liste des temps d'arrivée des clics comme variable d'entrée. Cette liste des temps d'arrivée peut se modéliser par une somme de fonctions Dirac :

$$m(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \delta(t - t_n) \tag{2.1}$$

où δ est la fonction de Dirac et t_n est le temps d'arrivée de la $n^{\text{ème}}$ impulsion détectée. Cette liste de TOA doit se décomposer en deux parties indépendantes, l'une correspondant aux TOA des clics d'un train émis par un odontocète, l'autre correspondant à tous les autres clics émis par des sources non rythmées, comme des crevettes claqueuses par exemple.

Sur un court intervalle de durée T, on suppose que les TOA associés au train de clics de l'odontocète suivent un motif rythmé d'ICI moyen noté $\overline{ICI}$. Si $t_i^{'}$ (i=1, ..., w) représente les TOA de w clics de ce train émis durant la période T, alors la relation entre ces TOA est donnée par :

$$t_i^{'} = i \times \overline{ICI} + \zeta_{t'(i)} \tag{2.2}$$

où $\zeta_{t'}$ est une variable aléatoire appelée jitter, qui matérialise la déviation entre l'ICI instantanné et l'ICI moyen.

Pour les TOA correspondant aux sources non rythmées, on suppose qu'il y en a q uniformément distribués au cours d'une période de durée $\overline{ICI}$. La figure 2.2 résume l'ensemble de ces notations.

2.3.3 Autocorrélation complexe versus autocorrélation classique

Cette section a pour but d'introduire la fonction d'autocorrélation complexe et de la comparer à la fonction d'autocorrélation classique. Nous allons montrer de manière analytique et par des exemples simulés l'apport du terme complexe dans la suppression des harmoniques.

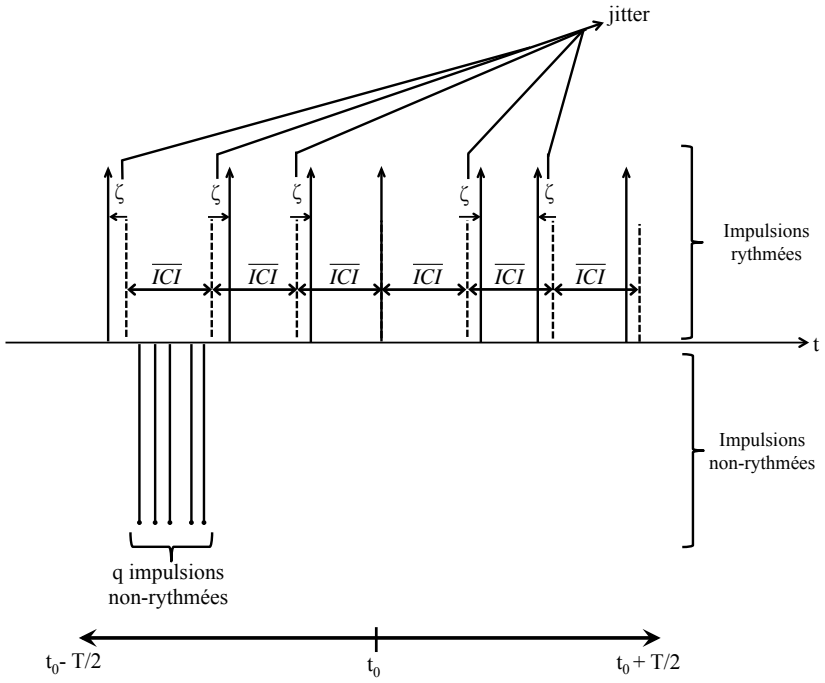

FIGURE 2.2 – Représentation de la liste des TOA par des fonctions de Dirac. Les TOA se décomposent en une partie rythmée ayant un ICI moyen noté $\overline{ICI}$ et soumis à un jitter ζ, et en une partie non rythmée de q impulsions par période d'ICI.

La fonction d'autocorrélation complexe a été introduite indépendamment par Nelson en 1993 [Nelson93] et Nishiguchi en 2000 [Nishiguchi00]. Elle a pour expression :

$$D(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} m(t)m(t-\tau)exp(2\pi it/\tau)dt \tag{2.3}$$

avec $\tau \in \mathbf{R}^+$ et $m(t)$ la liste des TOA des clics détectés.

Pour rappel, la fonction d'autocorrélation classique est donnée par :

$$C(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} m(t)m(t-\tau)dt \tag{2.4}$$

La série de TOA étant modélisée par une somme de fonctions de Dirac, en substituant l'équation (2.1) dans les équations (2.3) et (2.4), nous obtenons :

$$D(\tau) = \sum_{n=1}^{N-1}\sum_{m=0}^{n-1} \delta(\tau - (t_n - t_m))exp(2\pi it_n/\tau) \tag{2.5}$$

$$C(\tau) = \sum_{n=1}^{N-1}\sum_{m=0}^{n-1} \delta(\tau - (t_n - t_m)) \tag{2.6}$$

Nous constatons que la seule différence entre les équations (2.5) et (2.6) est la présence d'un coefficient complexe dans la première.

Afin de voir l'effet de ce terme complexe sur la suppression des harmoniques, nous nous plaçons dans le cas idéal où le signal reçu contient uniquement le train de clics rythmés d'un seul odontocète et aucune fausse alarme. La liste des N TOA de ce train est toujours donnée par l'équation (2.1) dans laquelle l'ensemble des t_n est donné par l'équation (2.2). On suppose que le rythme des clics de ce train est parfait et que le jitter $\zeta_{t'(i)}$ est nul quel que soit $i \in [0\,;\,\text{N-1}]$. Dans ces conditions, l'équation (2.5) devient :

$$D(\tau) = (N-1)\delta(\tau - \overline{ICI}) + \sum_{l=2}^{N-1} \delta(\tau - l \times \overline{ICI}) \frac{sin(N\pi/l)}{sin(\pi/l)} e^{\pi i(N+1)/l} \tag{2.7}$$

Le premier terme de cette équation (2.7), i.e. $(N-1)\delta(\tau - \overline{ICI})$, représente l'amplitude de l'autocorrélation complexe lorsque $\tau = \overline{ICI}$. L'autocorrélation complexe a alors comme module $N-1$. Le second terme de l'équation (2.7), i.e. $\sum_{l=2}^{N-1} \delta(\tau - l \times \overline{ICI}) \frac{sin(N\pi/l)}{sin(\pi/l)} e^{\pi i(N+1)/l}$, représente la valeur de l'autocorrélation complexe lorsque τ est un multiple entier de $\overline{ICI}$. Le module de ce terme donne l'amplitude de la $l^{\text{ème}}$ harmonique, avec $l \in [2\,;\,\text{N-1}]$. L'amplitude des harmoniques se résume alors à l'expression suivante :

$$|\frac{sin(N\pi/l)}{sin(\pi/l)}| \tag{2.8}$$

Dans le même contexte, la fonction d'autocorrélation classique a pour expression :

$$C(\tau) = \sum_{l=1}^{N-1} (N-l)\delta(\tau - lp) \tag{2.9}$$

L'amplitude de la $l$ème harmonique est donc $N - l$.

Pour comparer les résultats obtenus avec ces deux dernières équations, nous prenons un train de clics rythmés contenant $N = 100$ clics. Nous calculons pour ce train, l'amplitude des harmoniques ($l \in [2, ..., 99]$) des autocorrélations complexes et classiques données respectivement par les équations (2.8) et (2.9). La figure 2.3 montre l'amplitude des harmoniques obtenus pour les deux fonctions d'autocorrélation. Nous voyons que les amplitudes des harmoniques de l'autocorrélation complexe sont nettement plus petites que celles de l'autocorrélation classique, excepté lorsque l est proche de N. Si l'on renouvelle cette simulation pour un nombre de clics N différent, les formes des deux courbes de cette figure 2.3 restent inchangées, à un facteur d'échelle près.

Pour analyser les différences entre un histogramme obtenu par une autocorrélation classique et celui obtenu par une autocorrélation complexe lorsque plusieurs trains de clics rythmés sont entrelacés, nous avons simulé deux trains ayant pour ICI respectifs 0.0435 s et 0.09 s (Fig.2.4.*a.1* et 2.4.*a.2*), et les avons entrelacés (Fig. 2.4.*a.3*). Chacun des trains subit un jitter de 10 %. Les autocorrélations classique et complexe des trains entrelacés ont été calculées. La figure 2.4.*b* donne l'histogramme obtenu avec l'autocorrélation classique et la figure 2.4.*c* donne celui de l'autocorrélation complexe. Nous voyons sur ces deux figures, que l'autocorrélation complexe n'a fait apparaître que deux pics sur l'histogramme, identifiés par les flèches ICI_1 et ICI_2, contrairement à l'autocorrélation classique qui a fait apparaître les pics associés aux

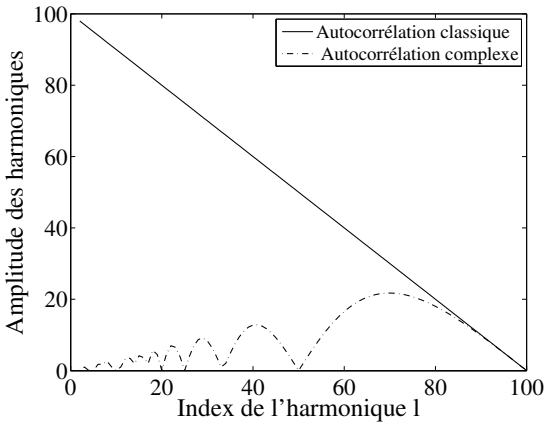

FIGURE 2.3 – Amplitude des harmoniques de l'autocorrélation complexe et de l'autocorrélation classique pour calculer l'histogramme des ICI d'un train de 100 clics. Les amplitudes des harmoniques de l'autocorrélation complexe sont nettement plus petites que celles de l'autocorrélation classique, excepté lorsque l est supérieur à 80 où elles ont le même ordre de grandeur.

ICI_1 et ICI_2, ainsi qu'une dizaine de pics supplémentaires. Les amplitudes les plus grandes de l'autocorrélation complexe sont obtenues aux valeurs de τ correspondant effectivement aux ICI des deux trains de clics que nous avons simulés. L'histogramme issu de l'autocorrélation classique contient lui aussi des pics aux ICI des trains entrelacés, mais présente également des pics à des valeurs de τ correspondant aux harmoniques des deux ICI simulés, ce qui va brouiller l'information relative aux ICI fondamentaux. De plus, ces harmoniques ont parfois une amplitude supérieure aux ICI fondamentaux, comme c'est le cas sur la figure 2.4.b. Nous voyons donc que l'autocorrélation complexe est un excellent outil pour identifier le nombre de trains rythmés qui sont entrelacés, et qui permet d'avoir, sans effort, les valeurs des ICI fondamentaux.

2.3.4 Analyse temps-rythme

La section précédente nous a permis de voir le bénéfice de la fonction d'autocorrélation complexe dans un contexte d'analyse de rythme, par rapport à l'autocorrélation classique. Dans cette section, nous allons voir comment exploiter cette autocorrélation complexe pour détecter la présence de trains rythmés dans un bruit impulsionnel à partir de l'algorithme RACESS (Fig. 2.1).

2.3.4.1 Méthode de calcul d'une représentation *temps-ICI*

Le calcul de la fonction d'autocorrélation classique ou complexe sur une longue série d'impulsions, présente les mêmes inconvénients que le calcul d'une transformée de Fourier court terme dans une grande fenêtre. Elle ne rend pas compte de l'évolution éventuelle des rythmes

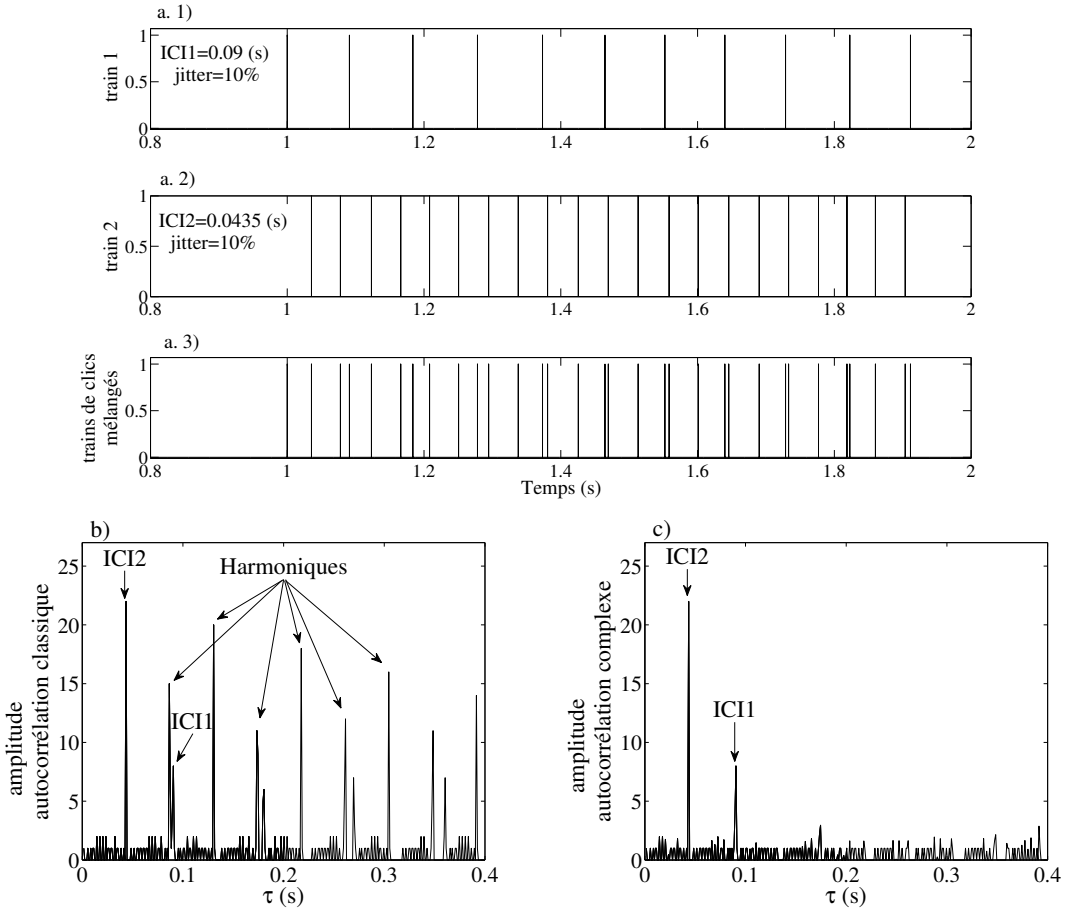

FIGURE 2.4 – Comparaison des résultats de l'autocorrélation complexe et de l'autocorrélation classique dans le cas de deux trains de clics simulés entrelacés. a.1) Premier train de clics d'ICI_1 égale à 0.09 et de jitter égale à 10 % ; a.2) Deuxième train de clics d'ICI_2 égale à 0.0435 et de jitter égale à 10 % ; a.3) Train de clic résultant du mélange des deux trains précédents ; b) Histogramme des ICI obtenu avec l'autocorrélation classique. Cet histogramme présente plusieurs pics à des valeurs de τ correspondant à l'ICI fondamental et à des valeurs harmoniques ; c) Histogramme des ICI obtenu avec l'autocorrélation complexe. L'histogramme présente deux pics, dont les valeurs correspondent à chacun des ICI fondamentaux.

au cours du temps, des temps de début et de fin des trains, ni de la durée des trains contribuant à tel ou tel rythme. Afin d'accéder à ces trois informations, l'autocorrélation complexe est calculée sur une fenêtre glissante. On peut alors parler d'autocorrélation complexe court-terme, par similitude à la transformée de Fourier court-terme. On définit cette analyse temps-rythme ou temps-ICI par :

$$D(t,\tau) = \int_{s \in W(t,\tau)} m(s)m(s-\tau)exp(2\pi is/\tau)ds \tag{2.10}$$

où $W(t,\tau) = [t - \nu \times \tau/2, t + \nu \times \tau/2]$ est le support temporel d'une fenêtre rectangulaire glissant le long de la série de TOA [Nishiguchi05]. Cette fenêtre est centrée sur t et sa largeur est $\nu\tau$, avec $\nu \in \mathbf{R}^+$ (voir Fig. 2.5), de telle sorte que **le nombre de clics d'ICI τ rentrant dans la fenêtre $W(t,\tau)$ soit toujours le même, quel que soit τ.**

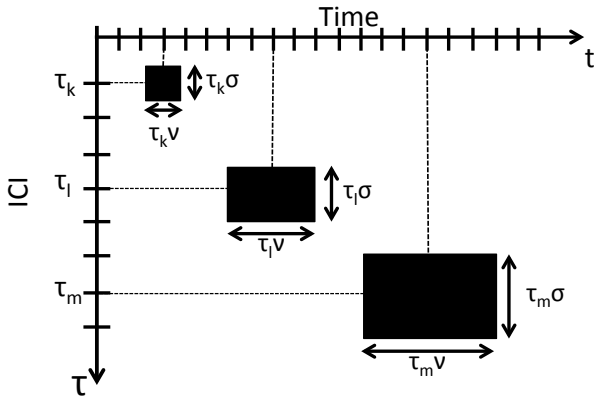

FIGURE 2.5 – Ce schéma montre comment la longueur de la fenêtre glissante et la largeur des bandes d'ICI évoluent sur la *carte temps-ICI* en fonction de la valeur de l'ICI τ. Lorsque l'ICI τ augmente, la longueur de la fenêtre glissante augmente proportionnellement à ν. Lorsque l'ICI τ augmente, la largeur des bandes d'ICI augmente proportionnellement à σ.

En calculant le module de $D(t,\tau)$, cette analyse temps-rythme prend la forme d'une image appelée *carte temps-ICI*. De façon similaire à un spectrogramme, l'axe des abscisses de cette image correspond au temps, l'axe des ordonnées représente les valeurs d'ICI et l'échelle des couleurs (axe des z) représente le module de $D(t,\tau)$.

Les figures 2.6.a et 2.6.b montrent les *cartes temps-ICI* obtenues respectivement avec les fonctions d'autocorrélation classique et complexe, dans le cas des deux trains de clics entrelacés, simulés à la section précédente. La carte de gauche (Fig. 2.6.a) présente de nombreux maximums locaux correspondant à l'ensemble des fondamentaux et des harmoniques. À l'inverse, sur la carte de droite (Fig. 2.6.b) nous voyons que la fonction d'autocorrélation complexe ayant supprimé les harmoniques, met en évidence la présence de deux trains entrelacés et leurs ICI respectifs, égals à ICI_1 et ICI_2. Le temps de début de chaque train se situe environ à $t = 1$ s et le temps fin à $t = 2$ s, ce qui correspond assez bien à ce qui a été simulé (voir Fig. 2.4). Les amplitudes maximales de l'autocorrélation complexe sont obtenues aux ICI correspondant à ceux des trains simulés, soit 0.0435 s et 0.09 s.

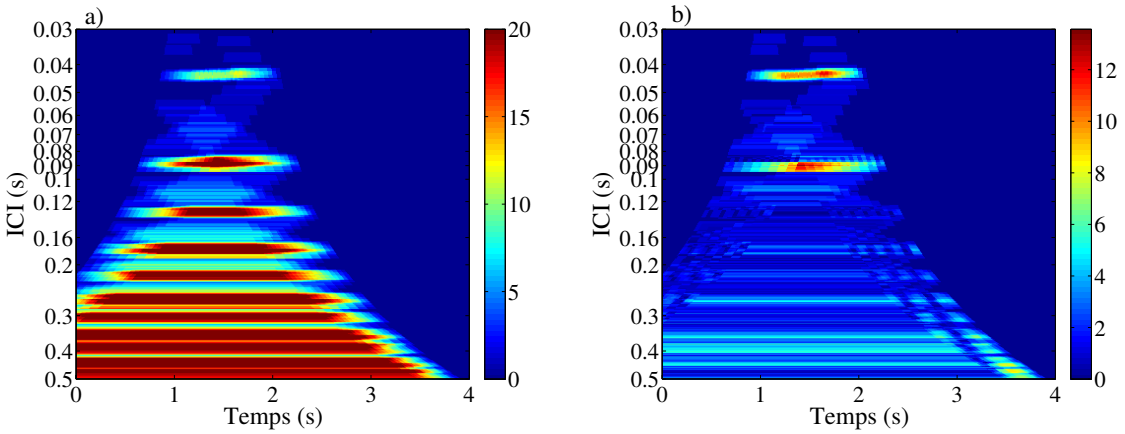

FIGURE 2.6 – Cartes temps-ICI des trains entrelacés de la figure 2.4, et calculées pour : a) la fonction d'autocorrélation classique ; b) la fonction d'autocorrélation complexe. La carte obtenue avec la fonction d'autocorrélation complexe correspond à la sortie du bloc *Étape 1* du schéma bloc de la figure 2.1. La carte de gauche présente de nombreux harmoniques, ce qui rend difficile l'interprétation des résultats. À l'inverse, sur la carte de droite nous voyons que la fonction d'autocorrélation complexe a supprimé les harmoniques, mettant en évidence la présence de deux trains entrelacés d'ICI respectifs 0.045 et 0.09, ce qui correspond aux valeurs ICI_1 et ICI_2 utilisées dans la simulation. Les temps de début et de fin des deux trains correspondent assez bien à ceux de la figure 2.4.

2.3.4.2 Calcul du Seuil

Après cette construction de la représentation *temps-ICI*, la deuxième étape de l'algorithme RACESS consiste à calculer un seuil qui permettra de décider s'il y a un train rythmé ou non à partir de la *carte temps-ICI*.

Lorsque l'on calcule le module de $D(t, \tau)$, l'amplitude de chaque pixel de coordonnée (t, τ) vient de la contribution de toutes les paires de clics (t_n, t_m) qui satisfont $(t_n - t_m) = \tau$ et $t_n \in W(t, \tau)$.

Ces paires de clics répondent à l'une ou l'autre des deux hypothèses suivantes :
— t_n et t_m n'appartiennent pas au même train de clics. (H_0)
— t_n et t_m appartiennent au même train de clics (H_1)

L'objectif de l'algorithme RACESS étant d'identifier les trains de clics rythmés, nous voulons trouver le seuil Γ approprié, tel que pour l'hypothèse H_0, nous ayons $|D(t, \tau)| < \Gamma$, et pour l'hypothèse H_1, nous ayons $|D(t, \tau)| \geq \Gamma$. Les valeurs prises par $|D(t, \tau)|$ lorsque l'hypothèse H_0 est vraie sont donc considérées comme du bruit.

Supposons que les différentes sources impulsionnelles émettent des clics indépendamment les unes des autres, ainsi, la différence entre deux TOA successifs est une variable aléatoire et, selon Papoulis [Papoulis91], le nombre de clics contenus dans chaque fenêtre $W(t, \tau)$ suit une loi de Poisson de paramètre λ. À partir de cette hypothèse réaliste, une relation entre le seuil de détection Γ, la probabilité de fausse alarme P_{fa} et le coefficient de Poisson λ associé à la

fenêtre $W(t,\tau)$, est donnée par :

$$P_{fa} \quad = \quad 1 - \Gamma \times \int_0^{\infty} exp[\lambda \times (J_0(s) - 1)] J_1(s \times \Gamma) ds \tag{2.11}$$

où $J_0(.)$ et $J_1(.)$ sont respectivement les fonctions de Bessel d'ordre 0 et 1 [Nishiguchi05].

Avec cette équation (2.11), nous voyons que le seuil de détection augmente quand λ augmente et diminue lorsque la P_{fa} augmente (Fig. 2.7). La valeur de λ variant d'un pixel à l'autre dans la *carte temps-ICI* en fonction de la densité de TOA présents dans chaque fenêtre $W(t,\tau)$, un seuil différent est donc calculé pour chaque pixel de la carte. Les résultats du seuil calculé pour les deux *cartes temps-ICI* de la figure 2.6 sont présentés sur la figure 2.8. Les deux trains de clics entrelacés apparaissent parfaitement sur les deux cartes binaires. Comme précédemment, la carte binaire issue de l'autocorrélation classique présente de nombreuses détections à des ICI correspondant aux harmoniques des rythmes générés. Il est donc bien plus difficile d'interpréter les résultats avec l'autocorrélation classique, alors que la carte binaire issue de l'autocorrélation complexe est clairement utilisable pour la détection et la séparation des trains.

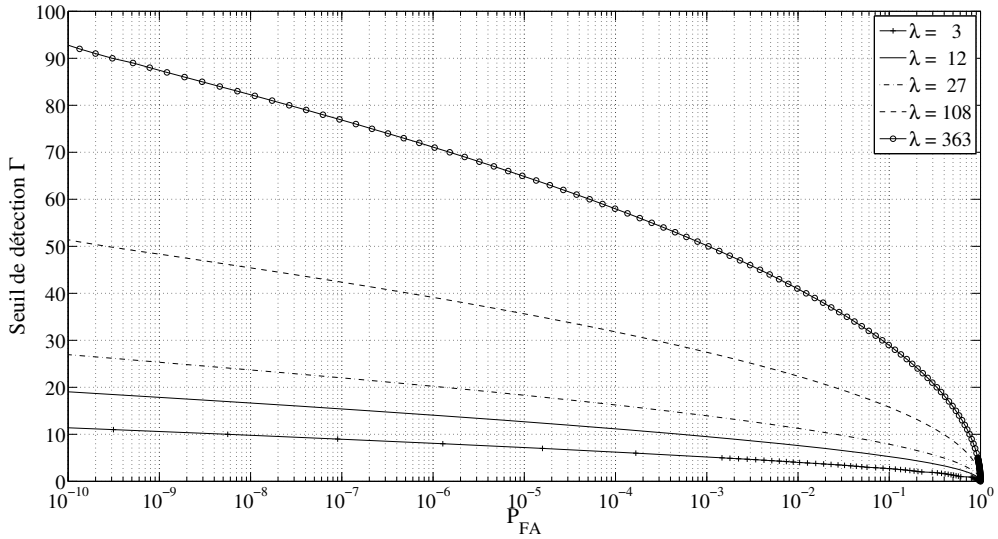

FIGURE 2.7 – Évolution du seuil de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme P_{fa} et du coefficient de Poisson λ. Quand la P_{fa} augmente, le seuil de détection Γ diminue. Quand λ augmente, le seuil de détection Γ augmente.

2.3.4.3 Implémentation

Pour construire la *carte temps-ICI* introduite précédemment, il est donc nécessaire de discrétiser l'équation (2.10). Notamment, la gamme des ICI $[\tau_{min}\,;\,\tau_{max}]$ sur laquelle l'autocorrélation complexe est calculée, doit être divisée en K segments. Chaque segment d'indice k est centré sur l'ICI τ_k et a une certaine largeur b_k. Initialement, Nishiguchi préconisait que ces K segments soient équi-répartis sur l'intervalle $[\tau_{min}\,;\,\tau_{max}]$ [Nishiguchi00]. Cependant,

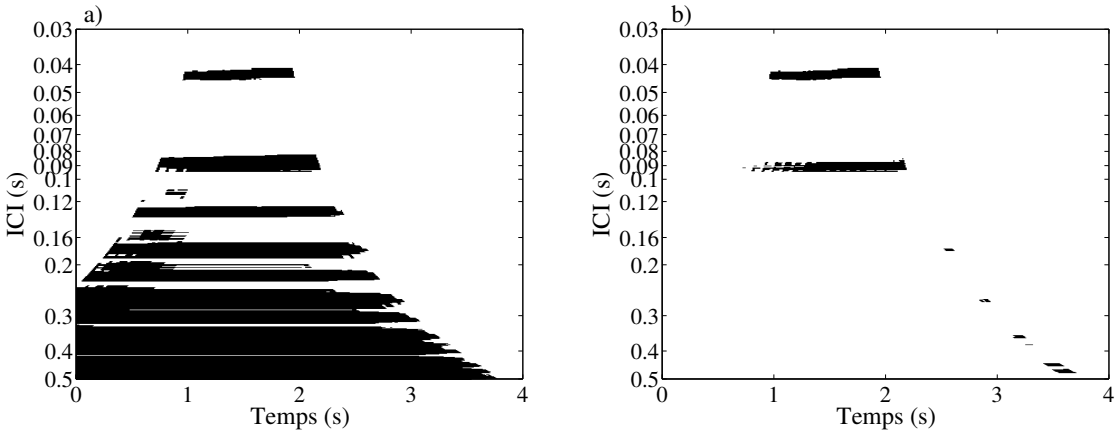

FIGURE 2.8 – *Cartes temps-ICI* après seuillage, et calculées pour : a) la fonction d'autocorrélation classique ; b) la fonction d'autocorrélation complexe. La carte obtenue avec la fonction d'autocorrélation complexe correspond à la sortie du bloc *Step 3* du schéma bloc de la figure 2.1. Les deux trains entrelacés apparaissent clairement sur la carte de droite, avec les ICI, les temps de début et les temps de fin correspondant aux signaux générés. Le seuillage est calculé pour une $Pfa = 10^{-4}$

une telle répartition ne permet pas d'avoir la même précision sur toute la gamme d'ICI. Pour résoudre ce problème qui nous semble important, nous définissons les valeurs de τ_k à l'aide d'une progression géométrique :

$$\tau_k = r^{k-1}\tau_1 \tag{2.12}$$

où r est la résolution, $k = 1, ..., K$ est l'indice de chaque segment et τ_1 est le premier terme de la progression géométrique, comme dans Mahdavi et Pezeshk [Mahdavi11]. Dans la pratique, nous prendrons généralement $\tau_1 = \tau_{min}$.

Un deuxième point important concernant la *carte temps-ICI* est sa capacité à détecter des trains soumis à un jitter. Pour éviter que les ICI soumis à un certain jitter ne soient distribués dans plusieurs segments adjacents, entraînant alors une réduction des pics sur la *carte temps-ICI*, nous associons chaque valeur de τ_k à une bande b_k centrée sur τ_k et de largeur donnée par :

$$b_k = [(1 - \frac{\sigma}{2})\tau_k, (1 + \frac{\sigma}{2})\tau_k] \tag{2.13}$$

où $\sigma \in \mathbf{R}^+$ représente la limite maximale du jitter autorisé. Aussi, chaque segment d'indice k à une largeur $\sigma\tau_k$ et chevauche les segments voisins (voir Fig. 2.5). Ce chevauchement des segments aide à contrebalancer les effets du jitter, qui tend à répartir les ICI d'un train dans plusieurs segments adjacents.

La résolution en temps et en ICI de la *carte temps-ICI* dépend donc de quatre degrés de liberté, qui sont : ν, r, σ et le pas temporel avec lequel la fenêtre d'analyse glisse. Il est important de noter que ces quatre paramètres sont indépendants les uns des autres. Aussi, les résolutions en temps et en ICI sont indépendantes l'une de l'autre. Ceci représente un avantage indéniable des *cartes temps-ICI*, où une carte peut être calculée pour une résolution donnée.

2.4 Performances

Après avoir présenté l'architecture d'un détecteur de trains basé sur un analyseur de rythme et une représentation temps-rythme, nous avons vu que la construction de cette représentation nécessitait un certain nombre de degrés de liberté. Cette présente section a pour objectif d'évaluer les performances de cette architecture et plus particulièrement, de regarder l'influence de ces degrés de liberté, sur les capacités de l'algorithme à détecter ou non, un train de clics. Nous verrons également si les conditions requises pour détecter un train de clics sont en adéquation avec les propriétés des trains de clics produits par les odontocètes. Cette analyse de performance permettra également d'identifier les valeurs qui semblent les plus appropriées pour ces degrés de liberté.

2.4.1 Paramètres influents et conditions de détectabilité

Les performances de RACESS sont affectées par deux catégories de paramètres, ceux qui interviennent dans la construction de la *carte temps-ICI* et ceux qui caractérisent le train de clics que l'on veut détecter.

Les paramètres les plus influents lors de la construction de la *carte temps-ICI* sont :
- σ : la limite maximale du jitter toléré, donnant la largeur relative de chaque segment d'ICI b_k ;
- ν : la durée relative de la fenêtre glissante ;
- Pfa : la probabilité de fausse alarme du détecteur.

Les paramètres caractérisant le train de clics à détecter qui influencent le plus les capacités de détection de RACESS sont :
- w : le nombre de clics dans le train que l'on souhaite détecter ;
- ζ : l'amplitude du jitter du train que l'on souhaite détecter ;
- q : la proportion de clics entrelacés avec chaque clic du train que l'on souhaite détecter.

L'analyse de performance que nous allons mener dans la suite de cette partie, s'appuie sur les formules analytiques, développées notamment par Nishiguchi [Nishiguchi05]. Cette analyse va se concentrer sur les points suivants :
- nombre minimum de clics nécessaires dans le train, pour qu'il soit détectable ;
- capacité à détecter un train dans lequel il manque des clics ;
- jitter maximum toléré pour que le train soit détectable ;
- différence minimum d'ICI entre deux trains rythmés entrelacés, permettant leur distinction sur la *carte temps-ICI* ;
- robustesse vis-à-vis de la présence de clics entrelacés avec le train que l'on souhaite détecter.

Comme nous l'avons vu dans la section précédente, pour qu'un train de clics soit détecté dans la fenêtre $W(t, \tau_k)$, le module de $D(t, \tau_k)$ doit satisfaire l'inégalité :

$$|D(t, \tau_k)| \geq \Gamma \tag{2.14}$$

où Γ est le seuil de détection défini par l'équation (2.11). Cependant, les trains de clics subissant un certain jitter, la distribution exacte de $D(t, \tau_k)$ ne peut pas être connue. Cette difficulté est surmontée en utilisant la moyenne des $D(t, \tau_k)$ que l'on obtiendrait avec plusieurs jitters. Cette moyenne est appelée intensité du signal et définie par :

$$I_s^2 = (1 + 2\sigma q)^2 I_0^2 + (q\nu + 2w')\sigma q \tag{2.15}$$

avec $w' = min(w, \nu)$ et I_0 donné par (voir [Nishiguchi05] pour le détail) :

$$I_0^2 = w' \frac{1 + sinc(\zeta)}{1 - sinc(\zeta)} - \frac{2sinc(\zeta)[1 - sinc^{w'}(\zeta)]}{[1 - sinc(\zeta)]^2} \tag{2.16}$$

La condition de détectabilité d'un train devient alors :

$$I_s \geq \Gamma \tag{2.17}$$

Le seuil de détection Γ est toujours calculé avec l'équation (2.11), en prenant :

$$\lambda = \frac{(q\nu + w')^2}{\nu} \tag{2.18}$$

Dans la suite de cette section, nous allons donc déterminer les conditions pour lesquelles un train de clics sera détectable ou pas, en faisant varier les valeurs du sextuplet de paramètres (ν, w, q, σ, ζ, P_{fa}).

2.4.2 Longueur minimale d'un train à détecter

Le nombre minimal de clics (noté w_{min}) nécessaire dans un train pour que l'équation (2.17) soit satisfaite a été calculé pour un ensemble de quintuplets $(\sigma, \nu, q, \zeta, P_{fa})$ donné. Afin de simplifier cette analyse, nous avons gardé constante la longueur relative de la fenêtre glissante ν, la largeur relative des segments d'ICI σ, et la probabilité de fausse alarme P_{fa}. Aussi, nous nous intéressons au nombre minimum de clics nécessaires, pour que le train soit détectable lorsque le triplet (σ, ν, Pfa) est constant et égal à (0.3, 10, 10^{-4}), que la variable q prend plusieurs valeurs dans l'ensemble $\{1, 2, ..., 10\}$, et que ζ évolue dans l'intervalle $[0; 0.35]$. Cette gamme de valeurs pour q est représentative de la proportion de clics d'autres odontocètes ou d'impulsions benthiques, qui pourraient être entrelacés avec le train à détecter, dans des signaux réels. L'intervalle choisi pour ζ est également représentatif de valeurs rencontrées dans des signaux réels, comme le montre le tableau A.1 de l'annexe A, dans lequel plus de 90 % des valeurs de jitter mesurées sur des trains de clics de bélugas sont, en valeur absolue, entre 0 et $\pm 13\%$, ce qui équivaut à une amplitude maximale du jitter $\zeta_{max} = 26\%$. Les résultats obtenus pour plusieurs combinaisons possibles du couple (q, ζ) sont résumés sur la figure 2.9.

Cette figure montre que lorsque le jitter du train de clics à détecter a une amplitude inférieur à 0.16 (courbe avec des étoiles), celui-ci doit contenir entre 6 et 8 clics minimum pour pouvoir être détecté. Si le jitter augmente jusqu'à une amplitude de 0.35 (courbe avec des croix), on ne peut détecter que les trains ayant plus de 8 clics et à la condition qu'ils soient mixés à des clics supplémentaires dans une proportion d'au plus 1 pour 4 ($q \leq 4$). Nous

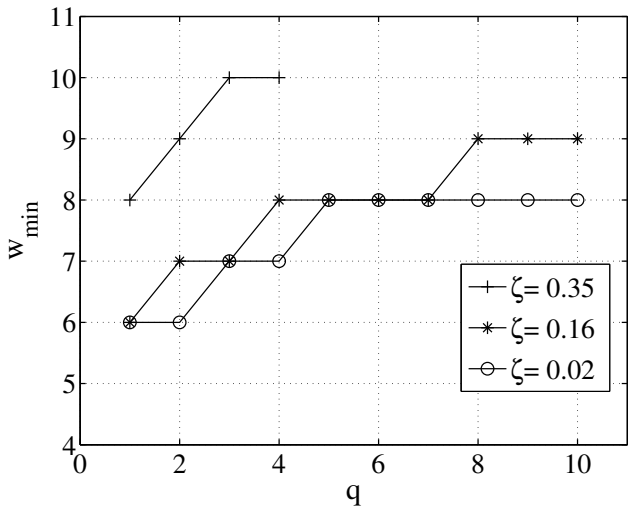

FIGURE 2.9 – Nombre minimum de clics (w_{min}) dans un train pour qu'il soit détectable, en fonction de la proportion de clics supplémentaires q, et pour trois valeurs de jitter ζ. Le triplet (σ, ν, Pfa)=(0.3, 10, 10^{-4}) est constant.

avons répété cette simulation en faisant varier ν entre 10 et 100 et en gardant le quadruplet (σ, q, ζ, P_{fa}) constant. Nous avons alors noté que plus la durée de la fenêtre, fonction de ν, augmente, plus le nombre minimum w_{min} de clics requis dans le train à détecter augmente lui aussi. Cette observation se trouve d'autant plus renforcée lorsque ζ et q augmentent.

Face à ces résultats, nous nous sommes questionnés quant au nombre de clics émis par les odontocètes dans chacun de leurs trains. L'étude réalisée sur des trains annotés de bélugas, dont les résultats sont présentés dans l'annexe A, nous a permis de constater que 90 % des trains de clics de cette base de données contenaient au moins six clics, et 80 % en contenaient plus de neuf (Fig. A.2). Bien qu'une étude similaire n'ait pas été faite sur d'autres espèces d'odontocètes, on peut avoir une idée du nombre moyen de clics émis dans chaque train, en divisant la durée des trains mesurés en mer ou lors d'exercices de détection de cibles, par l'ICI moyen qu'ils utilisent (voir le tableau 1.3). On constate alors que dans une majorité des cas, le nombre de clics émis par train est supérieur à 10. On peut donc conclure de ces observations, qu'au regard du nombre de clics émis dans leurs trains, les odontocètes satisfont les conditions de détectabilité si l'on utilise une fenêtre de longueur $\nu = 10$.

Comme nous l'avons vu précédemment, la *carte temps-ICI* doit permettre de trouver les temps de début et de fin d'un train, ainsi que de suivre les changements de rythme éventuels. Aussi, de manière similaire aux représentations temps-fréquence, une petite fenêtre ν, permettra de mieux suivre les changements instantanés de rythme et de connaître avec précision les temps de début et de fin des trains, alors qu'une fenêtre longue sera plus adaptée pour indiquer grossièrement la présence/absence d'un train rythmé et donner une valeur moyenne de l'ICI du train. Afin d'illustrer ceci, nous avons calculé la *carte temps-ICI* d'un train de clics dont l'ICI varie au cours du temps (Fig. 2.10). Nous voyons sur cet exemple que lorsque la durée de la fenêtre ν augmente, la résolution temporelle se dégrade et la carte ne montre plus les petits changements de rythme. Pour $\nu = 5$ et $\nu = 10$, l'ICI instantané mesuré manuellement

et représenté en magenta sur cette figure, coïncide avec le centre des modulations temps-ICI détectées (Fig. 2.10.a et 2.10.b). À partir de $\nu = 20$, la *carte temps-ICI* ne donne plus que l'ICI moyen et la résolution temporelle se dégrade. Au regard de ces résultats et du nombre de clics généralement émis par les odontocètes dans un train, nous choisissons d'utiliser $\nu = 10$ pour effectuer nos analyses de rythme dans la suite de ce manuscrit.

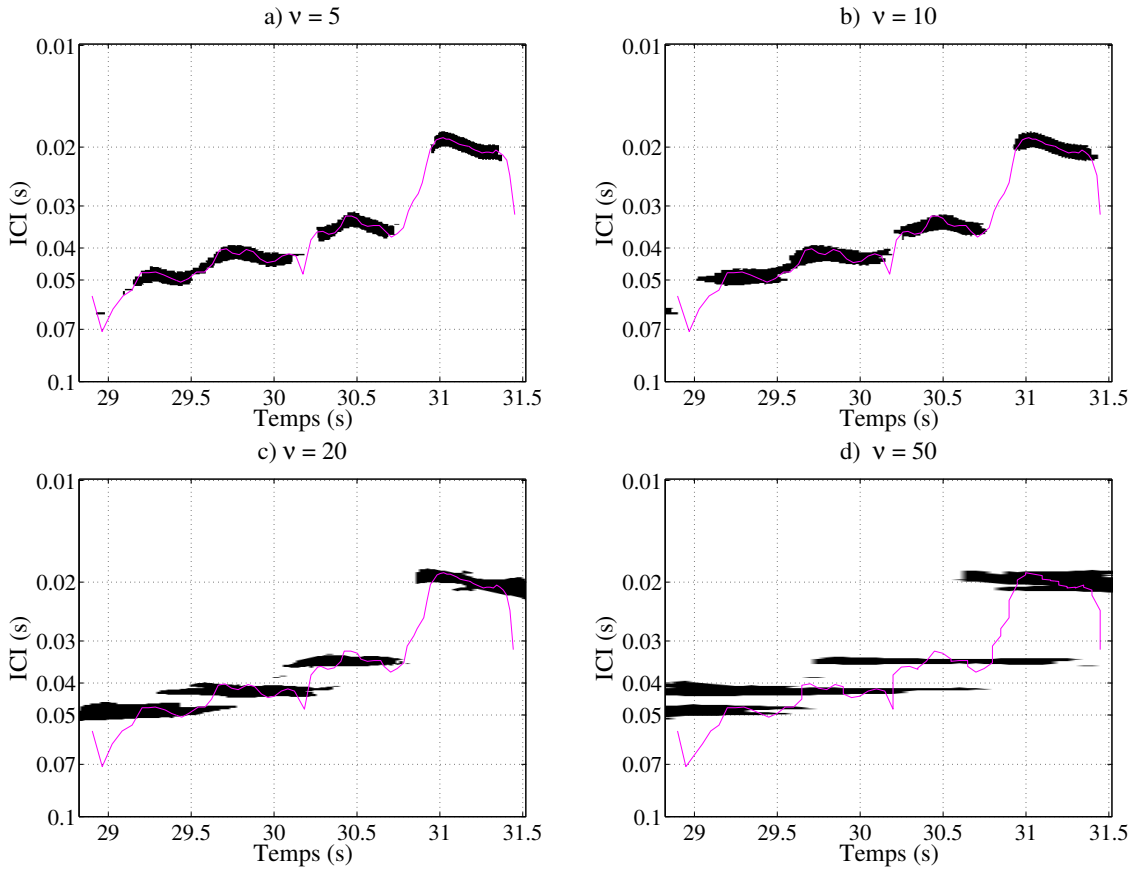

FIGURE 2.10 – *Carte temps-ICI* issue de l'algorithme RACESS, d'un train de clics réel de béluga, calculé pour $\sigma = 0.3$, $P_{fa} = 10^{-4}$, et pour quatre valeurs de durée de fenêtre ν : (a) ν=5. (b) ν=10. (c) ν=20. (d) ν=50. Ligne magenta : ICI instantanné mesuré manuellement.

2.4.3 Détection de trains avec des clics manquants

La probabilité de détection P_d d'un détecteur automatique de clics n'est jamais égale à 1. Ces détections manquées pourraient donc affecter la capacité de RACESS à détecter un train de clics rythmés auquel il manque des clics. Heureusement, le module de l'autocorrélation complexe $D(t, \tau)$ ne dépend que du nombre de paires de clics (t_n, t_m) dont la différence $t_m - t_n$ est égale à τ, et non de la position de ces paires dans la fenêtre glissante $W(t, \tau)$. Ainsi, même si quelques clics d'un train rythmé ne sont pas détectés, celui-ci continuera d'être détecté, si le nombre de clics minimum w_{min} satisfaisant $t_m - t_n = \tau$ dans la fenêtre glissante, est atteint.

2.4.4 Jitter maximum autorisé

Les conditions de détectabilité d'un train ont été étudiées jusqu'à présent, en gardant la largeur relative σ des segments b_k constante. Dans cette section, nous allons étudier l'influence de σ sur la détectabilité d'un train sujet à un jitter ζ. Pour cela, nous calculons le jitter maximum ζ_{max} pour lequel un train de clics est toujours détectable, étant donné un certain quadruplet (σ, ν, w, q) et une $Pfa = 10^{-4}$. Les résultats de ces simulations sont présentés sur la figure 2.11.

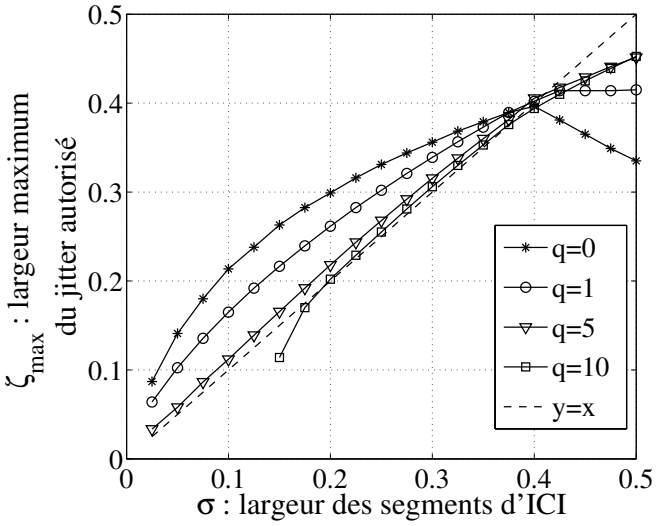

FIGURE 2.11 – Amplitude maximum tolérée du jitter pour qu'un train de clics soit détectable, en fonction de la largeur relative σ des segments b_k et pour quatre valeurs de q. Le triplet (ν, w, P_{fa})=(10, 10, 10^{-4}) reste constant.

Ces résultats montrent, que lorsque la proportion de clics entrelacés avec le train que l'on souhaite détecter q est inférieure ou égale à 5, et que les bandes d'ICI b_k ont une largeur relative $\sigma \leq 0.4$, alors $\zeta_{max} > \sigma$. Cela signifie que pour $q \in [0; 5]$ et $\sigma \in [0; 0.4]$, le jitter subi par le train peut être plus grand que la largeur relative des segments d'ICI, sans que cela n'empêche la détection du train de clics. En revanche, quand la largeur relative des bandes définie par σ, devient plus grande que 0.4, le jitter maximum autorisé ζ_{max} pour que le train de clics soit détectable repasse sous la droite $\zeta_{max} = \sigma$. Cela s'explique par le fait que si σ est plus grand que 0.4, deux paires de clics (t_n, t_m) et (t_i, t_j) appartenant au segment b_k peuvent avoir des exponentielles complexes $exp(\frac{2\pi j t_n}{\tau_k})$ et $exp(\frac{2\pi j t_i}{\tau_k})$ qui s'annulent mutuellement. Le module de $D(t, \tau)$ s'en retrouve alors fortement diminué et reste inférieur au seuil de détection. En outre, si la valeur de q devient proche de 10, alors le jitter maximum autorisé ζ_{max} est égal à σ (dans la limite $\sigma < 0.4$). Ces résultats montrent donc que l'algorithme RACESS peut faire face au jitter subi par un train, en prenant comme valeur de σ, le jitter maximum que l'on pense rencontrer dans les trains de clics à détecter, et ce, dans la limite de $\sigma < 0.4$.

À titre d'exemple, les trains de clics de bélugas analysés dans l'annexe A, présentent un jitter qui peut aller de 0 % à plus de 100 %. Cependant, dans 90 % des cas, nous avons constaté que le jitter était, en valeur absolue, inférieur à 13 %. Aussi, en prenant $\sigma = 0.3$ pour

l'algorithme RACESS, nous savons que nous pourrons détecter les trains de clics ayant un jitter de ±15%, ce qui correspond à une grande majorité des trains de cette base de données.

Afin de confronter ces résultats théoriques à un exemple pratique, nous avons appliqué l'algorithme RACESS à un train de clics de béluga présentant plusieurs changements de rythme au cours du temps et donc un jitter variant parfoit fortement, de l'ordre de 15 à 30 % en valeur absolue (Fig. 2.12.a). Les figures 2.12.b et 2.12.c montrent les résultats obtenus avec l'algorithme RACESS avant et après seuillage, et confirment que l'ICI change en fonction du temps. Le train de clics a été segmenté en 5 parties, signe que les changements de rythme à $t = 5.7$ s, $t = 6.9$ s et $t = 7.5$ s sont rapides. Ces changements de rythme se traduisent par une augmentation du jitter à ces trois instants, associée à une diminution du nombre de clics dans la fenêtre glissante (Fig. 2.12.d). Les détections manquées ont lieu lorsque le jitter approche ou dépasse la valeur $\sigma/2$, qui correspond au jitter maximum auquel le train peut être détecté. Nous voyons également, que le nombre de clics lors de ces détections manquées devient inférieur ou égal à sept, ce qui, comme nous l'avons vu précédemment, est inférieur au nombre minimal de clics requis pour détecter un train.

En conclusion de cette section, nous pouvons dire que l'algorithme RACESS proposé, est capable de suivre les changements de rythme ayant lieu au cours d'un train, si ces derniers ne se font pas de manière trop brutale, de telle sorte que le jitter et le nombre de clics contenus dans la fenêtre glissante respectent les conditions de détectabilité énoncées précédemment. Nous voyons également sur les exemples des figures 2.10 et 2.12, que la piste temps-ICI obtenue avec l'algorithme RACESS est généralement centrée sur le rythme instantané mesuré manuellement (lignes fines magenta et bleue respectivement).

2.4.5 Séparabilité de deux trains entrelacés

Outre la détection de trains rythmés dans un bruit impulsionnel non rythmé, l'algorithme RACESS proposé a pour finalité de détecter les trains de clics entrelacés de plusieurs odontocètes ayant émis simultanément. Dans cette section, nous étudions la différence minimale qu'il doit y avoir entre les ICI de deux trains rythmés, pour pouvoir les distinguer sur la *carte temps-ICI*.

Comme nous l'avons vu dans la section 2.3.4.3, chaque valeur d'ICI discrète τ_k est associée à un segment b_k dont la largeur σ est donnée par l'équation 2.13. La valeur donnée à σ affecte donc la résolution en terme d'ICI. En effet, un petit σ permet de différencier des ICI qui sont proches, alors qu'un grand σ ne le permettra pas.

Supposons que nous ayons deux trains de clics d'ICI respectifs τ_1 et τ_2 tels que $\tau_1 < \tau_2$. Le train de clics d'$ICI = \tau_1$ pourra, en théorie, être détecté jusqu'au segment $b_k^{'}$ dont la borne inférieure est égale à τ_1, i.e. $\tau_k^{'}(1 - \frac{\sigma}{2}) = \tau_1$. De même, le train de clics d'$ICI = \tau_2$ pourra, en théorie, être détecté par le segment $b_k^{''}$ dont la borne supérieure satisfait la relation : $\tau_k^{''}(1 + \frac{\sigma}{2}) = \tau_2$. Ces deux trains de clics pourront donc être distingués sur la *carte temps-ICI* si la borne inférieure de $b_k^{'}$ est plus petite que la borne supérieure de $b_k^{''}$, et $b_k^{'} \neq b_k^{''}$. Avec les

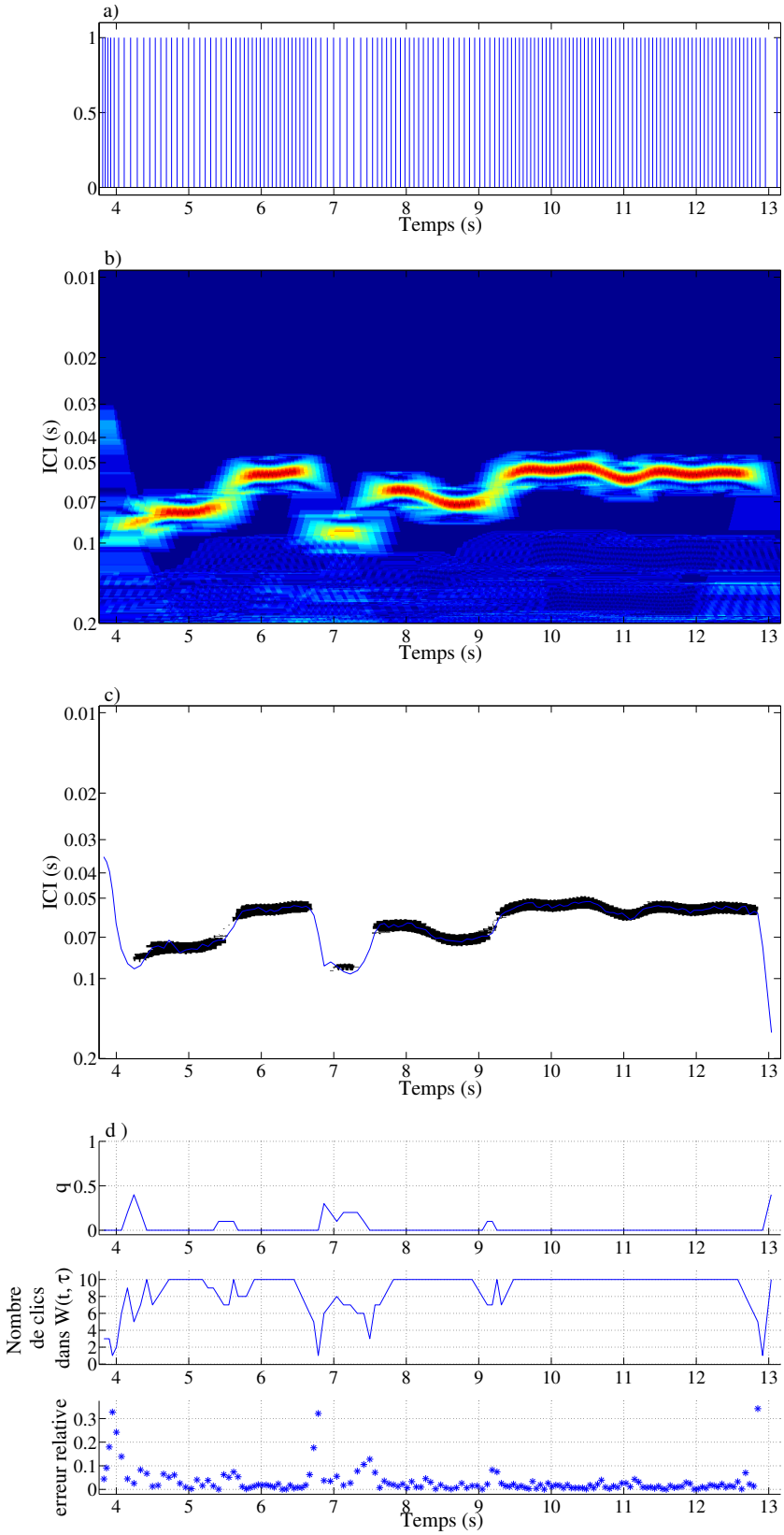

FIGURE 2.12 – Résultats de l'algorithme RACESS dans le cas d'un train de clics réels de béluga. a) TOA des clics. b) *carte temps-ICI.* c) *carte temps-ICI* après seuillage. pistes noires : détection de l'algorithme. ligne fine : ICI mesuré manuellement. d) (de haut en bas) q : le nombre de clics entrelacés avec le train à détecter ; $W(t, \tau)$: le nombre de clics dans la fenêtre glissante ; jitter relatif entre l'$ICI(n)$ et l'$ICI(n+1)$.

variables τ_1, τ_2 et σ cette condition revient à l'inégalité suivante :

$$\tau_k^{'} < \tau_k^{''} \Longleftrightarrow \tau_1 \frac{1}{(1-\frac{\sigma}{2})} < \tau_2 \frac{1}{(1+\frac{\sigma}{2})} \tag{2.19}$$

i.e.

$$\tau_1 < \frac{2-\sigma}{2+\sigma}\tau_2 \tag{2.20}$$

À partir de cette inégalité (2.20), nous voyons que lorsque σ augmente, τ_2 doit également augmenter pour que l'inégalité soit toujours satisfaite.

Dans la pratique, les ICI de deux trains n'ont pas besoin de satisfaire strictement cette inégalité pour pouvoir être séparés sur la *carte temps-ICI*. En effet, lorsque la valeur de τ_1 (respectivement τ_2) correspond à la borne d'un segment b_k, les exponentielles complexes associées ne s'additionnant pas parfaitement en phase, le module de $D(t, \tau_k)$ reste inférieur au seuil de détection. À titre d'exemple, on peut voir sur la figure 2.13.*b* que la trace obtenue sur la *carte temps-ICI* est plus large que celle qui reste après seuillage sur la figure 2.13.*d*.

La figure 2.13 présente les résultats obtenus sur données réelles avec plusieurs trains de clics de bélugas entrelacés, qui ont été enregistrés au Canada par le ministère des Pêches et Océans, et dont le ratio des ICI τ_1/τ_2 prend plusieurs valeurs satisfaisant et ne satisfaisant pas l'inégalité donnée par (2.20). Nous pouvons voir sur cette figure, qu'entre 0 s et 20 s, les bornes supérieures et inférieures des différents trains entrelacés ne se chevauchent pas. L'algorithme RACESS a été capable de distinguer les trains entrelacés durant cette période, et les pistes temps-ICI obtenues sont parfaitement centrées sur le rythme instantané mesuré manuellement (Fig. 2.13d). À l'inverse, entre 27 s et 32 s, les bornes supérieures et inférieures de deux trains de clics se chevauchent (Fig. 2.13c). Heureusement, dans la majorité des bandes b_k qui sont communes aux deux trains, les exponentielles complexes ne sont pas parfaitement en phase, et le module de $D(t, \tau_k)$ correspondant reste inférieur au seuil de détection, comme dit précédemment. Les deux pistes temps-ICI ne fusionnent qu'à l'instant $t = 30$ s, lorsque les ICI des deux trains sont presque égaux.

2.4.6 Robustesse face aux clics "fausses alarmes"

Dans cette section, nous étudions la capacité de RACESS à détecter un train rythmé, lorsque q clics venant d'autres sources (benthos ou autres odontocètes par exemple) sont mélangés avec lui. Les clics supplémentaires venant de ces autres sources seront parfois qualifiés dans la suite de cette section "fausses alarmes", dans le sens où ces clics n'appartiennent pas au train que l'on veut détecter.

Un train de clics rythmés sera plus facile à détecter si le ratio de fausses alarmes q avec lequel il est entrelacé est faible. En effet, lorsque q augmente, la probabilité de générer des interférences entre des paires de clics n'appartenant pas à la même source augmente également, générant un niveau de bruit plus élevé sur la *carte temps-ICI*. Pour compenser ce niveau de bruit, le seuil de détection doit être augmenté afin de limiter l'apparition de fausses alarmes sur la *carte temps-ICI* binarisée. Aussi, pour une P_{fa} donnée, nous voyons sur la figure 2.7

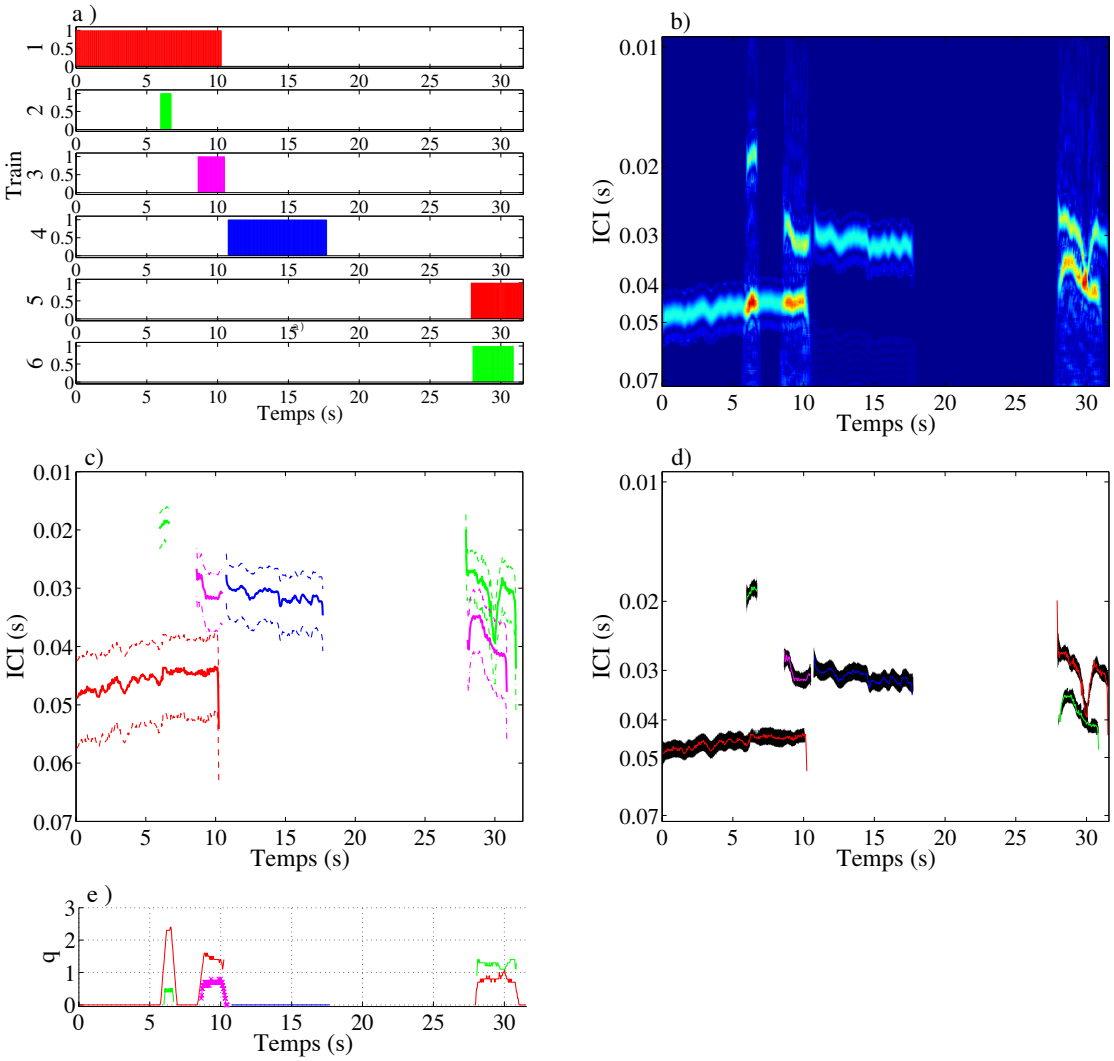

FIGURE 2.13 – Résultats de l'algorithme RACESS sur des trains de clics entrelacés de bélugas. a) Temps d'arrivée des clics des différents trains séparés manuellement. b) *carte temps-rythme*. c) Limites supérieures et inférieures auxquelles les trains peuvent être théoriquement détectées. d) *carte temps-rythme binarisée*. pistes noires : détection de l'algorithme. lignes fines : ICI mesuré manuellement. e) q : le nombre de clics entrelacés avec le train à détecter.

que le seuil de détection augmente lorsque q augmente. La présence de clics "fausses alarmes" a également des conséquences sur le jitter maximum toléré par le détecteur de train, ainsi que sur le nombre minimum de clics que doit contenir le train à détecter. La figure 2.9 montre qu'à jitter ζ constant, quand q augmente, le nombre minimum de clics que doit contenir le train à détecter augmente. Également, la figure 2.11 montre qu'à σ constant, lorsque q augmente, le jitter maximal toléré diminue.

Dans la pratique, nous avons pu observer sur des données réelles que les trains entrelacés sont détectés correctement quand $q \leq 5$, sans que des fausses alarmes n'apparaissent sur la *carte temps-ICI* binaire. Par exemple, dans le cas des trains entrelacés présentés sur la figure 2.13, la valeur q de chaque train ne dépasse pas 3 et tous les trains ont été parfaitement détectés. À l'inverse, la figure 2.14 présente un exemple de train de clics d'écholocalisation (Train 1) entrelacé à un buzz (Train 2), qui a généré un grand nombre de fausses alarmes sur la *carte temps-ICI* (encadré vert). Tant que le train de clics d'écholocalisation est seul, entre 27.8 s et 30.5 s, q reste nul et l'algorithme présente des performances semblables aux exemples précédents. Lorsque le buzz apparaît entre 30.5 s et 33.0 s, nous voyons que le niveau de bruit sur la *carte temps-ICI* augmente aux ICI appartenant à l'intervalle [0.05 0.2] s (Fig. 2.14.b), générant un grand nombre de fausses alarmes sur la *carte temps-ICI* binaire (Fig. 2.14.c). Dans cette période de temps, le q apparent du train d'écholocalisation est supérieur à 5 (Fig. 2.14.d). Les buzz étant caractérisés par un ICI très court, le nombre de clics du buzz venant s'insérer entre deux clics du train d'écholocalisation est donc élevé, ce qui explique que q soit lui aussi élevé.

2.4.7 Résumé de l'analyse des performances

L'analyse des performances que nous venons de faire, à la fois par une approche analytique, et par des observations sur quelques données réelles, nous permet de dégager les conclusions suivantes concernant les limites de fonctionnement de l'algorithme RACESS :

- Le nombre minimum de clics requis dans un train pour qu'il soit détectable est, en moyenne, égal à 7 ;
- La proportion maximale de clics manquant dans un train pour qu'il soit détectable est de 3 pour 10 ;
- Le jitter autorisé à une amplitude maximum de 30% (ou ± 15% en valeur absolue) ;
- Le nombre maximum de clics supplémentaires qui peuvent être insérés entre deux clics du train que l'on veut détecter, est de 5.

2.5 Exemples d'applications

La partie précédente nous a permis d'étudier les performances théoriques de RACESS, et de les illustrer avec des exemples judicieusement choisis (Fig. 2.12, 2.13, 2.14) issus de la base de données annotée de l'annexe A. Les listes de TOA utilisées pour générer ces images ayant été obtenues via une annotation manuelle de vrais trains de clics de bélugas, nous étions donc dans des conditions idéales, où tous les clics produits par chacun des animaux étaient

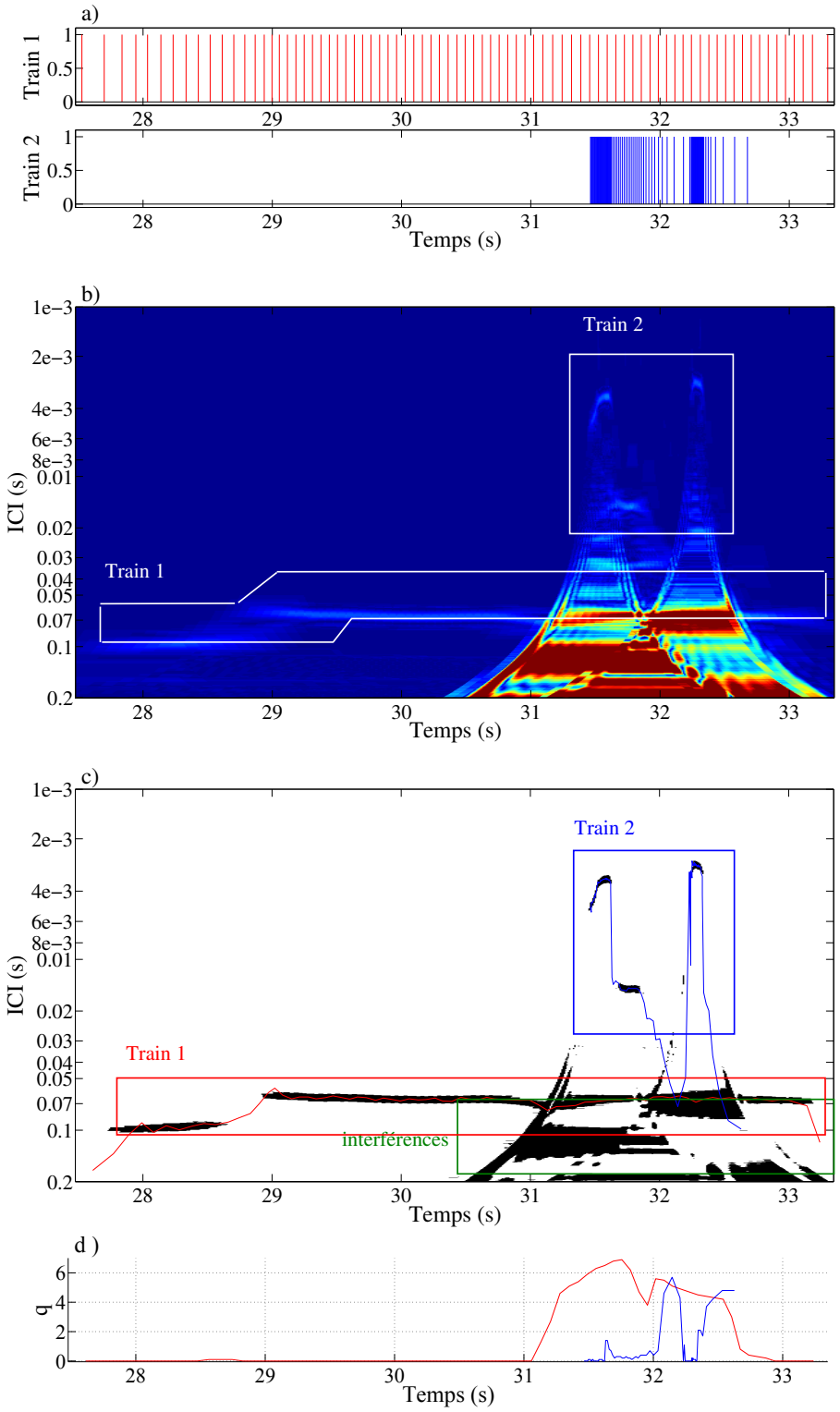

FIGURE 2.14 – Résultats de l'algorithme RACESS dans le cas d'un train de clics d'écholocalisation (Train 1) entrelacé à un buzz (Train 2). a) TOA des clics. b) *carte temps-ICI*. c) *carte temps-rythme binarisée*. pistes noires : détection de l'algorithme. lignes fines : ICI mesuré manuellement. d) (de haut en bas) q : le nombre de clics entrelacés avec le train à détecter.

disponibles en entrée de l'algorithme RACESS, et aucun clic non-rythmé venant d'une autre source n'était présent. Dans la réalité, lorsqu'un détecteur automatique est utilisé, certains clics ne sont pas détectés, notamment si leur rapport signal sur bruit est trop faible comparé à la valeur choisie pour le seuil de détection, et des sources impulsionnelles non-rythmées peuvent, elles aussi, être présentes autour de l'hydrophone et se retrouver dans la liste des TOA.

Afin de tester l'algorithme RACESS en condition opérationnelle, nous l'avons inséré dans une chaîne de traitement complète et automatisée. En partant de la donnée brute enregistrée, les clics sont détectés automatiquement par un détecteur d'énergie, dont nous donnons une brève description ci-dessous (c.f. partie 2.5.1). Le TOA de chaque clic détecté est ensuite associé au temps correspondant à l'échantillon d'amplitude maximum. La liste des TOA obtenue alimente l'algorithme RACESS, afin de détecter la présence de trains rythmés dans le signal. Pour prévenir la présence de fausses alarmes sur la *carte temps-ICI*, en particulier lorsqu'un animal émet un buzz pendant qu'un autre émet un train d'écholocation comme sur l'exemple de la figure 2.14, nous avons apporté quelques modifications à l'algorithme RACESS. Celles-ci sont présentées dans la partie 2.5.2.

Deux bases de données avec des caractéristiques distinctes vont être utilisées pour valider le comportement de RACESS en conditions opérationnelles. La première contient des clics de bélugas, parfois accompagnés du réfléchi surface, et très peu de clics non rythmés venant d'autres sources. Ces données ont été acquises dans l'estuaire du Saint Laurent (Québec, Canada) en Mai 2010, par le ministère des Pêches et Océans du Canada, à partir d'un bateau et d'un hydrophone déployé depuis le bord. La seconde base de données contient des clics de grands dauphins, ainsi qu'un nombre important d'impulsions benthiques. Elle a été enregistrée dans l'archipel de Molène (Bretagne, France) en Novembre 2013, par la chaire Chorus, à partir d'un enregistreur autonome posé sur le fond.

2.5.1 Détection des clics

Pour pouvoir établir notre liste de TOA, nous utilisons un détecteur d'énergie afin de détecter les clics dans le signal acoustique enregistré. Ce détecteur doit répondre au test d'hypothèses binaires suivant :

— $H_0 : m(t) = b(t)$, le signal mesuré est un bruit.

— $H_1 : m(t) = b(t) + s(t)$, le signal mesuré est un signal utile mélangé à du bruit.

Afin de décider si le signal mesuré répond à l'une ou l'autre des hypothèses précédentes, l'énergie est calculée comme suit :

$$g = \sum_{i=1}^{L} m^2(t_i) \tag{2.21}$$

avec L le nombre d'échantillons utilisés et t_i le temps associé au $i^{\text{ème}}$ échantillon. La valeur de g est ensuite comparée à un seuil afin de choisir quelle hypothèse est la bonne. Pour choisir ce seuil, nous supposons que sous H_0, le bruit $b(t)$ suit une distribution de loi normale, avec une moyenne nulle et une variance σ^2. Dans ce cas, la variable g/σ^2 suit une loi du χ^2 à L degrés de liberté. Connaissant la distribution de g/σ^2 sous H_0, nous choisissons le seuil de

détection λ donnant une probabilité de fausse alarme constante, c'est-à-dire le seuil donné par l'équation :

$$\lambda = F_{\chi^2}^{-1}(1 - P_{fa}) \tag{2.22}$$

avec $F_{\chi^2}^{-1}(.)$ la fonction de répartition inverse de la loi du χ^2 et P_{fa} la probabilité de fausse alarme choisie. Ainsi, si l'inégalité $g/\sigma^2 < \lambda$ est vérifiée, nous considèrerons que nos L échantillons vérifient l'hypothèse H_0. À l'inverse, si $g/\sigma^2 > \lambda$, nous considèrerons que le signal mesuré contient un signal utile.

Dans le cas de notre chaîne de traitement, la détection des clics se fait dans une fenêtre de $L = 100$ échantillons glissant le long du signal, sans recouvrement entre les fenêtres. Le choix de cette valeur de L se justifie par la durée des clics à détecter. Ces derniers étant très courts, ils ne contiennent que quelques dizaines d'échantillons. Une fenêtre de 100 échantillons permet donc de les englober en entier, sans trop intégrer de bruit seul avant et après le clic. La probabilité de fausse alarme est réglée à 10^{-9}, ce qui équivaut à un seuil de détection de 13 dB. Cette valeur permet de ne détecter que les clics très forts, et de limiter la présence de clics fausses alarmes dans la liste des TOA.

Afin d'utiliser la loi du χ^2, nous savons qu'il est nécessaire d'estimer la variance du bruit. Pour cela, nous utilisons les valeurs prises par les 100 échantillons de la fenêtre glissante, ainsi que celles des 450 échantillons précédant, et celles des 450 échantillons suivant cette fenêtre. Nous avons ainsi 1000 échantillons pour estimer la variance du bruit autour de la fenêtre dans laquelle on réalise le test de détection. Nous prenons ensuite la valeur absolue de ces 1000 échantillons et calculons leur fonction de répartition. Les échantillons correspondant à un clic étant peu nombreux, nous supposons qu'une majorité de ces 1000 échantillons est représentative du bruit et suit une loi demi-normale. Enfin, nous estimons le paramètre σ de la loi demi-normale qui représente le mieux la fonction de répartition empirique de ces 1000 échantillons. La valeur de σ obtenue est l'écart type du bruit $b(t)$.

2.5.2 Algorithme RACESS modifié

Nous avons vu dans la partie 2.4.6 que l'algorithme RACESS pouvait générer un nombre important de fausses alarmes lorsque le ratio des valeurs d'ICI de deux trains est supérieur à 6, ou lorsque plus de 6 clics non-rythmés viennent s'insérer entre deux clics rythmés du train que l'on cherche à détecter. Or chez les deux espèces d'odontocètes que l'on souhaite détecter dans nos bases de données, les ICI peuvent varier d'un facteur un à cent. Aussi, il y a un risque important de générer des fausses alarmes, si l'on explore en une seule fois toute la gamme des ICI susceptibles d'être rencontrés. Pour répondre à la problématique posée par ces bases de données, nous allons utiliser une approche séquentielle, qui alternera la détection des trains sur la *carte temps-ICI*, et la suppression dans la liste des TOA, des clics ayant contribué à la détection de ces trains. Le schéma bloc de cette version séquentielle de RACESS est présenté sur la figure 2.15. Les trains avec des rythmes rapides (petits ICI) sont ceux qui contribuent le plus à l'apparition de fausses alarmes lors de la recherche des rythmes lents. De fait, nous commencerons notre algorithme en partant des plus petits ICI, afin de supprimer de la liste des TOA, les clics identifiés comme appartenant à des buzz, puis nous irons au fur et à mesure vers les ICI les plus grands. Pour supprimer au fur et à mesure de la liste des TOA, les TOA ayant

contribué à former une trace sur la *carte temps-ICI*, il est nécessaire de garder en mémoire les TOA participant à la détection dans chacune des fenêtres $W(t, \tau)$.

2.5.3 Clics de bélugas du Saint Laurent : intérêt de l'approche séquentielle pour les trains entrelacés

Nous avons représenté les résultats obtenus pour les données du Saint Laurent sur les figures 2.16 et 2.17. Chacune de ces figures montre un snapshot de 6 s et le recouvrement d'une figure à l'autre est de 50%. Pour chacune de ces figures, nous représentons la forme d'onde du signal et le vecteur détection associé, puis les *cartes temps-ICI* obtenues avec l'algorithme RACESS modifié et l'algorithme RACESS initial. Afin de comparer la vérité terrain aux résultats obtenus par les deux versions de l'algorithme RACESS, nous avons annoté manuellement les clics des trains des bélugas présents dans ces signaux, et tracé sur les *cartes temps-ICI*) l'évolution de leurs ICI en fonction du temps.

Nous constatons sur ces deux figures, que les trains de clics ayant des ICI rapides (représentés en rouge), i.e. compris entre 1 ms et 0.02 s, sont généralement bien détectés par les deux versions de RACESS. En revanche, les trains ayant un rythme plus lent (représentés en bleu, vert et magenta) sont souvent manqués, en particulier avec la version modifiée de l'algorithme. Plusieurs explications peuvent justifier ces détections manquées. Premièrement, que ce soit pour la version originale ou pour la version séquentielle de RACESS, les trains de clics trop courts (représentés en magenta), c'est-à-dire ayant moins de 7 clics, ne peuvent être détectés, comme nous l'avons vu lors de l'étude analytique des performances. Deuxièmement, les trains de clics subissant des variations de rythme trop importantes et trop rapides (représentés en vert), ne sont pas non plus détectés. Ces résultats sont en accord avec l'étude sur l'influence du jitter dans les trains. Enfin, les trains de clics détectés sur la version originale de RACESS et qui ne le sont plus sur la version séquentielle (trains représentés en bleu), ont généralement vu certains de leurs clics être impliqués dans la détection d'un rythme plus rapide, et donc être malencontreusement supprimés de la liste des TOA. En supprimant trop tôt ces clics appartenant à des trains lents, nous compromettons ainsi la détection des trains de clics ayant de grands ICI.

Le point positif à retenir de ces figures, est que la version séquentielle permet de nettoyer les cartes binaires lorsque des buzz sont présents, et de mettre ceux-ci bien en évidence. La contrepartie, est que cette version modifiée de RACESS a tendance à supprimer les vraies détections issues de trains d'écholocation avec des rythmes plus lents.

2.5.4 Clics de grands dauphins mélangés à des impulsions benthiques : mise en échec de RACESS

La figure 2.18 présente les résultats de la détection de grands dauphins dans l'archipel de Molène. Le bruit de fond de cette base de données comporte une grande quantité d'impulsions venant de sources benthiques (plus d'une centaine par seconde), comme en témoigne le grand nombre de détections présentes dans la liste des TOA de la figure 2.18.*b*. La chaîne de trai-

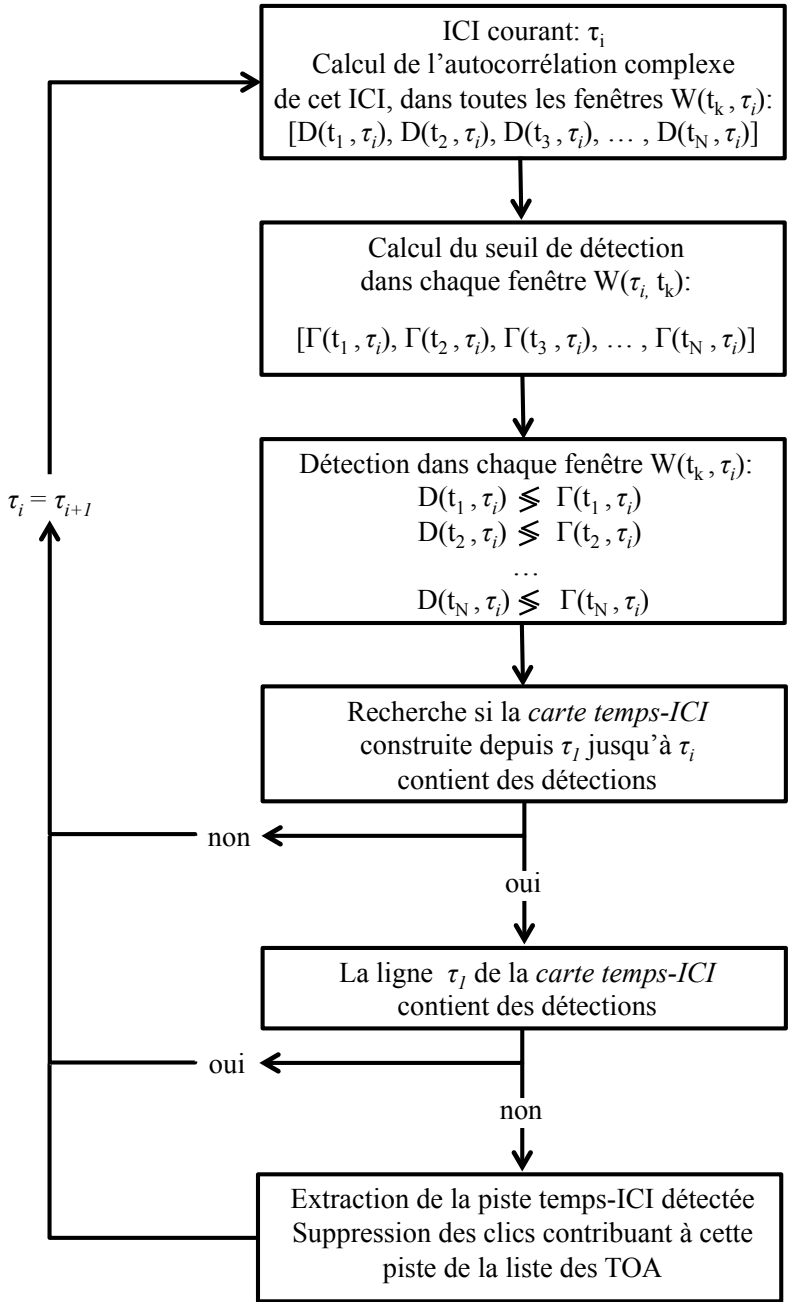

FIGURE 2.15 – Étapes de l'algorithme RACESS modifié, qui séquentiellement, détecte les trains rythmés, et supprime de la liste des TOA les clics qui y ont contribué.

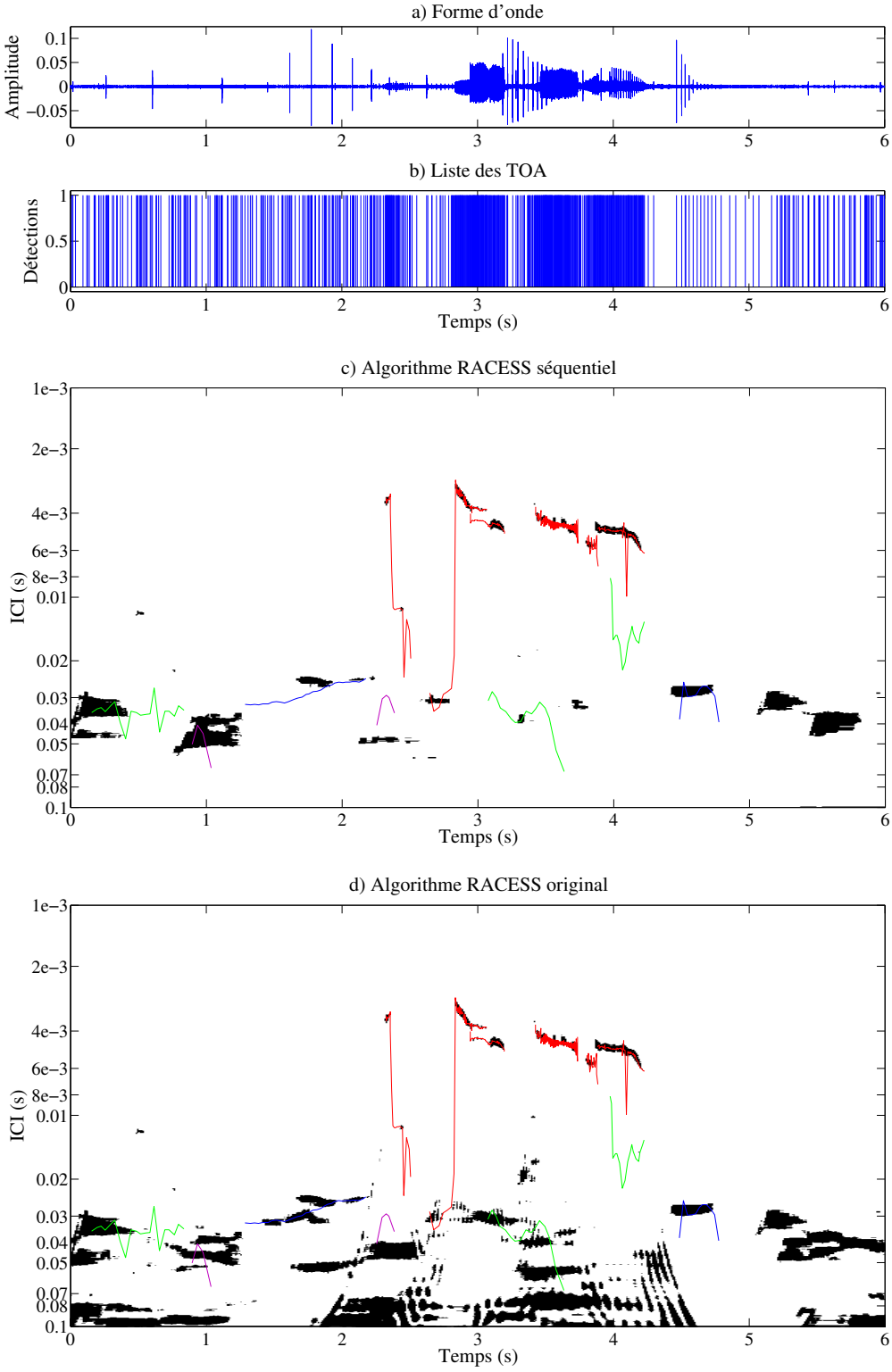

FIGURE 2.16 – Détection de trains de bélugas dans une fenêtre de 6 secondes. a) forme d'onde du signal acoustique ; b) vecteur détection - liste des TOA ; c) *Carte temps-ICI* de l'algorithme RACESS modifié : en noir les détections obtenues avec l'algorithme et en rouge les ICI instantanés issus de l'annotation manuelle ; d) *Carte temps-ICI* de l'algorithme RACESS original : en noir les détections obtenues avec l'algorithme et en rouge les ICI instantanés issus de l'annotation manuelle.

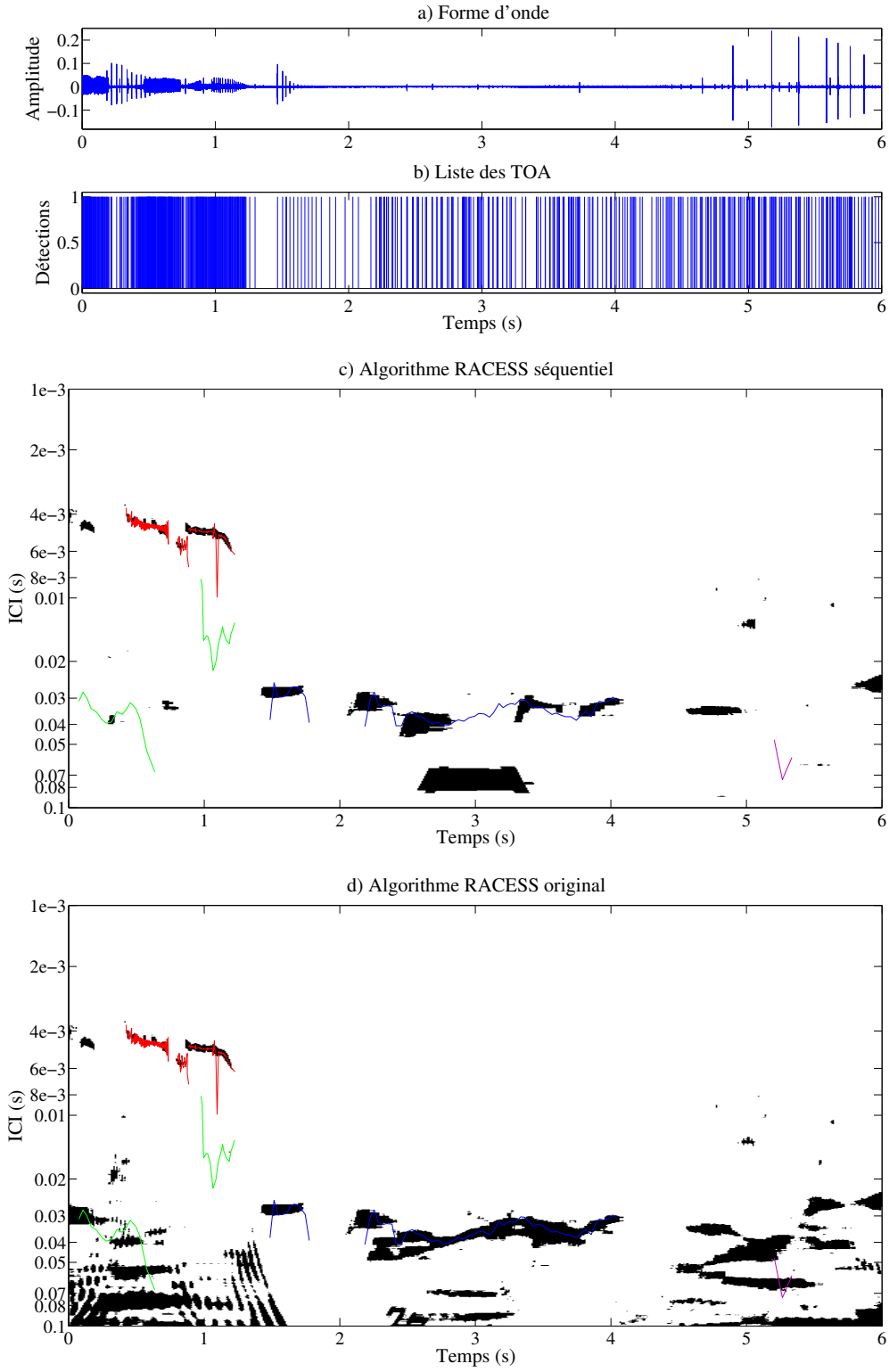

FIGURE 2.17 – Détection de trains de bélugas dans une fenêtre de 6 secondes. a) forme d'onde du signal acoustique ; b) vecteur détection - liste des TOA ; c) *Carte temps-ICI* de l'algorithme RACESS modifié : en noir les détections obtenues avec l'algorithme et en rouge les ICI instantanés issus de l'annotation manuelle ; d) *Carte temps-ICI* de l'algorithme RACESS original : en noir les détections obtenues avec l'algorithme et en rouge les ICI instantanés issus de l'annotation manuelle.

tement présentée précédemment est appliquée sur une fenêtre de 6 secondes, contenant des trains de clics de grands dauphins.

Dans cet exemple, quelles que soient les versions de RACESS utilisées, l'algorithme échoue dans la détection des trains de clics des dauphins présents, et en contrepartie, produit un très grand nombre de fausses alarmes. Nous rappelons que ces fausses alarmes sont dûes à des interférences entre les clics venant de sources différentes. Plus il y a de clics présents, y compris des clics non-rythmés, plus la probabilité de générer des interférences sur la *carte temps-ICI* augmente. Bien que ces impulsions benthiques ne forment pas des trains rythmés, elles sont suffisamment nombreuses pour que l'algorithme arrive à associer un nombre important de paires de clics dans chaque fenêtre $W(t, \tau_k)$, laissant croire en la présence d'un rythme dans ces fenêtres. L'augmentation du seuil de détection ne permet alors plus, de compenser les fortes amplitudes de $D(t, \tau)$.

Comme nous l'avions vu lors de l'étude des performances, lorsqu'il y a plus de 5 impulsions à venir s'insérer entre deux clics du train que l'on veut détecter, l'algorithme produit beaucoup de fausses alarmes aux grandes valeurs d'ICI. Dans les exemples présentés ici, nous pouvons avoir plus de 10 impulsions benthiques détectées entre deux clics d'un grand dauphin. De plus, la tâche de l'algorithme est rendue compliquée par les grandes valeurs des ICI des trains présents (> 0.06) et par leur grande variabilité. Les modifications apportées à la version initiale de RACESS ne permettent pas d'améliorer les résultats, car là encore, la suppression, au fur et à mesure, des clics correspondant aux détections apparues aux petites valeurs d'ICI, impacte fortement les détections aux grands ICI.

2.6 Discussion

L'algorithme que nous avons proposé dans ce chapitre utilise les temps d'arrivée des clics pour décider de la présence ou de l'absence de trains de clics d'odontocètes. En cela, il se distingue des autres algorithmes proposés dans la littérature, qui exploitent généralement les propriétés acoustiques des clics, tels que la fréquence centrale [Starkhammar11] ou l'amplitude [Lepper05]. L'utilisation des temps d'arrivée présente plusieurs avantages, comparativement aux paramètres acoustiques, comme leur invariance quel que soit la position des animaux par rapport à l'hydrophone, ou encore la simplicité avec laquelle ils sont mesurés.

Nous avons vu lors de la description de l'algorithme, que 7 degrés de liberté étaient nécessaires pour le paramétrer, ce qui est nettement inférieur aux autres algorithmes de la littérature qui essayent eux aussi, de détecter et séparer les trains de clics d'odontocètes. Par exemple, Baggenstoss [Baggenstoss11] extrait 28 paramètres pour associer les clics entre eux et former des trains, et Zaugg [Zaugg12] en utilise 13 pour détecter les trains et associer les clics par groupes de 10. Parmi les 7 paramètres utilisés par RACESS, nous avons constaté lors de l'analyse des performances de la partie 2.4, que trois d'entre eux (ν, σ and P_{fa}) avaient une grande influence sur les capacités de RACESS à détecter les trains. En effet, ces paramètres ont un impact direct sur la construction de la *carte temps-ICI* et le calcul du seuil de détection. Les quatre autres paramètres (τ_{min}, τ_{max}, r, *step*) ont davantage un impact sur la rapidité d'exécution de l'algorithme et sur la résolution de la *carte temps-ICI* obtenue. Plus on veut

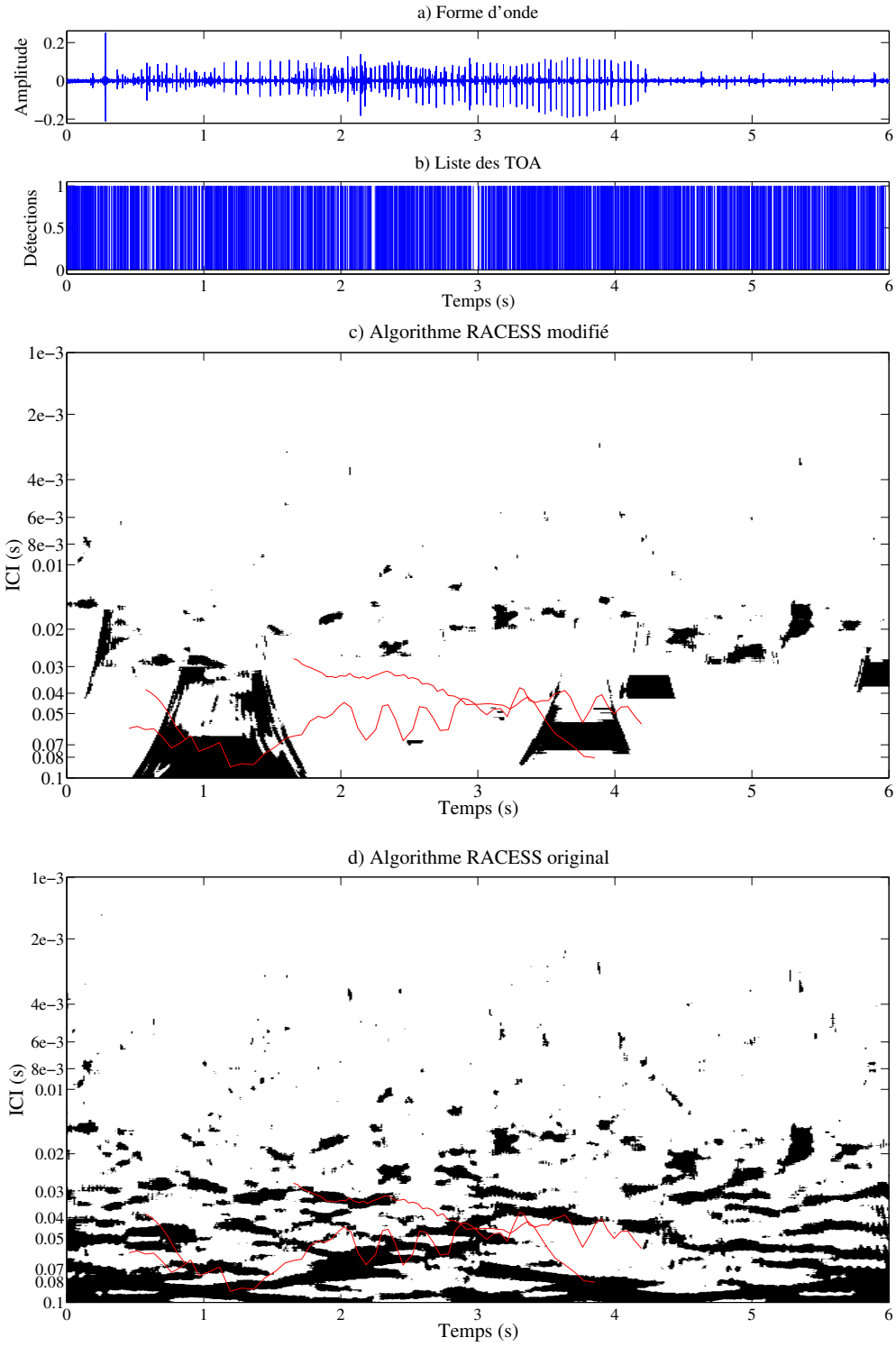

FIGURE 2.18 – Détection de trains de grands dauphins dans une fenêtre de 6 secondes - Snapshot 1. a) forme d'onde du signal acoustique ; b) vecteur détection - liste des TOA ; c) *Carte temps-ICI* de l'algorithme RACESS modifié : en noir les détections obtenues avec l'algorithme et en rouge les ICI instantanés issus de l'annotation manuelle ; d) *Carte temps-ICI* de l'algorithme RACESS original : en noir les détections obtenues avec l'algorithme et en rouge les ICI instantanés issus de l'annotation manuelle.

une bonne résolution temporelle, plus le nombre de fenêtres glissantes $W(t, \tau_k)$ est grand, et plus le coût calculatoire est élevé. De même, plus on veut avoir une bonne résolution sur l'axe des ICI, plus le nombre de bandes d'ICI τ_k doit être grand. Ceci augmente alors le nombre de fois où la fenêtre glissante va devoir passer sur le train de clics, pour étudier chacune des valeurs τ_k. Le temps de calcul est également impacté par le nombre de clics présents dans la liste de TOA. Plus il y a de clics, plus il y a de couples (t_n, t_m) à examiner et à associer à une bande d'ICI τ_k donnée. Enfin, le nombre de bandes d'ICI à explorer augmente lorsque la dynamique de la gamme d'ICI augmente.

Nous avons vu dans les différents exemples présentés, que la principale difficulté rencontrée par RACESS est sa capacité à séparer des trains de clics avec des rythmes très différents, ou à détecter des trains dans un bruit fortement impulsionnel. Dans ces deux cas, nous avons vu que la probabilité de fausse alarme aux grands ICI pouvait être trés élevée. Pour tenter de solutionner ce problème, nous avons proposé d'alterner la détection des trains, avec la suppression dans la liste des TOA, des clics ayant contribué à la détection de ces trains. Nous avons constaté, que la suppression au fur et à mesure, des clics ayant participé à la détection d'un train, présente l'avantage de fournir un résultat comportant moins de fausses alarmes sur la *carte temps-ICI*. En contrepartie, elle augmente aussi le risque de supprimer de la liste des TOA des clics appartenant à d'autres trains, et donc de générer des détections manquées. Nous voyons dans ce dernier cas, que la seule utilisation des TOA atteint ses limites.

Plutôt que de supprimer tous les clics sur la seule base du rythme qu'ils suivent, il serait plus intéressant de ne supprimer que ceux qui forment une chaîne respectant le rythme détecté, et présentant une cohérence vis-à-vis d'un autre paramètre (direction d'arrivée, contenu fréquentiel, ressemblance des formes d'onde). Cette utilisation combinée du rythme et d'un autre paramètre acoustique est semblable à celle utilisée par Zaugg [Zaugg12], qui calcule la corrélation entre les spectres des clics, pour lever les ambiguïtés possibles lors de leur association. À la différence de ce dernier, ou même de l'algorithme proposé par Baggenstoss [Baggenstoss11], l'algorithme RACESS présenté dans ce chapitre ne permet pas de fournir une liste chaînée des clics qui forment un train, mais uniquement de dire si le signal contient ou ne contient pas un ou des trains rythmés, et s'il en contient, quels sont leurs ICI, leurs temps de début et leurs temps de fin. Il permet cependant de garder en mémoire les couples de clics contribuant à ces trains. Cette information pourrait donc être utilisée par la suite par d'autres algorithmes pour regrouper les clics et reconstituer les trains.

2.7 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons proposé un algorithme de détection des trains de clics rythmés d'odontocètes. Étant donnée la grande directivité du système de production des clics d'odontocètes, nous avons choisi d'utiliser les temps d'arrivée des clics, qui sont invariants quelle que soit l'orientation de l'animal par rapport à l'hydrophone, plutôt que leurs propriétés acoustiques. Nous avons utilisé le fait que les clics d'odontocètes soient émis en train, et que les valeurs consécutives des ICI suivent une loi déterministe, pour mettre au point un algorithme d'analyse du rythme permettant de détecter ces trains de clics.

Après une étude bibliographique des méthodes existantes, dans le domaine de la bioacoustique d'une part, et dans d'autres domaines du traitement du signal d'autre part, nous avons décidé de nous focaliser sur des méthodes utilisant l'autocorrélation. Nous nous sommes particulièrement intéressés à une fonction d'autocorrélation complexe, qui permet de trouver l'ICI fondamental des trains de clics, tout en supprimant l'influence des harmoniques supérieures. En calculant cette fonction dans une fenêtre court-terme, glissant le long du signal, nous avons construit une *carte temps-ICI* similaire aux traditionnelles représentations temps-fréquence. En appliquant un seuil approprié sur cette *carte temps-ICI*, nous sommes parvenus à détecter les trains de clics entrelacés dans le signal. Ces détections doivent permettre de décider de la présence ou de l'absence de trains rythmés, mais également d'indiquer les temps de début et de fin des trains, les valeurs des ICI générés et leur évolution au cours du temps, et enfin, le nombre d'animaux ayant émis simultanément. Notre contribution à cette méthode, a été de l'adapter à la détection des odontocètes, notamment en choisissant les paramètres adéquats.

Une étude analytique des conditions de détectabilité des trains de clics, nous a permis de montrer que la méthode proposée était compatible avec les propriétés des trains générés dans la nature par les odontocètes. Les résultats obtenus sur des données simulées et des données réelles annotées, ont permis de valider la méthode. En revanche, nous avons vu ses limites lors de son insertion dans une chaîne de traitement totalement automatique. Malgré la modification que nous avons réalisée sur l'algorithme initial pour limiter la présence de fausses alarmes, nous avons mis en évidence que la seule utilisation des TOA ne permettait pas de détecter correctement les trains d'odontocètes dans les milieux où le bruit de fond est fortement impulsionnel. L'apport d'informations supplémentaires pour quantifier la ressemblance entre les clics semble donc nécessaire.

Dans la suite du manuscrit, nous allons explorer de nouvelles méthodes d'analyse des formes d'onde des signaux impulsionnels sous-marins, et proposer d'autres approches pour quantifier leurs ressemblances ou leurs directions d'arrivée, avec toujours en toile de fond, l'objectif de regrouper les clics qui se ressemblent et proviennent d'une même source. Si les méthodes que nous allons étudier dans les prochains chapitres sont totalement indépendantes de RACESS, une perspective possible serait de les utiliser conjointement à RACESS pour aider à l'association des clics qui se ressemblent et limiter les fausses alarmes sur la *carte temps-ICI*.

Chapitre 3

Représentation et étude des transitoires par analyse des récurrences de phases : état de l'art

Sommaire

3.1 Introduction **65**
3.2 Construction du RPA **66**
3.2.1 Vue d'ensemble de la méthode 66
3.2.2 Étape 1 : l'espace des phases 67
3.2.3 Étape 2 : Matrice des similarités 70
3.2.4 Étape 3 : Seuil de détection des récurrences 73
3.2.5 Quantification des matrices de récurrences 74
3.2.6 Construction du Cross-RPA 74
3.3 Interprétation **76**
3.3.1 Représentation RPA de signaux simples 76
3.4 Choix des degrés de liberté **79**
3.4.1 L'espace des phases : choix du τ et du m 79
3.4.2 Seuil de détection ε 84
3.5 Conclusions **86**

3.1 Introduction

Jusqu'à présent, nous n'avons utilisé que les TOA des clics pour détecter les trains, ce qui s'est avéré efficace sur plusieurs exemples réels et synthétiques. Cependant cette approche a aussi montré ses limites dans un contexte où le bruit est fortement impulsionnel. L'apport de paramètres supplémentaires, tels que la cohérence des directions d'arrivée des clics d'un même train ou la ressemblance de leurs formes d'onde, s'avère donc nécessaire.

Dans la suite du manuscrit, nous allons donc nous intéresser aux signaux bruts reçus par l'hydrophone, et non aux TOA comme pour RACESS, et zoomer sur les formes d'onde des clics pour proposer des outils de détection, localisation et caractérisation.

Dans le chapitre 1, nous avons vu que les clics d'ondotocètes sont très courts et présentent très peu d'oscillations. Les outils traditionnels de traitement du signal comme la transformée

de Fourier et la transformée temps-échelle, sont donc peu adaptés à ce type de signaux. Dans les prochains chapitres, nous allons donc explorer le potentiel d'une méthode alternative d'analyse non-linéaire des signaux, appelée analyse des récurrences de phases ou Recurrence Plot Analysis en anglais (RPA).

L'analyse des récurrences de phases a initialement été utilisée par les physiciens pour étudier des systèmes dynamiques non-linéaires [Eckmann87], avant de trouver une utilité dans des applications concrètes touchant de nombreux domaines comme la bio-ingénierie, avec par exemple l'étude des variabilités du rythme cardiaque et la détection de maladies cardiaques (arythmie) [Zbilut90, Zbilut02a, Marwan02b], la séparation des rythmes cardiaques d'une mère et de son fœtus [Hurezeanu13], ou encore l'étude des électromyogrammes pour la détection des myopathies et neuropathies [Filligoi10, Sultornsanee11], la géologie [Marwan02a], la musique [Serrà09], la climatologie [Marwan03b, Frey12] et le traitement du signal [Birleanu11, Birleanu12b, Serbanescu13]. Cette méthode, trouvant sa genèse dans le théorème de Poincaré, utilise le fait que certains systèmes retournent, après un temps suffisamment long mais fini, dans un état proche de leur état initial [Poincaré90]. Bien que les formes d'ondes des clics d'odontocètes varient en fonction de leur orientation, des similitudes existent d'un clic à l'autre, et également à l'intérieur du clic lui-même, laissant penser que cette notion de récurrence peut, elle aussi, s'appliquer sur ces signaux transitoires sous-marins.

L'objectif de ce chapitre est, dans un premier lieu, de fournir les bases théoriques et pratiques de cette méthode RPA, avant de l'utiliser à des fins de détection, localisation et classification dans les chapitres suivants (4 et 5). Aussi, la première partie de ce chapitre 3 présente les étapes menant du signal brut à la construction de la représentation RPA. Nous verrons que le RPA permet une analyse mono-capteur, mais également la comparaison de signaux issus de deux capteurs.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous expliquerons comment s'interprète l'image binaire obtenue à l'issue de cette transformation RPA. Pour cela, nous utiliserons quelques signaux simples, tels que des cosinus et des chirps, afin de comprendre le lien entre la forme d'onde du signal et la représentation obtenue.

Enfin, dans une dernière partie, l'influence des degrés de liberté propres à cette méthode et le choix de leurs valeurs seront discutés : i) à travers une revue de la bibliographie existante sur le sujet, ii) par l'utilisation de données simulées et réelles.

3.2 Construction du RPA

3.2.1 Vue d'ensemble de la méthode

L'analyse des récurrences de phase est une transformation qui permet de représenter un signal monodimensionnel sous forme d'image afin de trouver les séries d'échantillons qui réapparaissent de manière récurrente au cours du temps. Comme le montre le schéma bloc de la figure 3.1, la transformation en elle-même se fait en trois étapes, suivies d'une quatrième étape de quantification. Dans cette partie, nous allons détailler le contenu de ces quatre blocs.

La première étape aura pour but de passer du signal monodimensionnel à une représentation dans un espace multidimensionnel appelé espace des phases. Elle fera intervenir 2 degrés de liberté (m, τ). La seconde étape permettra de représenter cet espace multidimensionnel sous forme d'une image et fera intervenir un degré de liberté (fonction *Sim(. , .)*). Cette image pourra alors être qualifiée de *matrice des similarités*, car elle donnera une évaluation de la ressemblance entre des séries d'échantillons du signal. Enfin la troisième étape consistera à appliquer un seuil ε sur l'image obtenue précédemment, pour trouver les séries d'échantillons récurrents, c'est-à-dire les séries d'échantillons qui se ressemblent le plus. L'image binaire obtenue est appelée *matrice des récurrences*. Cette étape nécessitera donc de décider d'une valeur pour le seuil, ce qui constituera un degré de liberté supplémentaire. Enfin le quatrième bloc aura pour objectif de quantifier les récurrences présentes sur cette image binaire.

FIGURE 3.1 – Schéma bloc des étapes de construction menant à la détection des récurrences de phase d'un signal. Quatre degrés de liberté sont nécessaires : τ le délai et m la dimension permettent de reconstruire l'espace des phases, $Sim(.,.)$ la fonction utilisée pour calculer la matrice des similarités, ϵ le seuil de détection pour calculer la *matrice des récurrences*.

3.2.2 Étape 1 : l'espace des phases

L'espace des phases est, en mathématique, un espace représentant tous les états possibles d'un système dynamique, ou dans notre cas, d'un signal. C'est un espace multidimensionnel dans lequel chaque état possible du système est associé à un unique point de l'espace. Les m dimensions de cet espace représentent les m variables d'état caractérisant le système. À un instant donné t, ces m variables d'état forment un vecteur $\vec{x}(t) = [x_1(t),\ x_2(t),\ x_3(t),\ \dots,\ x_m(t)]^T$ qui caractérise l'état du système. Les m coefficients de ce vecteur donnent donc les coordonnées du point associé à cet état dans l'espace des phases. L'évolution des états au fil du temps génère un ensemble de vecteurs d'état $\vec{x}(t_i)$ qui forment une trajectoire dans l'espace des phases.

L'évolution de la trajectoire au cours du temps caractérise la dynamique du système. Cette trajectoire peut s'écrire comme suit :

$$Traj(x) = [\vec{x}(t_1),\ \vec{x}(t_2),\ \vec{x}(t_3),\ \dots,\vec{x}(t_N)] = \begin{bmatrix} x_1(t_1) & x_1(t_2) & x_1(t_3) & \dots & x_1(t_N) \\ x_2(t_1) & x_2(t_2) & x_2(t_3) & \dots & x_2(t_N) \\ x_3(t_1) & x_3(t_2) & x_3(t_3) & \dots & x_3(t_N) \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m(t_1) & x_m(t_2) & x_m(t_3) & \dots & x_m(t_N) \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Dans la réalité, nous avons rarement accès à l'ensemble des variables d'état d'un système, et nous ne mesurons qu'une seule variable d'observation, qui dans notre cas est le signal enregistré avec l'hydrophone.

Un espace des phases équivalant à celui du système peut être reconstruit à partir de cette variable monodimensionnelle. La méthode couramment utilisée pour cette reconstruction est appelée méthode des retards (en anglais *time-delay method*). Elle est basée sur le théorème de Takens qui stipule que la structure topologique de la trajectoire originale dans l'espace des phases est garantie si l'on choisit une dimension de l'espace des phases qui respecte l'inégalité $m \geq 2d + 1$, où d est la dimension de l'attracteur [Packard80, Takens81, Huke06].

Originellement, le théorème de Takens n'est pas valable sur les signaux réels, car les conditions requises d'avoir un signal non-bruité et de durée infinie ne sont pas remplies, même si ce théorème est cité systématiquement en référence dans les papiers de la communauté RPA. Des développements complémentaires ont été faits par Casdagli [Casdagli91] pour valider cette méthode sur des signaux réels, et notamment dans le cas de signaux bruités.

Dans la pratique, à partir du signal monodimensionnel échantillonné à intervalle de temps réguliers $t_i = i \times T_e$, avec T_e le pas d'échantillonnage, le vecteur d'état est construit comme suit :

$$\overrightarrow{s_m(t_i)} = [s(t_i),\ s(t_i + \tau),\ s(t_i + 2\tau),\ \dots,\ s(t_i + (m-1)\tau)]^T \quad (3.2)$$

où m est la dimension de l'espace des phases et τ est le délai entre les composantes successives du vecteur.

La figure 3.2 illustre la construction de ce vecteur par la méthode des délais et l'utilisation des variables m et τ. Dans cet exemple, la dimension de l'espace des phases est $m = 3$, ce qui signifie que chaque vecteur $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ a trois composantes. Nous pouvons donc représenter la trajectoire formée par la succession de ces vecteurs dans l'espace des phases (Fig. 3.2-Étape 1). Si la dimension était $m = 2$, l'espace des phases serait un plan, et pourrait également être représenté graphiquement. En revanche, pour une dimension m strictement supérieure à 3, il est impossible de tracer la trajectoire obtenue.

Nous discuterons du choix des valeurs à donner à τ et à m dans la partie 3.4.1.

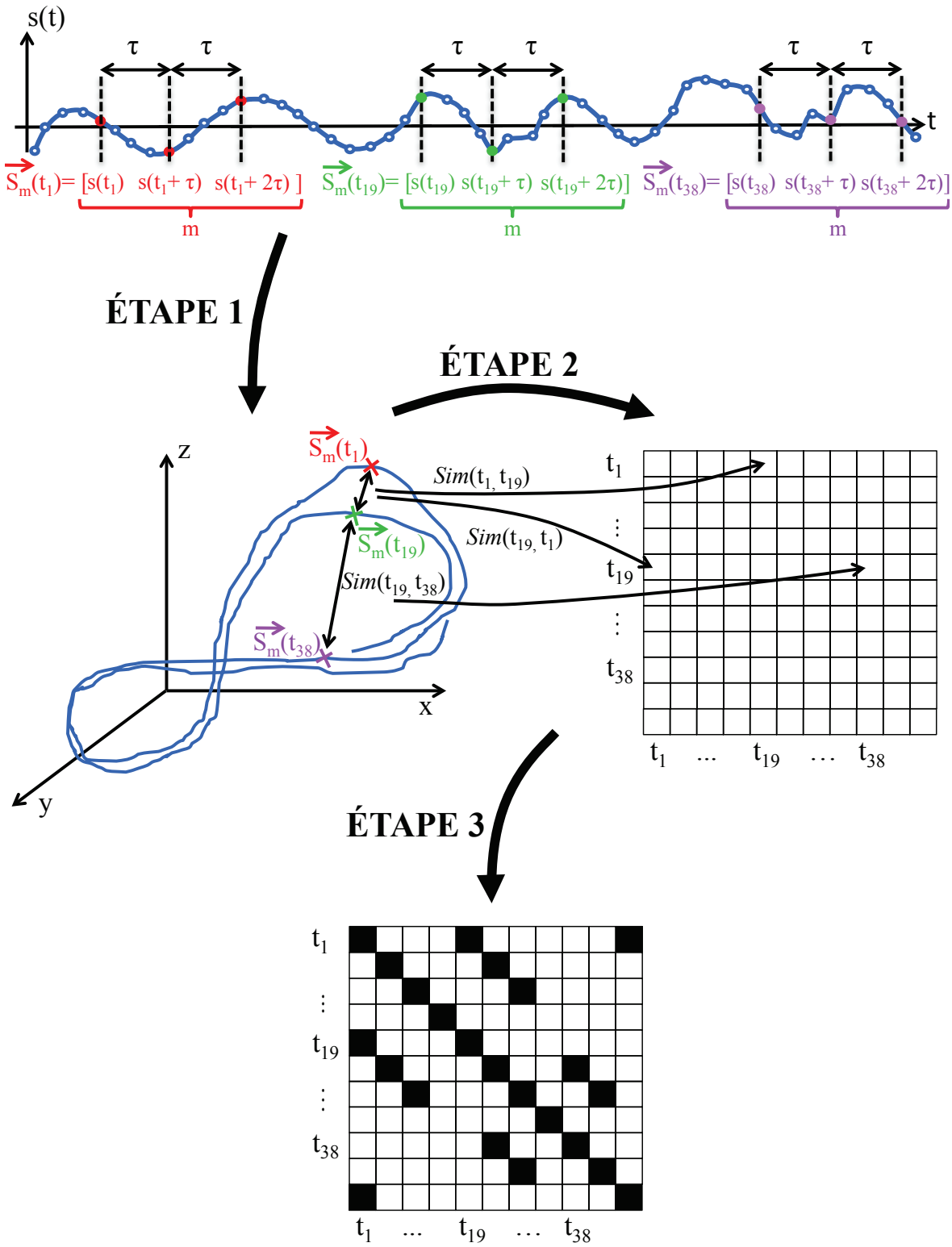

FIGURE 3.2 – Illustration des trois étapes d'analyse par récurrence des phases, menant d'un signal monodimensionnel à une image binaire. **Étape 1 :** passage à l'espace des phases. Les vecteurs de l'espace des phases de dimension m, sont construits par la méthode des délais. Les valeurs de m échantillons espacés d'un délai τ sont utilisées comme coordonnée du vecteur $\vec{S}_m(t)$. Dans cet exemple $\tau = 4$ et $m = 3$. **Étape 2 :** passage à la *matrice des similarités*. La fonction *Sim(. , .)* évalue la proximité entre les points de l'espace des phases. **Étape 3 :** Seuillage de la *matrice des similarités* pour obtenir la *matrice des récurrences*.

3.2.3 Étape 2 : Matrice des similarités

La seconde étape de la construction d'une représentation RPA est le calcul de la matrice des similarités. L'idée introduite par Eckman *et al* [Eckmann87] pour évaluer la proximité des points dans un espace des phases de dimension supérieure à 3, est de calculer la ressemblance entre tous les vecteurs de l'espace des phases et de reporter le résultat dans une matrice appelée *matrice des similarités*.

Aussi, si l'on calcule la ressemblance entre le vecteur de l'espace des phases associé à l'instant t_l et celui associé à l'instant t_k, le résultat de ce calcul est reporté dans la *matrice des similarités* aux coordonnées (l, k) (voir Fig. 3.2-Étape 2). Nous noterons cette opération $d_{l,k} = Sim\left(\overrightarrow{s_m(t_l)}\ ,\ \overrightarrow{s_m(t_k)}\right)$, avec $Sim(.\ ,\ .)$ la fonction choisie pour évaluer la ressemblance entre le vecteur $\overrightarrow{s_m(t_l)}$ et le vecteur $\overrightarrow{s_m(t_k)}$. Le degré de liberté associé à cette étape du RPA est donc le choix de la fonction $Sim(.,.)$ utilisée pour comparer deux vecteurs de l'espace des phases.

Parmi les fonctions les plus citées pour évaluer cette ressemblance, nous trouvons, par exemple, les normes L_1, L_2 (encore appelée norme euclidienne), et L_∞ (ou norme maximum) [Marwan03a]. Cependant, l'utilisation de ces trois normes présente un inconvénient important dans notre domaine d'application. En effet, on peut facilement démontrer pour ces trois normes, que lorsque le signal change d'amplitude, cela entraîne des changements d'amplitude des coefficients de la matrice des similarités, impactant par la suite le choix du seuil de récurrence et les conclusions concernant la ressemblance ou la dissemblance entre deux signaux. Les signaux que nous allons caractériser dans le chapitre 5 pouvant avoir des formes semblables, mais des amplitudes très différentes, en fonction de la distance entre l'animal et l'hydrophone et de la directivité à l'émission, nous pourrions donc arriver à des conclusions erronées concernant la ressemblance ou la dissemblance de ces transitoires sous-marins, si nous utilisons ces normes.

Afin de s'affranchir des changements d'amplitude, et de comparer la ressemblance entre deux signaux à un facteur d'amplitude près, l'utilisation d'une "distance angulaire" a été proposée par Birleanu [Birleanu12a]. Nous reprenons donc l'idée de cette "distance angulaire" et en modifions l'expression initiale pour nous ramener au coefficient de corrélation de Pearson, dont la définition mathématique est donnée par :

$$d_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^{m}\left(s_k(t_i) - \overline{s_k(t_i)}\right)\left(s_k(t_j) - \overline{s_k(t_j)}\right)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{m}\left(s_k(t_i) - \overline{s_k(t_i)}\right)^2}\sqrt{\sum_{k=1}^{m}\left(s_k(t_j) - \overline{s_k(t_j)}\right)^2}} \tag{3.3}$$

où $s_k(t_i)$ (respectivement $s_k(t_j)$) est la $k^{\text{ème}}$ composante du vecteur $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ (respectivement $\overrightarrow{s_m(t_j)}$), et $\overline{s_k(t_i)}$ (respectivement $\overline{s_k(t_j)}$) est la moyenne empirique des m composantes du vecteur $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ (respectivement $\overrightarrow{s_m(t_j)}$).

Il est possible de démontrer que le dénominateur du coefficient de corrélation de Pearson, fait office de coefficient de normalisation, lors de la comparaison, deux à deux, des vecteurs de l'espace des phases par l'équation (3.3). Cette normalisation supprime donc l'influence

de l'amplitude intrinsèque des séries d'échantillons que l'on compare. Ce coefficient s'avèrera donc utile dans le chapitre 5, en localisation et en caractérisation des signaux ayant des forme d'onde similaires, mais des amplitudes différentes.

Cependant, la normalisation peut aussi devenir un inconvénient dans le cas de la détection. En effet, nous avons observé sur des signaux réels, que de petites séries d'échantillons du bruit avaient régulièrement des formes d'onde oscillant de façon similaire aux transitoires que nous étudions dans ce manuscrit, générant des artefacts sur la représentation RPA finale. Ces ressemblances viennent probablement du fait que les transitoires auxquels nous nous intéressons ont des fréquences élevées, et donc des oscillations aussi rapides que les oscillations du bruit. Pour palier à ce problème, la solution sera de remettre de l'information concernant l'amplitude des signaux, et de poser l'hypothèse, que les transitoires à détecter ont généralement, une amplitude nettement plus grande que celle du bruit de fond.

La prise en compte de l'amplitude dans l'expression du coefficient de corrélation de Pearson, revient alors à calculer le produit scalaire entre deux vecteurs de l'espace des phases. L'expression mathématique du produit scalaire est donnée par :

$$d_{i,j} = \sum_{k=1}^{m} s_k(t_i) \times s_k(t_j) \tag{3.4}$$

où $s_k(t_i)$ (respectivement $s_k(t_j)$) est la $k^{\text{ème}}$ composante du vecteur $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ (respectivement $\overrightarrow{s_m(t_j)}$). Ce produit scalaire entre deux vecteurs s'apparente à la corrélation dans la communauté du traitement du signal.

Pour comparer les différences de résultats obtenus avec les fonctions *Sim(. , .)* que nous venons de citer, nous avons calculé les *matrices de similarité* d'un signal sinusoïdal prenant trois valeurs d'amplitude différentes ($\alpha = 0.4$, $\alpha = 0.8$, $\alpha = 1.2$), avec la norme euclidienne, le coefficient de corrélation de Pearson (Eq. (3.3)) et le produit scalaire (Eq. (3.4)). Les paramètres utilisés pour la construction de l'espace des phases sont choisis arbitrairement à $\tau = 1$ et $m = 14$. Les *matrices de similarité* obtenues sont représentées sous forme d'image (Fig. 3.3), avec sur l'axe des abscisses et l'axe des ordonnées les indices des vecteurs que l'on compare, et sur l'axe des z (représenté par l'échelle des couleurs) la valeur de $d_{i,j}$ trouvée pour chacune des fonctions de ressemblance *Sim(. , .)*.

Il est important de noter sur cette figure que les résultats sont symétriques par rapport à la droite diagonale passant par les points d'indices (i, j), tels que $i = j$. Cette symétrie s'explique par le fait que les fonctions utilisées pour calculer la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases sont elles même symétriques, c'est-à-dire que $Sim\left(\overrightarrow{s_m(t_i)}\ ,\ \overrightarrow{s_m(t_j)}\right) = Sim\left(\overrightarrow{s_m(t_j)}\ ,\ \overrightarrow{s_m(t_i)}\right)$.

La figure 3.3*a* montre les *matrices des similarités* dans le cas de la norme euclidienne. Nous voyons clairement qu'une diminution de la valeur de l'amplitude α de la sinusoïde entraine une diminution des amplitudes dans la matrice des similarités. Ce même constat est fait sur la figure 3.3*c*, pour laquelle le produit scalaire a été utilisé pour évaluer la ressemblance des vecteurs de l'espace des phases. À l'inverse, la figure 3.3*b* montre qu'avec le coefficient de corrélation de Pearson, la matrice des similarités reste inchangée quelle que soit l'amplitude

du signal. Le choix de la fonction *Sim(. , .)* dépend donc de l'application visée, de la nature des signaux et de leur dynamique.

Pour étudier la ressemblance des formes d'onde sans tenir compte des différences d'amplitude relatives entre elles, nous privilégierons le coefficient de corrélation de Pearson. Pour étudier la ressemblance des formes d'onde tout en prenant en compte leurs amplitudes respectives, nous prendrons indifféremment le produit scalaire ou la norme euclidienne.

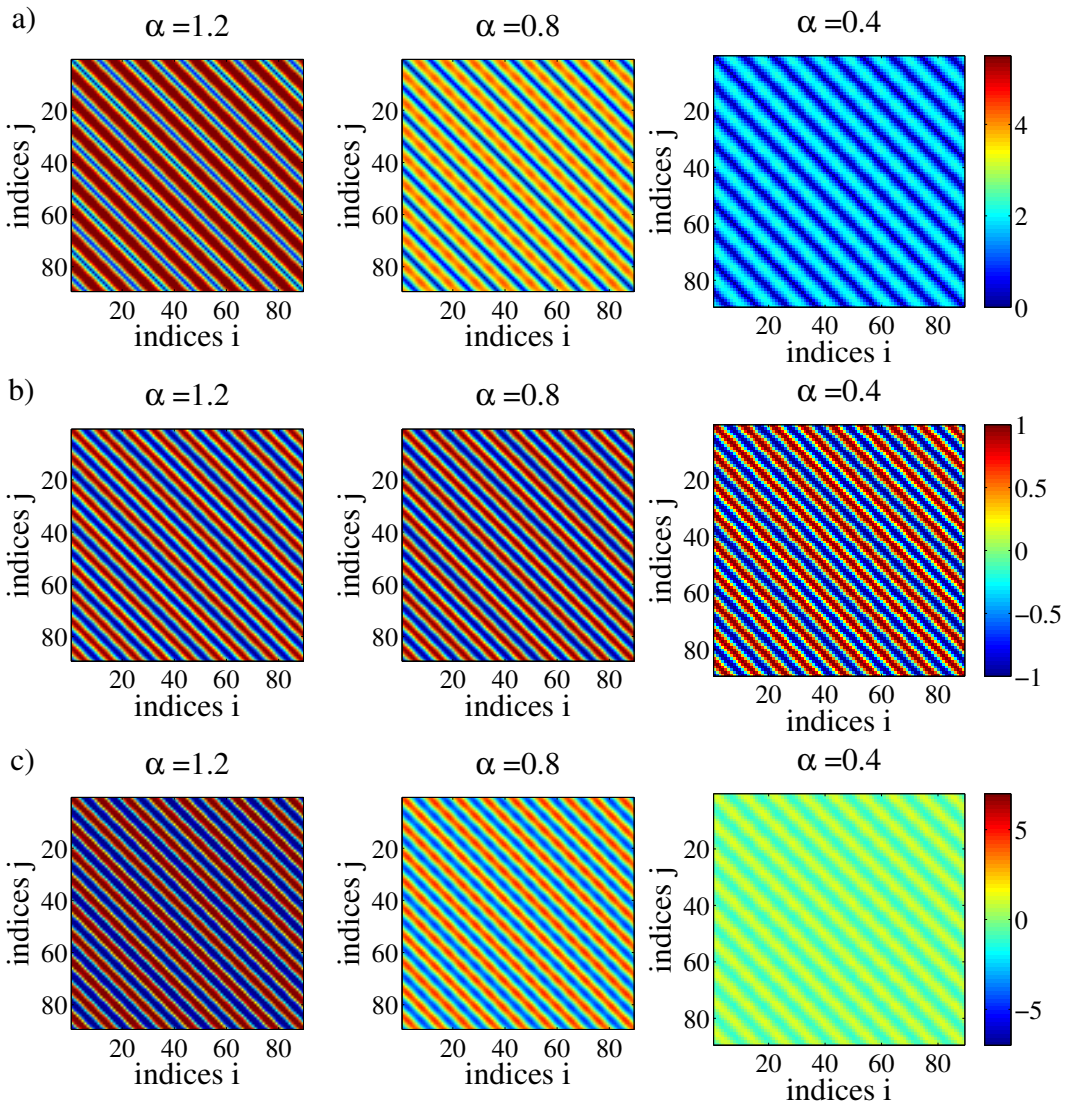

FIGURE 3.3 – *Matrices des similarités* d'un signal sinusoïdal prenant différentes amplitudes $\alpha = 1.2$; 0.8 ; 0.4, et calculées avec : a) **la norme euclidienne** ; b) **le coefficient de corrélation de Pearson** ; c) **le produit scalaire**. La trajectoire du signal dans l'espace des phases est reconstruite avec les paramètres $\tau = 1$ et $m = 14$.

3.2.4 Étape 3 : Seuil de détection des récurrences

La troisième et dernière étape du RPA est le seuillage de la *matrice des similarités* précédemment obtenue, et a pour objectif de déterminer quels sont les états récurrents du signal. Dans la pratique, il parait impossible de trouver deux états du signal parfaitement récurrents, c'est-à-dire tels que $\overrightarrow{s_m(t_i)}=\overrightarrow{s_m(t_j)}$, en raison des fluctuations dûes au bruit de fond. La notion de récurrence est donc élargie, et deux états sont considérés comme récurrents si ils tombent dans le même voisinage de l'espace des phases. Ce voisinage de dimension m est défini par la taille de son rayon ε_i et par son centre $\overrightarrow{s_m(t_j)}$. Exprimé dans un formalisme mathématique, cette notion de récurrence est définie comme suit :

$$R_{i,j} = \Theta\Big(\varepsilon_i - Sim\Big(\overrightarrow{s_m(t_i)}\ ,\ \overrightarrow{s_m(t_j)}\Big)\Big) \tag{3.5}$$

avec ε_i le seuil de détection et Θ la fonction de Heaviside. La *matrice des similarités* "seuillées" devient alors une matrice binaire appelée *matrice des récurrences*. Les coefficients d'indices (i, j) de cette matrice qui sont égaux à zéro, correspondent aux instants t_i et t_j du signal qui ne sont pas récurrents et donc qui ne se ressemblent pas. Les coefficients égaux à un, indiquent eux les instants récurrents (voir Fig. 3.2-Étape 3).

La notion de récurrence prend une autre signification lorsque nous étudions la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases au moyen du coefficient de corrélation de Pearson ou du produit scalaire. En effet, avec ces deux dernières fonctions nous ne regardons plus si les points de l'espace des phases sont voisins, mais si les vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ sont **colinéaires** ou non. Lorsque deux vecteurs sont colinéaires, le signe du coefficient indique également si les deux vecteurs pointent dans la même direction. Si deux vecteurs sont identiques le coefficient est positif, s'ils ont des directions opposées le signe est négatif. De même que dans le paragraphe précédent, il est impossible que les vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ soient exactement égaux, et donc, que les deux vecteurs soient parfaitement colinéaires.

Pour le coefficient de corrélation de Pearson, nous considèrerons donc qu'il y a récurrence si l'angle entre deux vecteurs de l'espace des phases est petit. L'angle que forme les deux vecteurs est retrouvé en calculant l'arc-cosinus du coefficient de corrélation. Si l'angle entre les deux vecteurs est proche de 0, le coefficient de corrélation de Pearson est proche de 1. Plus l'angle entre les deux vecteurs tend vers $\pm$ 90 degrés, plus le coefficient de corrélation de Pearson se rapproche de zéro. Si les deux signaux sont très ressemblants, mais en opposition de phase, le coefficient de corrélation de Pearson tend vers -1.

Pour le produit scalaire, nous considèrerons qu'il y a récurrence si l'angle entre deux vecteurs de l'espace des phases est petit et si les normes des deux vecteurs sont quasi-identiques. Si deux vecteurs forment un angle proche de zéro et ont des normes similaires alors le produit scalaire sera grand et positif. S'ils ont des normes très différentes ou si l'angle est proche de 90 degrés le résultat sera proche de zéro, et s'ils ont des normes similaires, mais une direction opposée, le produit scalaire sera négatif.

Pour le coefficient de corrélation de Pearson et pour le produit scalaire, la ressemblance entre deux vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ de l'espace des phases, se manifeste donc par l'obtention

d'une valeur élevée pour le coefficient de coordonnées $(i,\ j)$ dans la *matrice des similarités*, au contraire de la norme euclidienne, pour laquelle la ressemblance correspond à une valeur petite (proche de zéro), du coefficient $(i,\ j)$ dans la *matrice des similarités*. La définition mathématique de la récurrence se trouve donc modifiée dans le cas du coefficient de corrélation de Pearson et du produit scalaire, et devient donc :

$$R_{i,j} = \Theta\left(Sim\left(\overrightarrow{s_m(t_i)}\ ,\ \overrightarrow{s_m(t_j)}\right) - \varepsilon_i\right) \tag{3.6}$$

avec ε_i le seuil de détection et Θ la fonction de Heaviside. Lorsque la fonction $Sim(.\ ,\ .)$ est le coefficient de corrélation de Pearson, la matrice $R(i,j)$ se trouve dans la littérature sous le nom de *correlation network* [Yang08, Donner10].

Dans la section 3.4.2, nous discuterons des méthodes proposées dans la littérature pour choisir la valeur de ε.

3.2.5 Quantification des matrices de récurrences

Une fois la *matrice de récurrences* construite, il est nécessaire d'analyser son contenu. L'idée originale du RPA introduit par Eckman *et al* [Eckmann87] étant de trouver les récurrences présentes dans un signal en transformant ce dernier sous forme d'une image binaire, l'analyse visuelle de cette image peut s'avérer difficile, même pour quelqu'un d'expérimenté. Pour automatiser cette analyse et extraire un certain nombre d'informations pertinentes de cette image, des métriques ont été proposées dans la littérature [Webber94, Marwan05]. On les retrouve sous le titre de quantificateur de récurrences ou *Recurrence Quantification Analysis (RQA)* en anglais. Ces métriques servent indifféremment à : i) quantifier la proportion des récurrences sur l'ensemble de l'image, ii) étudier la présence de lignes diagonales et verticales, leur longueur et leur distribution, iii) révéler la nature stationnaire ou non-stationnaire d'un signal. Ces quantificateurs peuvent être calculés pour l'image prise dans sa globalité, ou bien dans une fenêtre glissant le long de la diagonale principale, afin de voir leur évolution au cours du temps, et ainsi traduire des changements d'état du système [Webber Jr05, Zou10, Senthilkumar10, Marwan11].

Nous ne détaillons pas l'ensemble des quantificateurs existant dans la litérature (environ une quinzaine), ni ne donnons leurs expressions mathématiques car nous les utiliserons très peu dans la suite du manuscrit. Nous en introduirons deux dans le chapitre 5, au moment de les utiliser. Il est cependant intéressant de savoir qu'ils existent et ont déjà fait leur preuve dans différentes applications, comme en analyse de signaux cardiaques [Zbilut02a, Marwan03b, Sultornsanee11], en géologie [Marwan05], en détection de signal noyé dans du bruit [Schinkel08], et en analyse de signaux musicaux [Serrà09, Zhang11]. Leur utilisation en acoustique sous-marine s'inscrit donc parmi les perspectives possibles.

3.2.6 Construction du Cross-RPA

Jusqu'à présent, nous avons vu que l'analyse des récurrences de phases avait pour objectif de trouver les états de récurrence présents dans un signal unique. Le concept, étendu à

la recherche d'états dynamiques récurrents entre deux systèmes, prend alors le nom *d'analyse croisée des récurrences de phases* ou en anglais *cross recurrence plot analysis (CRPA)* [Zbilut98b, Marwan02a]. L'objectif est de trouver les instants où deux systèmes sont dans un même état dynamique, autrement dit, les instants où la trajectoire du premier système est dans le même voisinage que la trajectoire du second système dans l'espace des phases.

Nous notons $x(t)$ la variable observée pour le premier système et $y(t)$ la variable observée pour le second système. Ces signaux durent respectivement N_x et N_y échantillons. Identiquement au RPA, nous construisons indépendamment et simultanément, les trajectoires de ces deux systèmes dans le même espace des phases par la méthode des délais. Les vecteurs d'état pour ces deux systèmes sont respectivement donnés par :

$$\overrightarrow{x_m(t_i)} = [x(t_i),\ x(t_i+\tau),\ x(t_i+2\tau),\ \dots,\ x(t_i+(m-1)\tau)]^T \tag{3.7}$$

$$\overrightarrow{y_m(t_j)} = [y(t_j),\ y(t_j+\tau),\ y(t_j+2\tau),\ \dots,\ y(t_j+(m-1)\tau)]^T \tag{3.8}$$

avec $i = 1,\ \dots,\ N_x$ et $j = 1,\ \dots,\ N_y$, τ le délai et m la dimension de l'espace des phases. Afin de pouvoir comparer leurs trajectoires, les deux signaux sont reconstruits dans le même espace des phases et utilisent donc les mêmes paramètres τ et m.

L'analyse croisée se fait par le calcul de la *matrice des similarités* entre les deux trajectoires, qui est obtenue avec l'équation :

$$d_{i,j} = Sim\Big(\overrightarrow{x_m(t_i)}\ ,\ \overrightarrow{y_m(t_j)}\Big) \tag{3.9}$$

avec $Sim(.\ ,\ .)$ la fonction choisie pour étudier la similarité entre les vecteurs de l'espace des phases.

Si l'on utilise la norme euclidienne pour la fonction $Sim(.\ ,\ .)$, alors la *matrice des récurrences* est donnée par :

$$R_{i,j} = \Theta\Big(\varepsilon_i - Sim\Big(\overrightarrow{x_m(t_i)}\ ,\ \overrightarrow{y_m(t_j)}\Big)\Big) \tag{3.10}$$

avec ε_i le seuil de détection et Θ la fonction de Heaviside. Si l'on utilise le coefficient de corrélation de Pearson ou le produit scalaire en lieu et place de la fonction $Sim(.\ ,\ .)$, alors la *matrice des récurrences* est donnée par :

$$R_{i,j} = \Theta\Big(Sim\Big(\overrightarrow{x_m(t_i)}\ ,\ \overrightarrow{y_m(t_j)}\Big) - \varepsilon_i\Big) \tag{3.11}$$

Comme pour le RPA, les récurrences du CRPA peuvent elles aussi être quantifiées par différentes métriques [Marwan03a].

Quelques différences minimes existent entre les résultats observés sur le RPA et le CRPA. Les durées respectives N_x et N_y des deux signaux n'étant pas nécessairement égales, la *matrice des similarités* et donc la *matrice des récurrences*, ne sont plus nécessairement carrées comme avec le RPA, mais peuvent être rectangulaires. Également, les récurrences obtenues sur la diagonale principale avec le RPA, i.e. aux points de coordonnées $(i,\ i)$ dans la *matrice des récurrences* avec $i = 1,\ \dots, \mathbf{N}$, peuvent disparaître dans le cas du CRPA.

L'utilisation du CRPA répond enfin à quelques règles. Les variables $x(t)$ et $y(t)$ doivent être des observables caractérisant le même système dynamique et non des variables issues de systèmes dynamiques totalement indépendants. Dans le cas où ces variables ont des unités différentes, par exemple la pression acoustique et la vitesse du vent, il est nécessaire de les normaliser afin qu'elles aient la même dynamique [Marwan03a].

Dans ce manuscrit, nous utiliserons le CRPA au chapitre 5 afin de chercher les récurrences entre les formes d'onde de transitoires enregistrés sur plusieurs capteurs. Les récurrences ainsi trouvées, nous serons capables de calculer les différences des temps d'arrivée entre deux capteurs.

3.3 Interprétation

Jusqu'à présent, nous avons abordé le RPA et le CRPA d'un point de vue théorique et descriptif, en présentant leurs étapes de construction et leurs degrés de liberté. Le RPA et le CRPA transforment un signal monodimensionnel en une image binaire contenant de l'information sur la présence de récurrences au sein de ce signal. Dans cette partie, nous allons présenter et analyser les images RPA obtenues pour quelques signaux simples. Pour chaque signal, nous nous attacherons à interpréter l'image RPA et à faire le lien entre ce qu'elle représente et l'évolution de la forme d'onde du signal.

3.3.1 Représentation RPA de signaux simples

Nous avons généré trois signaux synthétiques simples et construit leurs représentations RPA respectives. Le premier signal est un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance égale à 1. La trajectoire de ce signal dans l'espace des phases a été reconstruite avec les paramètres $\tau = 1$ et $m = 6$. La matrice des similarités a ensuite été calculée avec la norme euclidienne, puis le seuil de détection $\varepsilon = 1.2$ a été utilisé pour obtenir la *matrice des récurrences* représentée sur la figure 3.4.*a*. En dehors de la présence d'une ligne diagonale aux coefficients d'indices $(i,\ i)$, avec $i = 1,\ ...\ N$, indiquée en rouge sur la figure 3.4.*a*, nous ne voyons que des points de récurrence isolés. La ligne de récurrence le long de la diagonale d'indice $(i,\ i)$ s'explique aisément. Elle est issue de la mesure de la ressemblance entre le vecteur $\overrightarrow{x_m(t_i)}$ et lui-même. Il y a nécessairement ressemblance de ce vecteur avec lui-même et donc présence de récurrences. Cette diagonale apparaît également sur les figures 3.4.*b* et 3.4.*c*. La présence de points isolés sur le RPA révèle que les états récurrents sont rares ou qu'ils ne persistent pas dans le temps. Un bruit gaussien est un signal présentant des fluctuations rapides et aléatoires. Aussi, il est peu probable qu'il y ait dans ce type de signal, des vecteurs d'état $\overrightarrow{x_m(t_i)}$ se répétant de façon similaire au cours du temps. Il est donc normal de ne voir apparaître sur la représentation RPA de ce signal que des récurrences isolées (en dehors de la diagonale principale), et très peu d'autres lignes diagonales ou verticales matérialisant des récurrences durant plusieurs états consécutifs.

Le second signal généré est un cosinus de fréquence 10 kHz et d'amplitude uniforme. Cette

fois-ci, la trajectoire du signal est reconstruite avec les paramètres $\tau = 1$ et $m = 14$. La matrice des similarités est calculée avec la norme euclidienne, et la *matrice des récurrences* représentée sur la figure 3.4.b est obtenue avec le seuil $\varepsilon = 1.2$. La représentation RPA présente des lignes diagonales $R_{(i+k,j+k)} = 1$, avec $k = 1, \ ..., \ l$ et l la longueur de la diagonale. Ces diagonales sont parallèles les unes aux autres. La présence de lignes diagonales sur une image RPA indique que des segments de la trajectoire dans l'espace des phases évoluent parallèlement les uns aux autres, avec la même dynamique et dans le même voisinage. Afin d'illustrer ces propos, nous avons indiqué deux couples de vecteurs récurrents sur la figure 3.4.b (points rouges). Nous montrons également les échantillons, et donc les vecteurs d'état, associés à ces récurrences (lignes rouges). Nous voyons que les récurrences apparaissent lorsque les vecteurs d'état $\overrightarrow{x_m(t_i)}$ correspondent à des portions de signal évoluant de façon similaire. La présence de diagonales parallèles les unes aux autres signifie que le signal évolue périodiquement de manière similaire. Ce motif est caractéristique d'un signal déterministe. La distance entre chacune des diagonales est égale à la période d'oscillation du signal. Dans notre exemple, la fréquence d'échantillonnage est égale à 312,5 kHz. La distance entre deux diagonales est de 31 échantillons, ce qui correspond à une période de $9,9.10^{-5}s$, soit une fréquence d'environ 10 kHz, ce qui est effectivement la fréquence du cosinus généré. Si on change la fréquence du cosinus, la distance entre les lignes changera de façon proportionnelle. Si une représentation RPA montre, non pas des diagonales, mais des motifs revenant périodiquement au cours de l'image, cela signifie que le signal possède des cycles, et la distance entre ces motifs correspond à la période de répétition de ces cycles.

Le troisième signal est une modulation linéaire de fréquence entre 500 et 1800 Hz en 7.5 ms. Les paramètres utilisés pour construire la représentation RPA donnée par la figure 3.4.c sont les mêmes que pour le cosinus. L'image obtenue montre des lignes courbées très écartées au début (c.f. coin haut gauche) qui se resserrent au cours du temps (c.f. coin bas droit). La présence de lignes continues indique, comme précédemment, que le signal est déterministe. La courbure indique que la vitesse des oscillations du signal évolue au cours du temps, et le changement des distances entre les courbes de récurrence traduit les variations de fréquences. La pente instantanée de ces lignes dépend du ratio entre les fréquences instantanées considérées à deux instants t_1 et t_2. Nous avons indiqué deux couples de vecteurs $(\overrightarrow{x_m(t_i)}, \overrightarrow{x_m(t_j)})$ récurrents (points rouges), et mis en évidence, sur la forme d'onde du signal, les échantillons associés à ces récurrences (lignes rouges). Pour chacun de ces points, nous voyons que les deux vecteurs $\overrightarrow{x_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{x_m(t_j)}$ représentent des états quasi-similaires du signal. La récurrence est détectée, bien que la fréquence instantanée ne soit pas la même à ces deux instants. Cette différence de fréquence se traduit par une ligne de récurrence avec une petite pente pour le point rouge à gauche de l'image, et au contraire par une forte pente pour le point de droite. Lorsque le signal a la même fréquence à deux instants différents t_i et t_j, la pente est égale à 45 degrés. C'est le cas sur la grande diagonale, et ça tend à le devenir en bas à droite de l'image pour toutes les lignes de récurrences. De manière générale, lorsque des lignes horizontales et verticales apparaissent sur une représentation RPA, cela signifie que pendant quelques états successifs le signal ne change pas ou change très lentement.

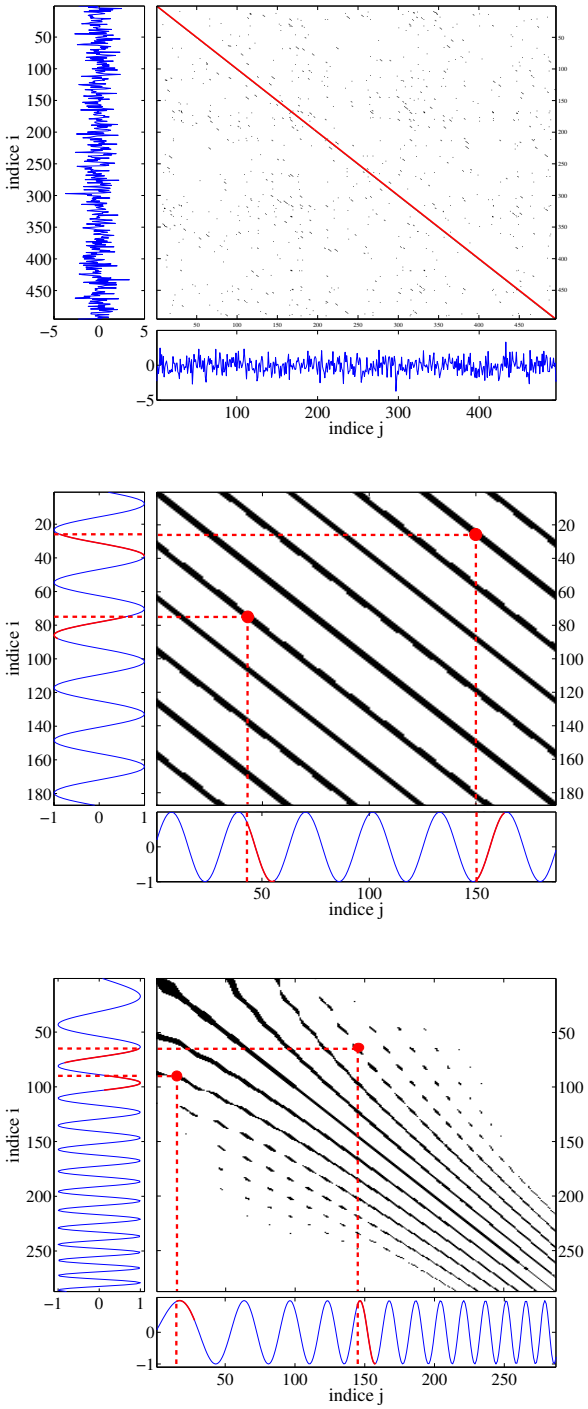

FIGURE 3.4 – Images RPA pour : a) Un bruit gaussien - Paramètres : $m = 6$, $\tau = 1$, norme euclidienne, $\varepsilon = 1.2$; Un bruit gaussien ne produit que des récurrences isolées. La grande diagonale (en rouge) correspond à $R_(i, i) = 1$, $i = 1, \ldots N$, c'est-à dire les récurrences obtenues lors de la mesure de ressemblance du vecteur d'indice i avec lui même. b) Cosinus de fréquence 10 kHz - Paramètres : $m = 14$, $\tau = 1$, norme euclidienne, $\varepsilon = 1.2$; c) Modulation de fréquence - Paramètres : $m = 14$, $\tau = 1$, norme euclidienne , $\varepsilon = 1.2$; Sur les figures b et c nous avons indiqué deux couples de vecteurs récurrents (points rouges) ainsi que les échantillons du signal associés à ces récurrences (lignes rouges). Nous voyons que les récurrences apparaissent lorsque les vecteurs correspondent à des portions de signal évoluant de façon similaire.

3.4 Choix des degrés de liberté

Dans la partie 3.2, nous avons vu que la construction de représentations RPA nécessitait quatre degrés de liberté. Seul l'impact du choix de la fonction de ressemblance entre deux vecteurs de l'espace des phases a été examiné dans la section 3.2.3.

Nous allons maintenant discuter du choix des trois autres degrés de libertés (τ, m, ε), en nous appuyant sur la bibliographie existant à ce sujet, et sur l'observation des *matrices de similarité* et des *matrices de récurrence* obtenues avec des signaux impulsionnels, lorsque la dimension de l'espace des phases m et le seuil de détection ε prennent différentes valeurs.

Les signaux que nous allons utiliser pour cela sont : un clic simulé (Fig. 3.5), un clic réel de grand dauphin, un clic réel de béluga et un clic réel de baleine à bec de Blainville (voir annexe B). La forme d'onde du clic simulé possède les propriétés temporelles et spectrales d'un clic typique d'ondontocète (fréquence centrale : 55 kHz, durée : 86μs, fréquence d'échantillonnage 312.5 kHz). Les résultats obtenus devraient nous permettre de choisir les valeurs de m et de ε qui sont adaptées à notre contexte et qui seront utilisées par la suite. Afin de ne pas alourdir cette section avec un grand nombre d'images, nous ne présentons que les résultats sur données simulées. Les résultats sur données réelles sont visibles dans l'annexe B.

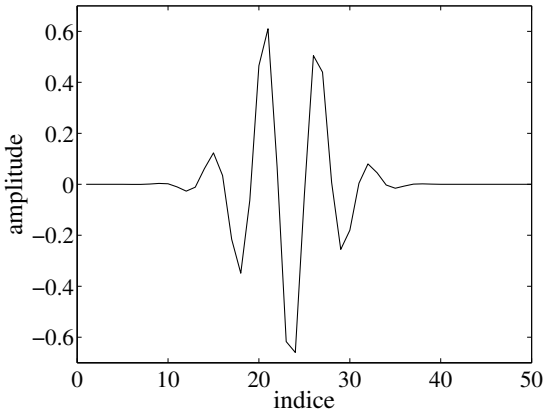

FIGURE 3.5 – Forme d'onde d'un clic simulé

3.4.1 L'espace des phases : choix du τ et du m

La difficulté de la méthode des délais est de choisir les valeurs appropriées pour m et τ. Si elles sont mal choisies, des points de l'espace pourraient alors se retrouver proches l'un de l'autre, non pas parce qu'ils correspondent à des états dynamiques proches, mais parce que la dimension m choisie est trop petite [Kennel92]. À l'inverse, si m est plus grand que la valeur optimale, le système ne sera pas mieux décrit et les performances en terme de détection des récurrences ne seront pas améliorées.

3.4.1.1 Choix de la dimension de l'espace des phases : m

Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature pour choisir la valeur de m optimale. Les méthodes couramment employées sont le calcul d'un coefficient d'invariance proposé par Grassberger, pour caractériser l'espace des phases, qui change si m est trop petit ou reste stable si m est suffisamment grand [Grassberger83], la décomposition en valeurs singulières (SVD) pour trouver le nombre minimal de directions non-corrélées dans l'espace des phases proposée par Broomhead [Broomhead86], ou la méthode des *false nearest neighbours (FNN)* qui consiste à différencier les points de l'espace des phases qui sont de vrais voisins de ceux qui sont de faux voisins lors du passage de la dimension m à la dimension $m+1$ [Kennel92, Cao97, Small05]. À l'inverse de la méthode *FNN* qui consiste à incrémenter m, Zbilut *et al* proposent de générer une représentation RPA avec une dimension m élevée (entre 20 et 25), puis de diminuer progressivement la valeur de m jusqu'à ce que la représentation RPA change significativement, révélant alors l'apparition de changements topologiques dans l'espace des phases et donc l'apparition de *FNN* [Zbilut02b]. La méthode *FNN* semble être la plus souvent employée dans la littérature. Une revue et une discussion complète de ces méthodes peuvent être trouvées dans la thèse de N. Marwan [Marwan03a].

3.4.1.2 Choix du délai : τ

Pour choisir le délai τ approprié, plusieurs méthodes existent également dans la littérature. L'objectif est de choisir τ afin de minimiser la dépendance linéaire entre les vecteur $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ consécutifs. Pour cela, deux méthodes sont principalement utilisées. La première utilise l'autocorrélation et consiste à choisir le délai τ tel que cette autocorrélation soit nulle ou proche de 0. La seconde, utilisant l'information mutuelle, consiste à choisir le délai τ pour lequel cette information mutuelle est un minimum local [Fraser86]. Ce paramètre est parfois considéré comme non-critique, en particulier dans le cas non-bruité [Packard80].

3.4.1.3 Résumé

À la vue de la littérature sur le sujet, nous pouvons dire qu'il n'existe pas de règle universelle pour choisir les valeurs de τ et de m optimales. L'application, la nature du signal et la fréquence d'échantillonnage dictent généralement ce choix, qui semble, dans la littérature, passer souvent par des essais empiriques de plusieurs couples (τ, m) sur des extraits de la base de données à traiter. En analyse des signaux ECG par exemple, Webber*et al* utilisent un espace de dimension au maximum 10 à 20, et un délai $\tau = 1$. Ils affirment également qu'un délai $\tau = 1$ est approprié pour étudier la correspondance entre des formes d'onde [Webber Jr05]. Birleanu [Birleanu12a] montre lui qu'une valeur de τ optimale ne peut être trouvée pour les signaux couvrant une large gamme de fréquences, comme c'est le cas avec les signaux acoustiques. En effet, un délai τ optimum à une fréquence donnée ne le sera plus à une autre fréquence.

3.4.1.4 Application sur données réelles

Comme suggéré par Zbilut [Zbilut02b], nous utilisons une approche empirique pour choisir la valeur de m optimale pour les signaux que nous voulons étudier dans ce manuscrit. Pour cela, nous observons les *matrices de similarité* et les *matrices de récurrence* obtenues avec des signaux réels et simulés, pour différentes valeurs de m.

La trajectoire du clic de la figure 3.5 a été reconstruite pour $\tau = 1$ et pour différentes valeurs de m $\{2,\ 4,\ 6,\ ...,\ 22,\ 24\}$. Pour chacune de ces trajectoires, nous avons ensuite calculé la *matrice des similarités* en utilisant le coefficient de corrélation de Pearson (Fig. 3.6), et la *matrice des récurrences* avec un seuil fixe $\varepsilon = 0.75$ (Fig. 3.7). Tous les coefficients de la matrice des similarités ayant une valeur appartenant à l'intervalle $[0.75\ ;\ 1]$ sont donc considérés comme récurrents.

Nous constatons sur ces deux figures que le contenu des matrices change beaucoup quand m varie entre 2 et 8, et que le nombre de détections dans la *matrice des récurrences* diminue fortement, comme le montre également la figure 3.8. À partir de $m = 10$, et jusqu'à $m = 18$, les valeurs des coefficients dans la *matrice des similarités* changent plus progressivement. Le clic utilisé étant un cosinus d'amplitude pondérée par une fonction exponentielle, nous obtenons pour les valeurs de m comprises entre 10 et 18, des diagonales parallèles entre elles, en partie similaire à la représentation RPA obtenue sur la figure 3.4, et caractéristiques des signaux présentant une périodicité. Pour ces mêmes valeurs de m, nous constatons qu'à seuil ε constant, le nombre d'états de récurrences disparaissant à mesure que m augmente, est bien plus faible que lorsque m est passé de 2 à 8 (Fig 3.8). La *matrice des récurrences* n'évolue alors plus beaucoup d'une valeur de m à l'autre. Cela semble indiquer que pour $m \geq 10$, il n'y a plus de points de l'espace des phases qui sont de faux voisins. Quand $m \geq 18$, le nombre de récurrences se stabilise et le résultat tend à devenir indépendant de m. Nous obtenons des résultats similaires avec les clics réels (Fig. 3.8*b*, 3.8*c*, 3.8*d*). Si on utilise une norme euclidienne ou le produit scalaire, les conclusions restent inchangées. Ces résultats nous permettent de conclure qu'une valeur de m entre 10 et 18 semble être appropriée pour reconstruire la trajectoire des clics d'odontocètes dans l'espace des phases.

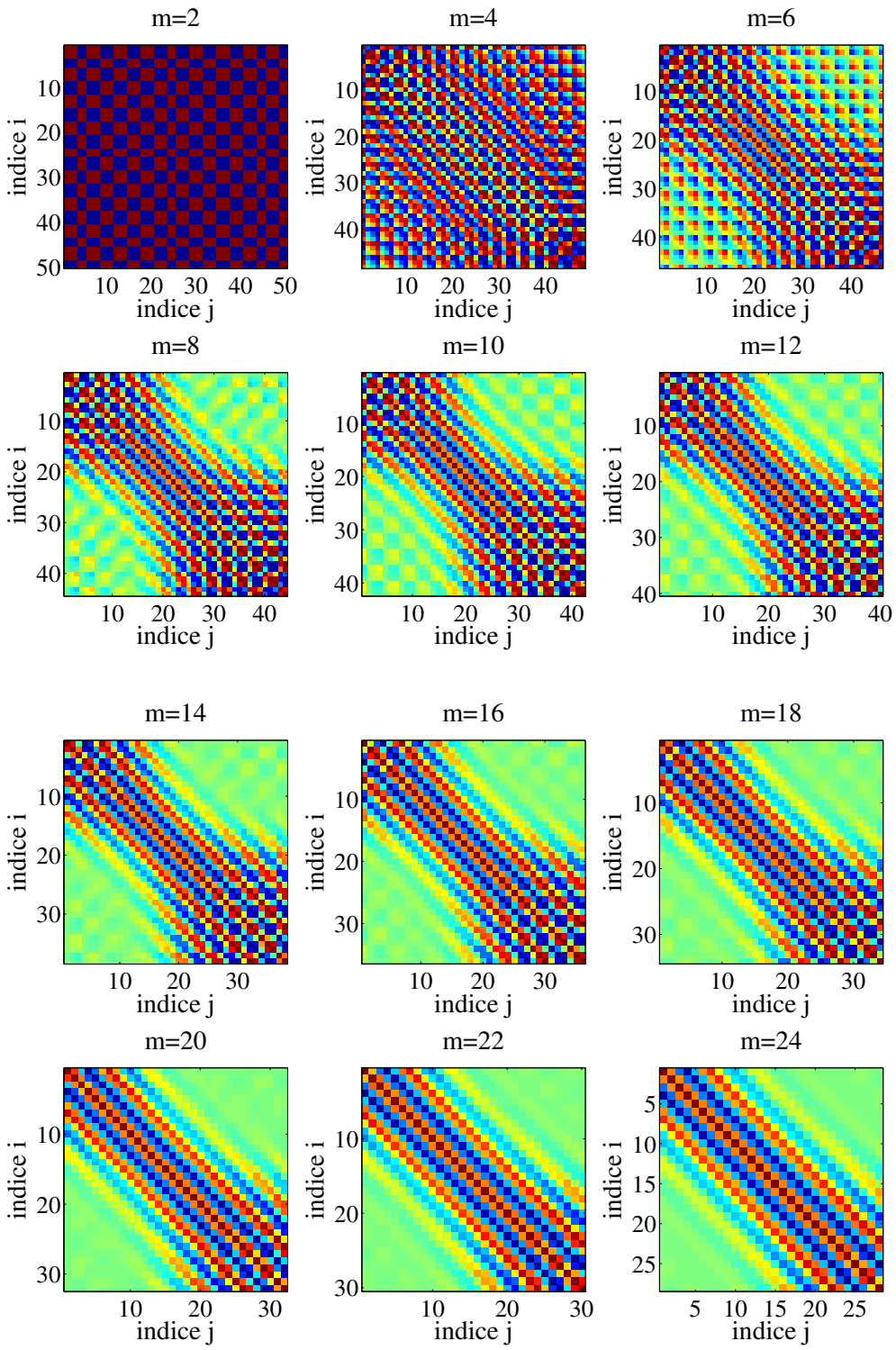

FIGURE 3.6 – *Matrices des similarités* d'un clic simulé en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le délai τ est égal à 1 et la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson. L'accroissement de la valeur de m, modifie significativement le contenu de la matrice des similarités.

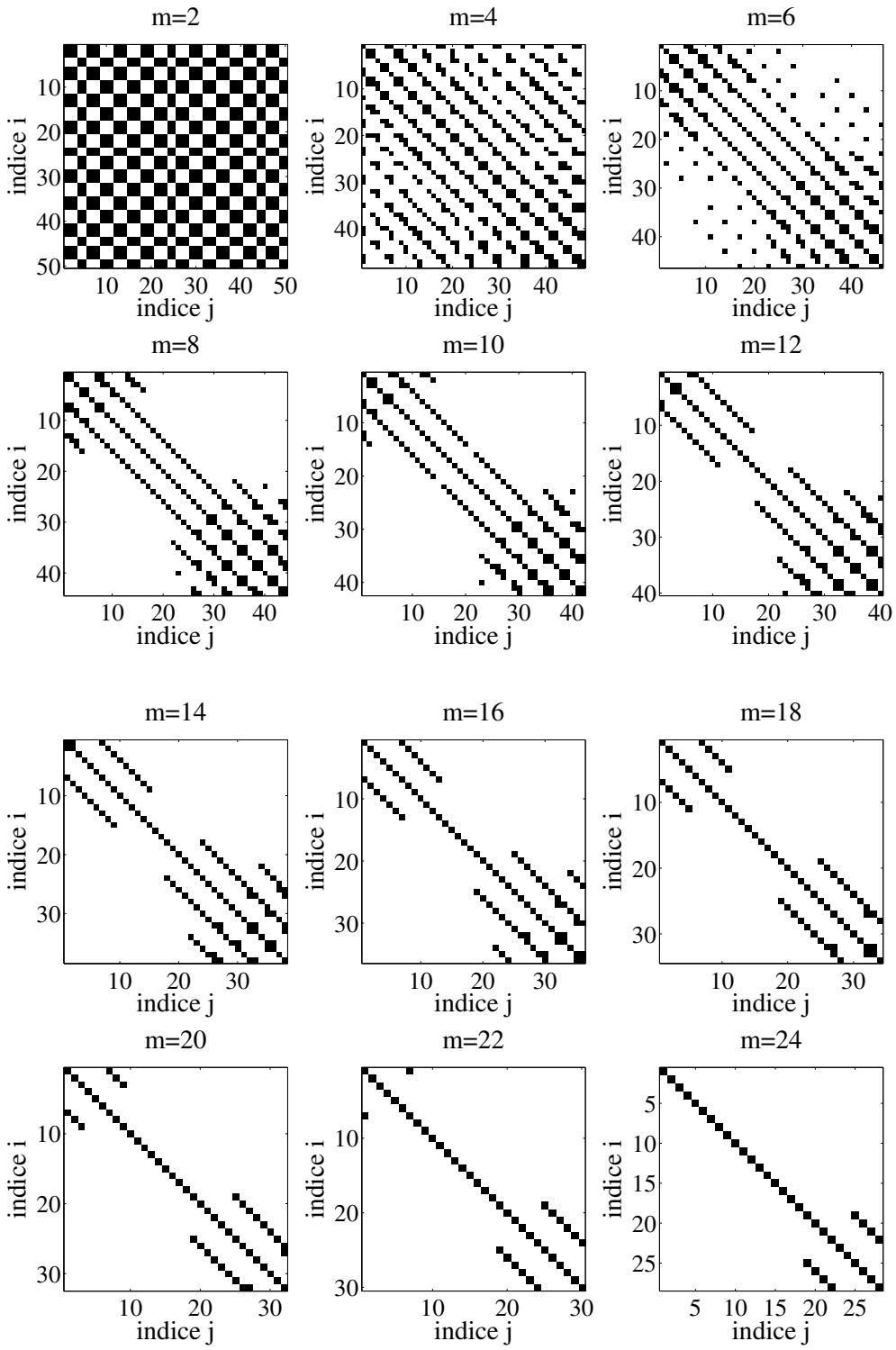

FIGURE 3.7 – *Matrice des récurrences* d'un clic simulé en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le seuil de détection des récurrences est $\varepsilon = 0.75$. En augmentant m, on limite la présence de faux voisins dans l'espace des phases et donc la présence de fausses récurrences.

3.4.2 Seuil de détection ε

Quels que soient les trois degrés de liberté (τ, m, *Sim(. , .)*) utilisés pour construire la matrice des similarités, l'étape de seuillage implique le choix :

— du type de seuil ;
— de la valeur du seuil.

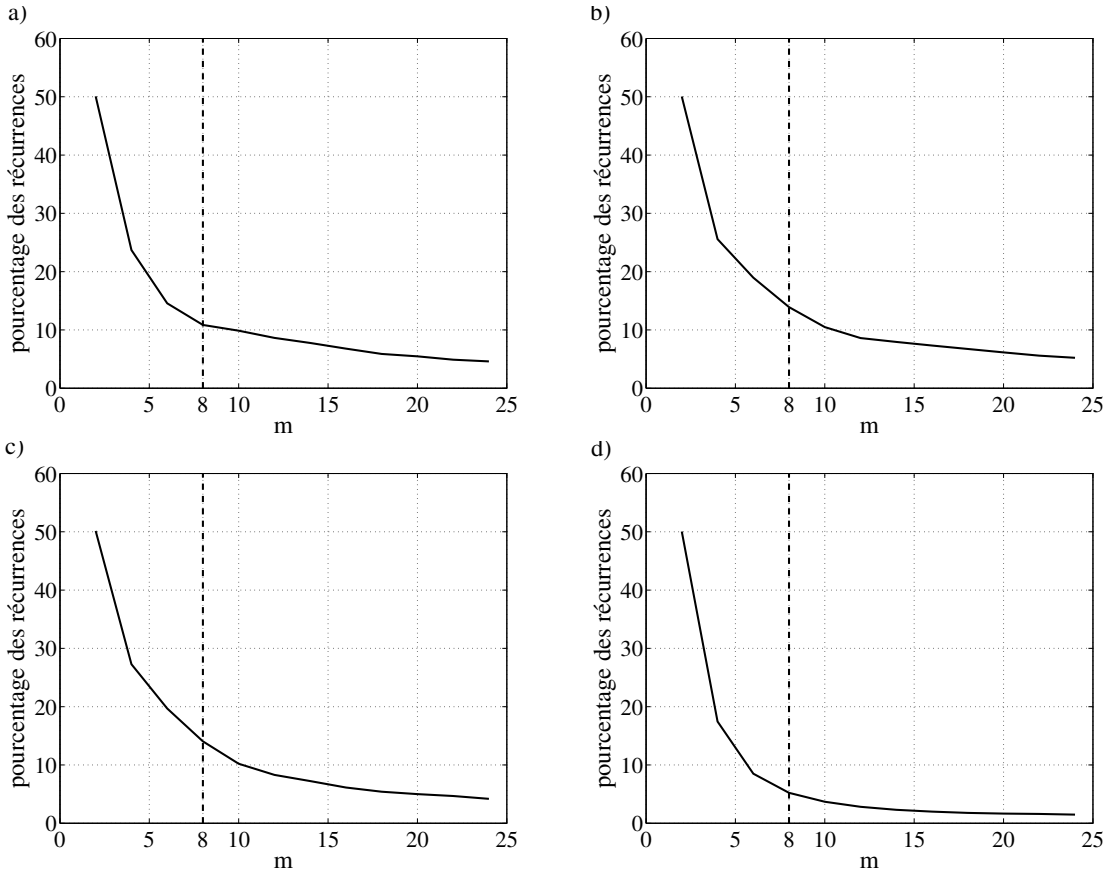

FIGURE 3.8 – Pourcentage de récurrences dans la *matrice des récurrences* en fonction de la dimension de l'espace des phases m (seuil de récurrence ε constant). a) Clic simulé ; b) Clic réel de grand dauphin ; c) Clic réel de béluga ; d) Clic réel de baleine à bec de Blainville

3.4.2.1 Type de seuil

Dans la première définition du RPA donnée par Eckman *et al* [Eckmann87], le seuil ε_i est choisi de manière à ce que le voisinage contienne un nombre fixe k d'états récurrents. La valeur de ε_i est donc la distance entre $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et le $k^{\text{ème}}$ vecteur le plus proche dans l'espace des phases, et change donc pour chaque point de l'espace des phases $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ ($i = 1, \ldots, N$). De plus, $R_{i,j} \neq R_{j,i}$ car si le $k^{\text{ème}}$ vecteur le plus proche de $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ est $\overrightarrow{s_m(t_j)}$, la réciproque n'est pas nécessairement vraie. La *matrice des récurrences* est donc asymétrique, et chaque colonne de la matrice à la même densité d'états récurrents. Cette méthode est généralement

appelée *nombre fixe de voisins les plus proches* ou *fixed amount of nearest neighbours (FAN)* en anglais.

Le deuxième type de seuil est lui appelé *seuil à rayon fixe* [Zbilut90]. Comme son nom l'indique ε_i reste constant quel que soit i. La *matrice des récurrences* obtenue est alors symétrique : $R_{i,j} = R_{j,i}$. Ce type de seuil est le plus couramment employé dans la communauté RPA.

3.4.2.2 Valeur du seuil

Une fois le type de seuil choisi, il reste ensuite à décider de sa valeur. Dans la mesure du possible, il faut prendre le seuil le plus petit possible (respectivement le plus grand possible lorsqu'il s'agit du produit scalaire et du coefficient de corrélation de Pearson) et l'adapter au niveau de bruit. Les méthodes pour le choisir sont nombreuses. Certains suggèrent que le seuil représente quelques pourcentages du diamètre maximum de l'espace des phases [Mindlin92], i.e. de la distance entre les deux points de l'espace des phases qui sont le plus éloignés l'un de l'autre, d'autres qu'il ne dépasse pas 10 % du diamètre moyen [Zbilut92]. Thiel lui, démontre que pour une majorité de signaux, un seuil égal à cinq fois l'écart type du bruit est un critère valable [Thiel02]. Ce critère atteint cependant ses limites dans le cas de faible rapport signal sur bruit. Une autre approche consiste à calculer la *matrice des récurrences* pour plusieurs valeurs de seuil, puis à quantifier le nombre et l'organisation des récurrences obtenues dans la matrice pour décider quel seuil semble le mieux adapté (c.f. section 3.2.5 sur la quantification des *matrices de récurrences*). Par exemple, la longueur des diagonales est utilisée par Matassini *et al* [Matassini02]. Le pourcentage de points récurrents en fonction du seuil est tracé en échelle $log - log$ dans Zbilut *et al* [Zbilut02b] afin de faire apparaître une zone dans laquel le nombre de récurrences évolue proportionnellement au seuil. Si ce palier n'est pas visible, il est alors suggéré de prendre le seuil donnant une densité de récurrences de 1 % [Zbilut02b]. Schinkel construit lui, des courbes COR pour différentes valeurs de seuil, à partir de la distribution des valeurs prises par des métriques quantifiant la *matrice des récurrences* dans le cas bruit seul et signal bruité [Schinkel08]. Dans ce cas, les distributions sont construites empiriquement par simulations de Monte-Carlo. Le seuil choisi est celui donnant les meilleures performances en terme de détection.

3.4.2.3 Résumé

Il n'y a donc pas de méthode universelle pour choisir le type de seuil à utiliser, ni pour paramétrer sa valeur. Le choix du seuil dépend fortement du signal observé. Comme le montre Marwan dans ses travaux de thèse [Marwan07], s'il est choisi trop petit (respectivement trop grand dans le cas du produit scalaire et du coefficient de corrélation de Pearson), il y aura peu de récurrences mises en évidence. À l'inverse, si le seuil est choisi trop grand, presque chaque point sera dans le voisinage de tous les autres, donnant des détections qui ne correspondent pas à de vrais états de récurrence du signal [Marwan07]. L'approche empirique consistant à regarder l'évolution de l'image binaire associée à la *matrice des récurrences* en fonction de l'évolution du seuil ou à regarder l'évolution de métriques quantifiant ces récurrences en

fonction de l'évolution du seuil semble prédominer dans la littérature [Zbilut02a]. Nous allons également utiliser cette approche pour choisir le seuil adapté aux signaux impulsionnels qui nous intéressent dans ce manuscrit. Cela va passer par l'observation de la *matrice des récurrences* et de son taux de remplissage par des récurrences.

3.4.2.4 Application sur données réelles

Nous utilisons de nouveau le clic de la figure 3.5, dont nous reconstruisons la trajectoire dans l'espace des phases en prenant $\tau = 1$ et $m = 14$. Nous calculons la *matrice des similarités* avec le coefficient de corrélation de Pearson, et la *matrice des récurrences* avec un seuil fixe ε dont nous faisons varier la valeur par pas de 0.05 entre -1.75 et 1. Nous rappelons que dans le cas du coefficient de corrélation de Pearson, la ressemblance entre deux vecteurs est la plus grande lorsque le coefficient est proche de 1.

La figure 3.9 montre les représentations RPA obtenues pour des valeurs du seuil entre 0.45 et 1. Nous pouvons voir qu'à mesure que le seuil diminue, le nombre de récurrences augmente. Cette augmentation est progressive lorsque ε décroît de 1 à 0.1, puis présente un saut important dans l'intervalle $\varepsilon \in [-0.1\ ; 0.1]$ et redevient progressive quand ε continue de décroître en dessous de -0.1 (Fig. 3.10). Pour un seuil entre 0.9 et 1, nous voyons que les récurrences se limitent presque exclusivement à la grande diagonale $R(i, i)$, ce qui laisse penser que ces valeurs de seuil sont probablement trop petites (Fig. 3.9). Nous faisons également ces mêmes constatations pour les clics réels de l'annexe B (Fig. B.13, B.15, B.17). Si l'on suit les recommandations faites dans la littérature (c.f. partie 3.2.4), un seuil situé entre 0.75 et 0.85 semble adapté. Dans cet intervalle, le pourcentage de coefficients égaux à 1 dans la *matrice des récurrences*, représente de 1 à 7 % de l'image (en comptant la grande diagonale), ce qui est en accord avec les préconisations. Nous utiliserons donc un seuil appartenant à cet intervalle lorsque nous calculerons le RPA et le CRPA de clics d'odontocètes dans le chapitre 5. Dans le cas où la norme euclidienne ou le produit scalaire sont utilisés pour étudier la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases, une approche similaire devra être employée afin de décider quelle valeur de seuil ε est adaptée.

3.5 Conclusions

Ce chapitre nous a permis d'introduire une méthode de représentation et d'analyse non-linéaire des signaux, appelée analyse des récurrences de phase. Cette méthode permet de transformer un signal monodimensionnel en une image binaire qui met en évidence les séries d'échantillons du signal revenant de façon récurrente au cours du temps. Elle permet aussi de comparer les signaux acquis sur deux capteurs différents, afin de trouver les instants où ils se ressemblent et évoluent de façon identique.

Dans un premier temps, nous avons présenté les trois étapes permettant le passage du signal monodimensionnel à l'image binaire finale. Nous avons vu que quatre degrés de liberté étaient nécessaires pour mener à bien cette transformation (τ, m, *Sim(. , .)*, ε). L'étude bibliographique que nous avons réalisée concernant le paramétrage de ces degrés de liberté, nous

a permis de voir qu'il n'existait pas de règle universelle que l'on peut appliquer mécaniquement sur n'importe quel type de signal. L'approche empirique et l'expérience des utilisateurs semblent souvent privilégiées pour choisir les paramètres appropriés, d'autant plus qu'ils dépendent fortement des données que l'on souhaite traiter. Aussi, nous avons utilisé quelques signaux simulés et réels d'odontocètes afin de voir quelles sont les valeurs appropriées dans le cadre de ce manuscrit. Devant les résultats obtenus, nous avons conclu que pour la reconstruction de l'espace des phases, les valeurs $\tau = 1$ et $m \in [10\,;\,18]$ donnaient des résultats en accord avec les préconisations trouvées dans la littérature. Nous avons également montré que le choix de la fonction calculant la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases, dépendait de la dynamique du signal et de l'application visée in fine, soit dans notre cas la détection, ou la localisation, ou la classification. Enfin, concernant le choix du seuil permettant de détecter les récurrences, nous avons présenté, sur ces mêmes données simulées et réelles, une approche empirique possible.

Afin de comprendre la signification de l'image binaire obtenue en toute fin de cette transformation RPA, nous avons interprété les *matrices de récurrences* représentant un bruit gaussien, un cosinus, et un chirp. Nous avons vu que selon la dynamique du signal, la vitesse des variations, ou encore sa nature stationnaire/non-sationnaire, l'image RPA présentait soit des récurrences isolées, soit des récurrences organisées en lignes diagonales, verticales ou horizontales. L'analyse visuelle de ces images pouvant se révéler difficile selon la complexité des signaux étudiés, nous avons évoqué l'existence de métriques permettant de quantifier le nombre de récurrences et leur organisation au sein de la carte.

Les deux prochains chapitres de ce manuscrit vont nous voir utiliser cette méthode RPA afin de proposer, dans le chapitre 4, un nouveau détecteur de transitoires, et dans le chapitre 5, une nouvelle méthode de calcul des différences des temps d'arrivée d'un même signal sur plusieurs capteurs, ainsi qu'un outil de reconnaissance de forme d'onde.

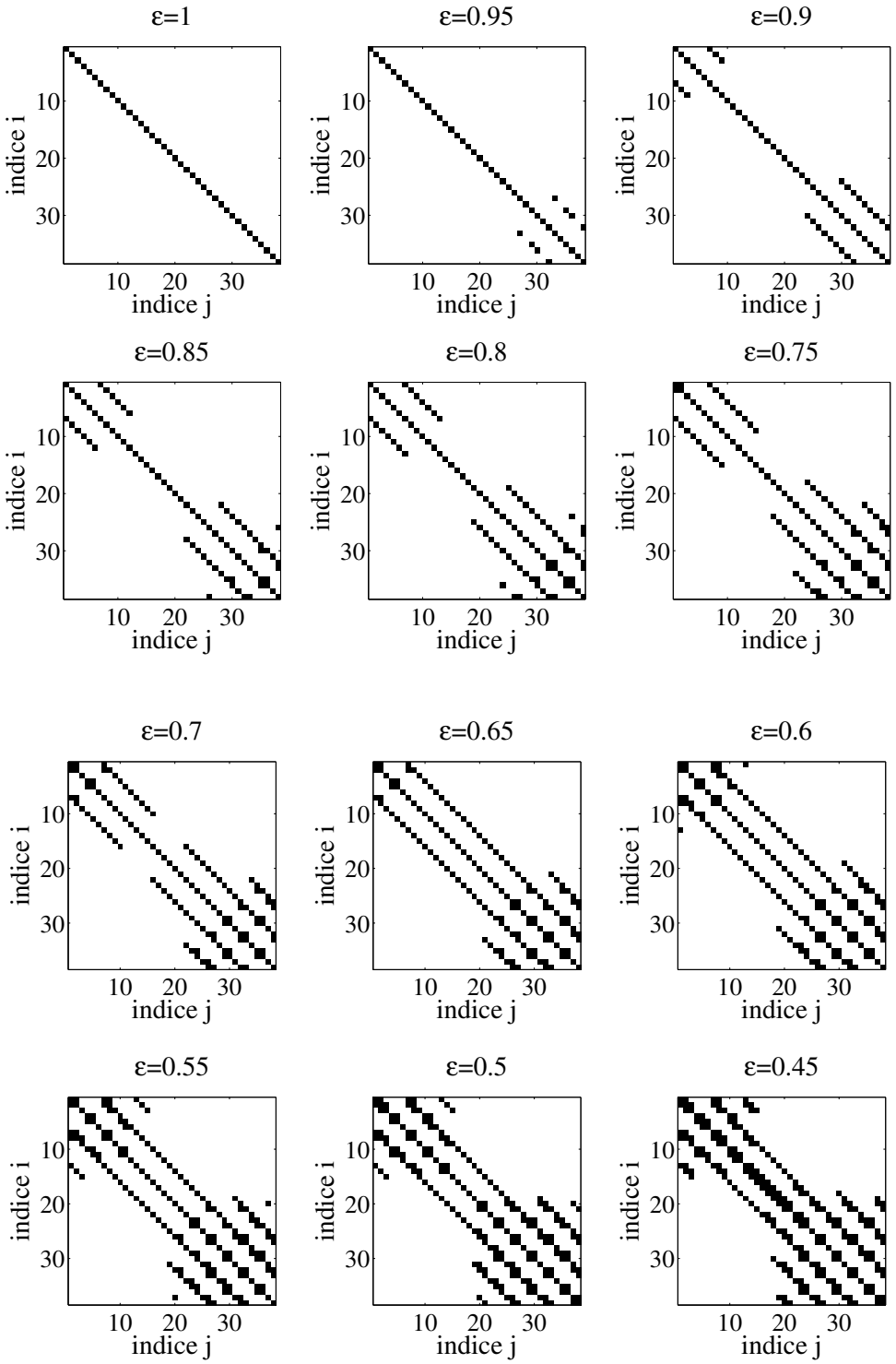

FIGURE 3.9 – *Matrice des récurrences* du clic simulé de la figure 3.5, en fonction de la valeur du seuil ε. Dans cet exemple, l'espace des phases a été reconstruit avec les paramètres $\tau = 1$ et $m = 14$. Nous voyons que le nombre de récurrences augmente à mesure que le seuil diminue.

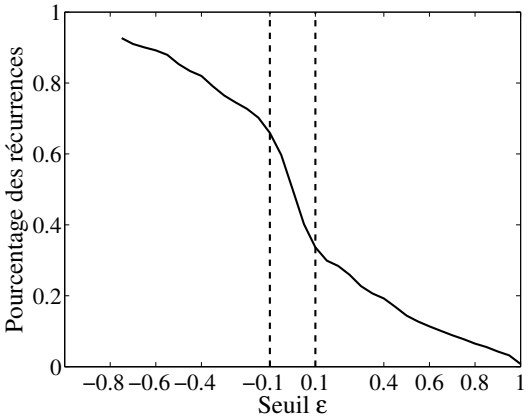

FIGURE 3.10 – Évolution du pourcentage de récurrences dans les images de la figure 3.9 en fonction du seuil ε.

Chapitre 4

Détection de transitoires par RPA

Sommaire

4.1 Introduction **91**
4.2 Détection de transitoires par RPA **93**
4.2.1 Vue d'ensemble de l'architecture 93
4.2.2 Modélisation des distributions dans le cas bruit seul 95
4.2.3 Divergence entre les distributions théoriques de la matrice des similarités bruit seul et celle d'un signal inconnu 100
4.3 Performances du détecteur **105**
4.3.1 Méthode 107
4.3.2 Détecteurs de référence 109
4.3.3 Résultats 113
4.4 Mise en oeuvre sur données réelles **119**
4.4.1 Résultats 121
4.5 Conclusion **127**

4.1 Introduction

Parmi les trois axes d'utilisation des systèmes PAM, à savoir la détection, la localisation et la classification, le premier est probablement le plus important, car il conditionne le bon fonctionnement des deux autres. C'est pourquoi, décider si une série de données contient un signal utile ou un bruit, a fait l'objet de nombreuses recherches. Le fait d'être en passif impliquant l'absence de connaissances a priori sur les formes d'ondes à détecter dans les signaux qui nous intéressent, ne permet pas d'utiliser des détecteurs de type filtrage adapté classiquement utilisés en actif. Aussi, les détecteurs les plus couramment utilisés en bioacoustique sont donc le détecteur d'énergie [Kay93], les moments d'ordres supérieurs (kurtosis) [Gervaise10] et l'opérateur de Teager-Kaiser [Kaiser90, Kaiser93, Kandia06, Kandia08].

Le chapitre 3 a donné lieu à la présentation d'une méthode d'analyse non-linéaire des signaux, permettant d'observer la présence de récurrences dans ceux-ci. Nous avons pu voir à travers des exemples synthétiques, que l'image obtenue à l'issue de cette analyse était très différente selon la nature aléatoire ou déterministe du signal. Il est donc naturel d'envisager l'utilisation du RPA pour détecter la présence ou l'absence de transitoires acoustiques dans les signaux enregistrés en mer. Étant une méthode récente, très peu de travaux présentent

des résultats purement axés sur cet aspect détection par le RPA. Les quelques références sur ce sujet, utilisent majoritairement les métriques RQA (présentées précédemment dans la section 3.2.5), pour discriminer les signaux qui ne contiennent que du bruit des signaux régis par des lois déterministes [Zbilut98b, Zbilut98a, Zbilut00, Rohde08, Aparicio08, Marwan09]. Les résultats obtenus à partir de ces métriques montrent que généralement le RPA a des performances supérieures au détecteur d'énergie, en particulier aux faibles rapports signal sur bruit.

Plutôt que de s'appuyer sur ces métriques pour détecter les transitoires acoustiques, nous proposons dans ce chapitre, une méthode utilisant, elle aussi, l'analyse des récurrences de phases, mais se limitant à l'utilisation de la *matrice des similarités*. Cette méthode consiste à étudier la distribution des coefficients de la *matrice des similarités* du signal mesuré, et à comparer celle-ci avec la distribution théorique attendue quand le signal correspond uniquement à du bruit, afin de décider si le signal mesuré est un bruit ou un transitoire. Cette approche présente plusieurs avantages comparativement à l'utilisation des RQA. En premier lieu, nous nous affranchissons du calcul de la *matrice des récurrences* et donc du choix d'un seuil de détection des récurrences, ce qui supprime un degré de liberté à notre méthode. De plus, comme nous allons le voir, il est possible de trouver des lois de probabilité connues qui modélisent parfaitement la distribution des coefficients de la *matrice des similarités* dans le cas bruit seul (ce qui n'est généralement pas le cas avec les métriques RQA).

Un tel détecteur a déjà été proposé dans la littérature [Michalowicz08]. Nous nous distinguons de ces travaux, par l'utilisation de fonctions de divergence statistique pour comparer les lois de probabilité théoriques et empiriques, en lieu et place du test du χ^2 plus traditionnellement utilisé. Nous justifions ce choix par le fait que le test du χ^2 génère bien plus de fausses alarmes qu'attendues en théorie. Nous avons pu faire ce constat au cours du développement de ce détecteur, et cette observation a également été rapportée dans d'autres travaux de recherche similaires [Michalowicz08]. L'hypothèse avancée pour expliquer un tel résultat, est que la *matrice des similarités* présente des redondances, qui vont à l'encontre de l'hypothèse d'indépendance des coefficients sur laquelle s'appuie le test du χ^2.

Dans notre étude, nous ne nous limitons pas à la seule utilisation de la norme euclidienne pour calculer la *matrice des similarités*, comme c'est le cas dans [Michalowicz08], et étudions les performances de ce détecteur lorsque le coefficient de corrélation de Pearson et le produit scalaire sont utilisés, ce qui n'a jamais été fait jusqu'à présent.

Ce chapitre se divise en trois parties. La première partie sera consacrée à la présentation de l'architecture du détecteur développé au cours de cette thèse. Après avoir présenté les étapes de la chaîne de traitement, nous détaillerons les deux points clefs de cette architecture. Le premier concernera la modélisation de la distribution des coefficients de la *matrice des similarités*, dans le cas où le signal mesuré est un bruit seul. Le second point clef concernera la notion de divergence statistique, fonction mathématique qui permet d'évaluer la ressemblance entre deux distributions. Cette divergence sera calculée entre la distribution modélisée dans le cas bruit seul et la distribution empirique d'une *matrice des similarités* donnée, afin de décider si le signal ayant produit cette matrice est un bruit ou un signal transitoire.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous évaluerons les performances de ce détecteur.

Pour cela, nous nous appuierons sur des simulations de Monte-Carlo, afin de calculer les courbes COR (Caractéristiques Opérationnelles du Récepteur) dans différentes conditions de rapport signal sur bruit et pour différentes durées du signal utile noyé dans le bruit. Les performances du détecteur proposé seront comparées à celles des détecteurs classiquement utilisés dans la littérature. Dans une optique de simplification, ces performances seront étudiées dans le cas où le signal transitoire à détecter est un cosinus de paramètres inconnus.

Enfin, dans la dernière partie de ce chapitre, nous validerons le bon fonctionnement de notre détecteur sur des signaux réels. Nous comparerons les résultats obtenus avec ceux d'un détecteur d'énergie classique, et nous discuterons des points forts et faibles de la méthode proposée dans un contexte applicatif.

4.2 Détection de transitoires par RPA

4.2.1 Vue d'ensemble de l'architecture

Le schéma bloc de la figure 4.1 montre les étapes menant de la mesure d'une série brute d'échantillons acoustiques, à la prise de décision quant à la présence ou l'absence d'un signal utile dans cette série. Ces étapes s'articulent comme suit. Le signal monodimensionnel *s(t)* que l'on souhaite soumettre au test de détection voit dans un premier temps sa trajectoire dans l'espace des phases être reconstruite par la méthode des délais, avec les paramètres τ et m. La distance entre toutes les paires de points de cet espace des phases est ensuite calculée avec la fonction *Sim(. , .)* choisie, donnant ainsi la *matrice des similarités*. La distribution des coefficients de cette matrice est ensuite calculée. Nous attendons de cette distribution qu'elle suive un certain modèle si le signal mesuré est un bruit, et qu'elle en suive un autre si le signal mesuré contient un signal déterministe. La distribution théorique que les coefficients de cette matrice devraient suivre, dans le cas où le signal mesuré est un bruit gaussien, est modélisée analytiquement (voir partie 4.2.2). Une fois ce modèle connu, nous le comparons à la distribution des coefficients de la *matrice des similarités* obtenue pour *s(t)*, et ainsi, constatons si cette distribution empirique est proche ou éloignée de la distribution attendue dans le cas d'un bruit gaussien. La comparaison des distributions se fait au moyen d'une fonction mathématique appelée *divergence statistique*. Le résultat de ce calcul de divergence donne un nombre positif $\mathcal{D}$, que nous comparons à un seuil de détection λ. Si la divergence est inférieure à ce seuil, cela signifie que les deux distributions théorique et empirique se ressemblent et que *s(t)* est un bruit gaussien. Dans le cas contraire, *s(t)* est considéré comme un signal utile.
Afin de choisir un seuil λ ayant une signification en terme de probabilité de fausse alarme, nous construisons par simulation de Monte-Carlo, la distribution des valeurs $\mathcal{D}$ prises par la fonction divergence sous l'hypothèse bruit seul.

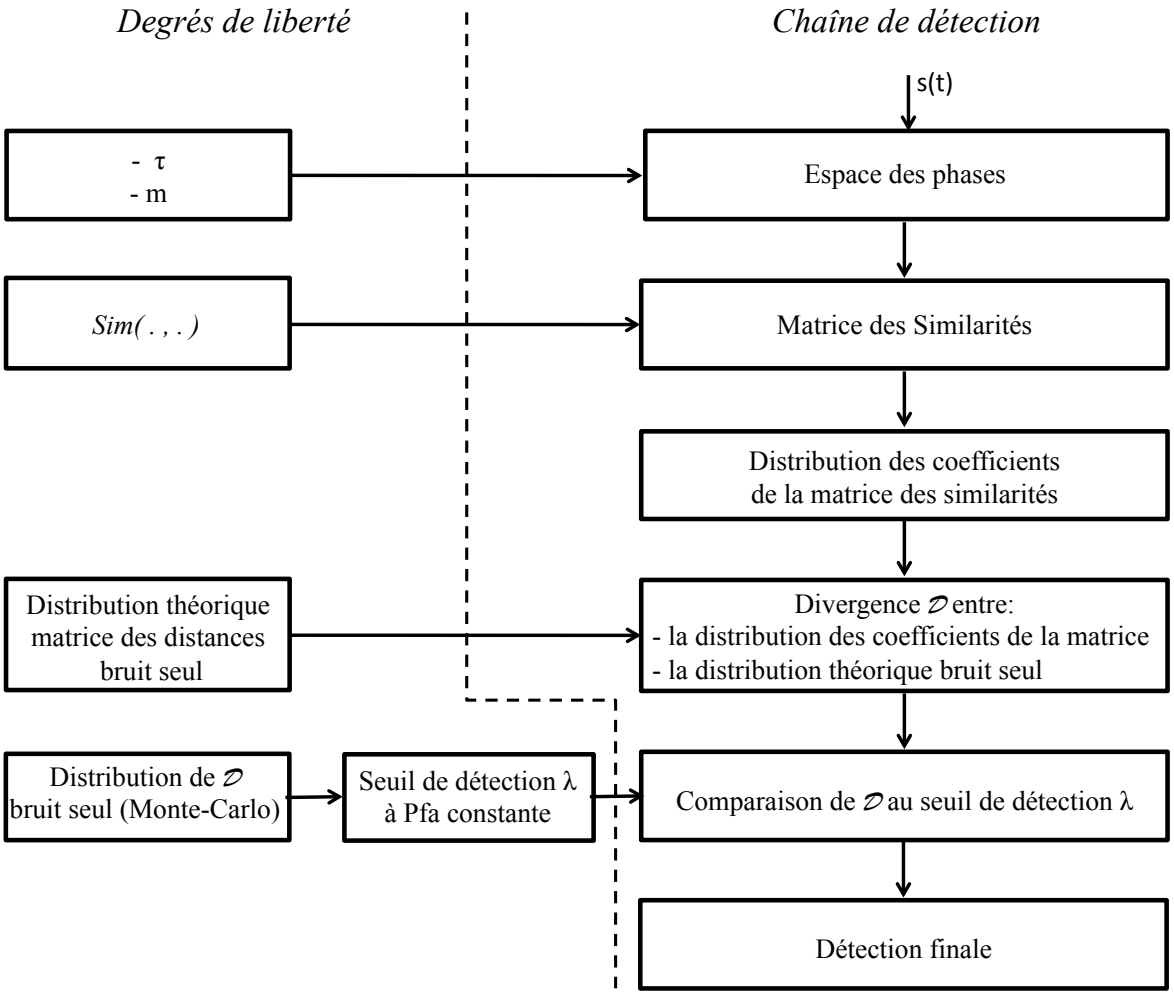

FIGURE 4.1 – Schéma bloc du détecteur de clic par analyse des récurrences de phase

4.2.2 Modélisation des distributions dans le cas bruit seul

4.2.2.1 Hypothèses

Sous l'hypothèse H_0 que la série d'échantillons mesurée $s(t)$ soit uniquement du bruit, nous allons considérer que les échantillons $s(t_1)$, $s(t_2)$, ..., $s(t_n)$ de cette série sont des variables aléatoires indépendantes identiquement distribuées, qui suivent une loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2. Cette hypothèse de bruit blanc gaussien est prise pour nous permettre de coller aux résultats fondamentaux du domaine des probabilités, et pouvoir ainsi trouver analytiquement les distributions suivies par les coefficients de la *matrice de similarité*. Dans notre étude, comme le bruit océanique n'est généralement pas blanc, nous discuterons des limites de cette hypothèses dans la section 4.4.

Dans le cadre de l'analyse des récurrences de phase, nous évaluons la ressemblance entre deux vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)} = [s(t_i),\ s(t_i+\tau),\ \dots,\ s(t_i+(m-1)\tau)]^T$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)} = [s(t_j),\ s(t_j+\tau),\ \dots,\ s(t_j+(m-1)\tau)]^T$, dont les composantes sont issues du signal mesuré. De fait, sous l'hypothèse H_0, $s(t_i)$, $s(t_i+\tau)$, ... , $s(t_i+(m-1)\tau)$ et $s(t_j)$, $s(t_j+\tau)$, ... , $s(t_j+(m-1)\tau)$ sont considérées comme étant des variables aléatoires indépendantes, qui suivent la même loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2.

À partir de ces hypothèses concernant la distribution des échantillons dans le cas d'une série d'échantillons de bruit seul, nous allons modéliser la distribution suivie par les coefficients de la *matrice des similarités*, lorsque la norme euclidienne, le coefficient de corrélation de Pearson et le produit scalaire sont utilisés, et décliner notre détecteur pour chacun des cas ci-dessus. Ce détecteur devra donc décider si la série d'échantillons répond à l'une ou l'autre des hypothèses suivantes :

— H_0 : $s(t)= b(t)$, où $b(t)$ est un bruit blanc gaussien ;
— H_1 : $s(t)= b(t) + s_{utile}(t)$, où $s_{utile}(t)$ est un signal déterministe inconnu.

4.2.2.2 Norme euclidienne

Nous rappelons que la norme euclidienne entre deux vecteurs de l'espace des phases est définie comme suit :

$$d_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^{m} \big(s_k(t_i) - s_k(t_j)\big)^2} \tag{4.1}$$

avec $s_k(t_i)$ et $s_k(t_j)$ respectivement la $k^{\text{ème}}$ composante des vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$.

D'après les hypothèses énoncées à la section 4.2.2.1, $s_k(t_i)$ et $s_k(t_j)$ sont des variables aléatoires indépendantes de loi normale, de moyenne nulle et de variance σ^2. Par conséquent, la variable définie par $y_k = s_k(t_i) - s_k(t_j)$ est également une variable aléatoire de loi normale, de moyenne nulle, et de variance $2\sigma^2$. De plus, les y_k sont indépendants entre eux, quelque soit $k \in [1, ..., m]$.

Par définition, si l'on prend m variables aléatoires indépendantes W_k, de loi normale, de

moyenne nulle et de variance σ_W^2, alors la variable définie par :

$$Z = \sqrt{\sum_{k=1}^{m} \left(\frac{W_k}{\sigma_W}\right)^2} \tag{4.2}$$

suit une loi du χ à m degrés de liberté.

Par analogie

$$\sqrt{\sum_{k=1}^{m} \frac{y_k^2}{2\sigma^2}} = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^{m} \left(s_k(t_i) - s_k(t_j)\right)^2}}{\sigma\sqrt{2}} = \frac{d_{i,j}}{\sigma\sqrt{2}} \tag{4.3}$$

suit une loi du χ à m degrés de liberté, de moyenne m et de variance $\sqrt{2m}$.

Afin de s'affranchir des racines carrées, on peut également montrer que :

$$\frac{d_{i,j}^2}{2\sigma^2} \tag{4.4}$$

suit une loi du χ^2 à m degrés de liberté, de moyenne m et de variance $2m$.

Pour vérifier la validité de cette modélisation, nous comparons sur la figure 4.2*a*, le modèle que nous venons d'obtenir analytiquement (courbe bleue) avec les résultats d'une simulation de Monte-Carlo réalisée sur 100.000 réalisations (courbe pointillée rouge), dans laquelle $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ sont tirés aléatoirement et suivent les hypothèses de la section 4.2.2.1. Ces courbes correspondent à une dimension de l'espace des phases m égale à 16. Nous constatons que les deux courbes se superposent parfaitement, validant ainsi le modèle analytique.

En conclusion, si la norme euclidienne est utilisée pour construire la *matrice des similarités* alors, en transformant les coefficients de cette dernière selon l'équation (4.4), les nouveaux coefficients obtenus, suivent sous l'hypothèse H_0 une loi du χ^2 à m degrés de liberté.

4.2.2.3 Coefficient de corrélation de Pearson

Le coefficient de corrélation de Pearson entre deux vecteurs de l'espace des phases est défini par :

$$d_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^{m} \left(s_k(t_i) - \overline{s_k(t_i)}\right)\left(s_k(t_j) - \overline{s_k(t_j)}\right)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{m} \left(s_k(t_i) - \overline{s_k(t_i)}\right)^2}\sqrt{\sum_{k=1}^{m} \left(s_k(t_j) - \overline{s_k(t_j)}\right)^2}} \tag{4.5}$$

où $s_k(t_i)$ et $s_k(t_j)$ sont respectivement la $k^{\text{ème}}$ composante des vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$, et où $\overline{s_k(t_i)}$ et $\overline{s_k(t_j)}$ sont respectivement les moyennes empiriques des m composantes des vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$.

D'après les hypothèses formulées dans la section 4.2.2.1, les variables $s_k(t_i)$ et $s_k(t_j)$ sont indépendantes quel que soit k. Cela implique que leur covariance est nulle et que la densité

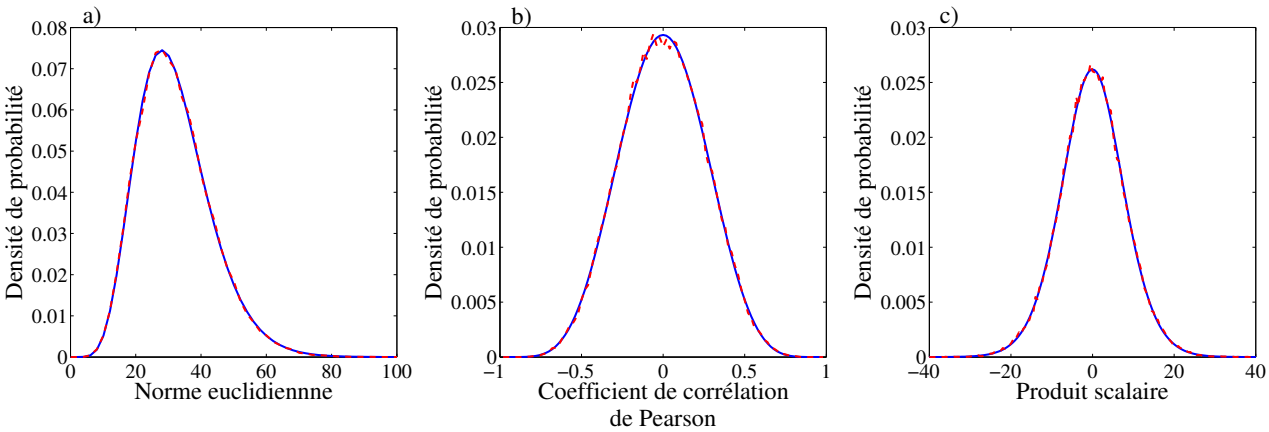

FIGURE 4.2 – Distribution des coefficients de la *matrice des similarités* sous l'hypothèse H_0, lorsque la fonction *Sim(. , .)* utilisée est : a) la norme euclidienne ; b) le coefficient de corrélation de Pearson ; c) le produit scalaire. Les courbes bleues représentent la distribution obtenue analytiquement. Les courbes pointillées rouges représentent la distribution obtenue par simulation de Monte-Carlo. Dans chacun des trois cas, les courbes bleues et rouges sont identiques.

de probabilité conjointe du couple $(s_k(t_i),\ s_k(t_j))$ est égale au produit de leur densité de probabilité respective :

$$f(s_k(t_i), s_k(t_j)) = f(s_k(t_i))f(s_k(t_j)) \tag{4.6}$$

Les variables $s_k(t_i)$ et $s_k(t_j)$ suivant une loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2, la probabilité conjointe d'un couple $(s_k(t_i),\ s_k(t_j))$ a donc pour expression :

$$\begin{aligned} f(s_k(t_i), s_k(t_j)) &= \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{s_k(t_i)^2}{2\sigma^2} \right) \times \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} exp\left(-\frac{s_k(t_j)^2}{2\sigma^2} \right) \\ &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(s_k(t_i)^2 + s_k(t_j)^2) \right) \end{aligned} \tag{4.7}$$

L'expression obtenue dans cette équation (4.7) a exactement la forme d'une loi normale bivariée de variables aléatoires indépendantes centrées. Il est possible de démontrer que pour des couples de données indépendantes issues d'une distribution normale bivariée, la distribution du coefficient de corrélation de Pearson, noté r, est définie par :

$$f(r) = \frac{1}{B\left(\frac{m-1}{2}, \frac{1}{2}\right)} (1 - r^2)^{\frac{m-4}{2}} \tag{4.8}$$

où $B(.\ ,\ .)$ est la fonction Béta et m est la dimension de l'espace des phases [Fisher15, Soper17, Kendall61].

Ce modèle est validé sur la figure 4.2*b*, qui compare l'expression analytique donnée par l'équation (4.8) (courbe bleue) avec les résultats d'une simulation de Monte-Carlo réalisée sur 100.000 réalisations (courbe pointillée rouge), dans laquelle $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ sont tirés

aléatoirement et suivent les hypothèse de la section 4.2.2.1. De nouveau, ces courbes correspondent à une dimension de l'espace des phases m égale à 16. Les deux courbes se superposent parfaitement, validant ainsi le modèle analytique.

En conclusion, lorsque le signal mesuré respecte les hypothèses formulées dans la partie 4.2.2.1, la distribution du coefficient de corrélation de Pearson a pour expression la fonction donnée par l'équation (4.8).

4.2.2.4 Produit scalaire

Le produit scalaire entre deux vecteurs de l'espace des phases est défini par :

$$d_{i,j} = \sum_{k=1}^{m} s_k(t_i) \times s_k(t_j) \tag{4.9}$$

où $s_k(t_i)$ et $s_k(t_j)$ sont respectivement la $k^{\text{ème}}$ composante des vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$.

Afin de nous affranchir du produit des deux variables aléatoires $s_k(t_i)$ et $s_k(t_j)$, et de nous ramener à des relations faisant intervenir des additions et des soustractions, plus simples à exploiter en probabilité, l'équation (4.9) est réécrite sous la forme :

$$d_{i,j} = \frac{1}{4}\left(\sum_{k=1}^{m} \Big(s_k(t_i) + s_k(t_j)\Big)^2 - \sum_{k=1}^{m} \Big(s_k(t_i) - s_k(t_j)\Big)^2 \right) \tag{4.10}$$

Cette nouvelle expression est plus intéressante pour la recherche de la distribution de $d_{i,j}$ sous H_0, car la distribution de chacune des deux sommes peut être trouvée de façon similaire à celle de la norme euclidienne de la section 4.2.2.2.

Dans le terme donné par $\sum_{k=1}^{m} \big(s_k(t_i) + s_k(t_j)\big)^2$, la variable aléatoire $y_k = s_k(t_i) + s_k(t_j)$ est la somme de deux variables normales indépendantes de moyenne nulle et de variance σ^2 (c.f. hypothèses de la section 4.2.2.1). Or, la somme de deux variables normales indépendantes suit également une loi normale. La distribution des y_k est donc une loi normale, de moyenne nulle et de variance $2\sigma^2$. De plus, si l'on prend m variables aléatoires indépendantes W_k, de loi normale, de moyenne nulle et de variance σ_W^2, alors la variable définie par :

$$Z = \sum_{k=1}^{m} \left(\frac{W_k}{\sigma_W}\right)^2 \tag{4.11}$$

suit une loi du χ^2 à m degrés de liberté.

Par similitude, la variable aléatoire $u_{i,j}$ définie par

$$u_{i,j} = \sum_{k=1}^{m} \frac{y_k^2}{2\sigma^2} = \sum_{k=1}^{m} \frac{\big(s_k(t_i) + s_k(t_j)\big)^2}{2\sigma^2} \tag{4.12}$$

suit donc une loi du χ^2 à m degrés de liberté.

De même, dans la seconde somme de l'équation (4.10), la variable aléatoire $y_k = s_k(t_i) - s_k(t_j)$ est la différence de deux variables normales indépendantes de moyenne nulle et de variance σ^2 (c.f. hypothèses de la section 4.2.2.1) La différence de deux variables normales indépendantes suit une loi normale. La distribution des y_k est donc une loi normale, de moyenne nulle et de variance $2\sigma^2$, et la variable aléatoire $v_{i,j}$ définie par :

$$v_{i,j} = \sum_{k=1}^{m} \frac{\big(s_k(t_i) - s_k(t_j)\big)^2}{2\sigma^2} \tag{4.13}$$

suit une loi du χ^2 à m degrés de liberté.

En combinant les équations (4.10), (4.12) et (4.13), nous obtenons alors la relation suivante :

$$\frac{2d_{i,j}}{\sigma^2} = u_{i,j} - v_{i,j} \tag{4.14}$$

Nous voyons dans cette équation (4.14), que le produit scalaire de deux vecteurs de l'espace des phases satisfaisant les hypothèses énoncées dans la section 4.2.2.1, suit, à un facteur de proportionnalité près, une distribution équivalente à la différence de deux variables aléatoires indépendantes de loi du χ^2.

Afin de trouver l'expression analytique de cette distribution, nous utilisons la fonction génératrice des moments de la loi du χ^2. En effet, si X_1, X_2, ..., X_n sont n variables aléatoires indépendantes (non nécessairement identiquement distribuées), et S_n est une variable aléatoire telle que :

$$S_n = \sum_{i=1}^{n} a_i X_i \tag{4.15}$$

avec $a_i \in \mathbb{R}$ une constante, alors la densité de probabilité de S_n est la convolution des densités de probabilité de chacune des variables aléatoires X_i, et sa fonction génératrice des moments est donnée par :

$$M_{S_n}(y) = M_{X_1}(a_1 y) \times M_{X_2}(a_2 y) \times ... \times M_{X_n}(a_n y) \tag{4.16}$$

où M_{X_i} est la fonction génératrice des moments associée à la distribution de la variable X_i.

Dans notre cas, S_n est la somme de deux variables aléatoires indépendantes $u_{i,j}$ et $v_{i,j}$ ayant pour coefficients respectifs $a_1 = 1$ et $a_2 = -1$. Ces deux variables suivent une loi du χ^2 à m degrés de liberté, dont la fonction génératrice des moments est :

$$M_X(y) = (1 - 2y)^{-\frac{m}{2}} \tag{4.17}$$

D'après la propriété que nous venons d'énoncer, la fonction génératrice des moments de la variable $u_{i,j} - v_{i,j}$ est donc :

$$\begin{aligned} M_{u_{i,j} - v_{i,j}}(y) &= M_{u_{i,j}}(y) M_{v_{i,j}}(-y) \\ &= (1 - 2y)^{-\frac{m}{2}} (1 + 2y)^{-\frac{m}{2}} \\ &= (1 - 4y^2)^{-\frac{m}{2}} \end{aligned} \tag{4.18}$$

La fonction génératrice des moments obtenue dans l'équation (4.18), a donc la même forme que celle d'une distribution Variance-Gamma, dont l'expression générale est :

$$M_{V.G.}(\lambda, \alpha, \beta, \mu, y) = e^{\mu y}\left[\frac{\alpha^2 - \beta^2}{\alpha^2 - (\beta + y)^2}\right]^{\lambda} \tag{4.19}$$

Les valeurs des paramètres de l'équation (4.19) permettant d'aboutir à l'équation (4.18) sont obtenues par identification. Nous trouvons ainsi :

— $\mu = 0$
— $\alpha = 1/2$
— $\beta = 0$
— $\lambda = m/2$

La densité de probabilité d'une distribution Variance-Gamma a pour expression générale :

$$f_Z(z) = \frac{(\alpha^2 - \beta^2)^{\lambda}|z - \mu|^{\lambda - \frac{1}{2}}}{\sqrt{\pi}\Gamma(\lambda)(2\alpha)^{\lambda - \frac{1}{2}}} K_{\lambda - \frac{1}{2}}\big(\alpha|z - \mu|\big)e^{\beta(x-\mu)} \tag{4.20}$$

avec Γ la fonction gamma et $K_\nu(x)$ la fonction de Bessel d'ordre 2 modifiée. En remplaçant μ, α, β et λ par les valeurs données précédemment, la densité de probabilité de $2d_{i,j}/\sigma^2$ est :

$$f_{(u_{i,j} - v_{i,j})}(z) = \frac{|z|^{\frac{m-1}{2}}}{2^m\sqrt{\pi}\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} K_{\frac{m-1}{2}}\left(\frac{|z|}{2}\right) \tag{4.21}$$

Cette densité de probabilité est continue en $z = 0$ pour $m > 1$, et

$$\lim_{z \to 0} f_{(u_{i,j} - v_{i,j})}(z) = \frac{1}{4\sqrt{\pi}} \frac{\Gamma\left(\frac{m-1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} \tag{4.22}$$

En conclusion, si le produit scalaire est utilisé pour construire la *matrice des similarités*, alors en transformant les coefficients $d_{i,j}$ de cette dernière selon la relation $2d_{i,j}/\sigma^2$, les nouveaux coefficients obtenus suivent, sous l'hypothèse H_0, la distribution donnée par les équations (4.21) et (4.22).

La distribution théorique suivie par $2d_{i,j}/\sigma^2$ est validée sur la figure 4.2*c*, qui compare l'expression donnée par l'équation (4.21) (courbe bleue) avec les résultats d'une simulation de Monte-Carlo réalisée sur 100.000 réalisations (courbe pointillée rouge), dans laquelle $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ et $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ sont tirés aléatoirement et suivent les hypothèses de la section 4.2.2.1, et la dimension de l'espace des phases m est égale à 16. Les deux courbes se superposent parfaitement, validant ainsi le modèle analytique.

4.2.3 Divergence entre les distributions théoriques de la matrice des similarités bruit seul et celle d'un signal inconnu

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons trouvé les distributions théoriques suivies par les coefficients de la *matrice des similarités*, en fonction du type de distance utilisé,

et ce, lorsque le signal mesuré est un bruit gaussien. La seconde étape importante de notre détecteur est la comparaison de cette distribution théorique avec la distribution empirique des coefficients de la *matrice des similarités* du signal soumis au test de détection. Ce type de comparaison est généralement appelé test d'ajustement ou *goodness of fit test* en anglais.

4.2.3.1 Tests d'ajustement : État de l'art

Les méthodes permettant d'effectuer un test d'ajustement entre la distribution d'un échantillon observé et la distribution théorique sont nombreuses et peuvent se répartir en trois principaux groupes [Evren12].

Dans le premier groupe, le test d'ajustement se fait entre la fonction de répartition empirique et la fonction de répartition théorique. Les méthodes les plus connues utilisant cette approche sont le test de Kolmogorov-Smirnov et le critère de Cramér–von Mises.

Dans le second groupe, le test d'ajustement est réalisé entre la densité de probabilité empirique et la densité de probabilité théorique. Les méthodes classiques de ce groupe sont le test du χ^2 et le rapport de vraisemblance. Le nombre de fonctions que l'on peut trouver dans la littérature pour comparer deux densités de probabilité est considérable [Deza09, Cha07]. Cependant, il semble qu'un grand nombre d'entre elles soient corrélées et fournissent des résultats équivalents [Cha07, Evren12].

Enfin, la troisième catégorie de tests d'ajustement est basée sur une approche *"théorie de l'information"* et sur le calcul de différence d'entropie entre les densités de probabilité empirique et théorique. Cette approche a été initiée par [Shannon48], avant d'être reprise par [Kullback51]. Par la suite, de nombreuses expressions mathématiques ont été proposées pour comparer deux distributions avec une approche *théorie de l'information* [Basseville89, Deza09, Basseville13]. Elles ont généralement un lien avec une fonction d'entropie associée, comme c'est le cas par exemple pour la divergence de Kullback-Leibler qui est liée à l'entropie de Shannon, ou la divergence de Rényi qui est issue de l'entropie du même nom. La réalisation de tests statistiques basés sur l'entropie et les divergences, notamment dans un contexte d'estimation des paramètres des distributions, connait un fort intérêt de la part des statisticiens [Salicrú94, Morales95, Menéndez98, Broniatowski09, Basseville13].

Lors de la mise au point de ce détecteur de transitoires, nous avons noté que sous l'hypothèse H_0, l'utilisation du classique test du χ^2 générait un nombre de fausses alarmes bien plus grand que ce qui était attendu. Sous cette hypothèse H_0, les valeurs du χ^2 observées étaient nettement supérieures au seuil de détection χ^2_{seuil} fixé, et ne suivaient pas la distribution du χ^2. Cette constatation a été faite pour la norme euclidienne, le coefficient de corrélation de Pearson et le produit scalaire. Un résultat similaire a également été relevé dans les travaux de Michalowicz [Michalowicz08]. Une cause probable de ce résultat est la présence de redondances dans la *matrice des similarités*, dont les coefficients ne suivent plus la condition d'indépendance nécessaire au bon fonctionnement d'un test du χ^2.

Par conséquent, nous avons décidé de ne pas utiliser les tests statistiques classiques. À la place, nous construisons par simulation de Monte-Carlo, la distribution des valeurs prises par la

divergence entre les densités de probabilité théorique et empirique des coefficients de la *matrice des similarités*, lorsque le signal généré est un bruit gaussien. Une fois cette distribution des divergences connue dans le cas bruit seul, nous sommes capables de fixer un seuil de détection qui nous assure une probabilité de fausse alarme constante.

4.2.3.2 Notion de divergence

D'un point de vu mathématique, les notions de distance, métrique et divergence sont différentes, bien qu'elles aient toutes les trois pour objectif de quantifier une certaine ressemblance entre deux objets, ou dans notre cas, entre deux distributions. Nous rappelons ici les propriétés mathématiques propres à chacune de ces notions [Deza09].

Distance : Une distance sur un ensemble X, est une fonction $d : X \times X \mapsto \mathbb{R}$, si pour tout $x,\ y \in X$, elle répond aux conditions suivantes :
- $d(x,\ y) \geq 0$ (non-négatif)
- $d(x,\ y) =$ d(y, x) (symétrie)
- $d(x,\ x) = 0$ (relation réflexive)

Métrique : Une métrique sur un ensemble X, est une fonction $d : X \times X \mapsto \mathbb{R}$, si pour tout $x,\ y \in X$, elle répond aux conditions suivantes :
- $d(x,\ y) \geq 0$ (non-négatif)
- $d(x,\ y) = 0 \Longleftrightarrow$ x=y (identité indiscernable)
- $d(x,\ y) =$ d(y, x) (symétrie)
- $d(x,\ y) \leq$ d(x, z) + d(z, y) (inégalité triangulaire)

Divergence : Une divergence sur un ensemble X, est une fonction $d : X \times X \mapsto \mathbb{R}$, si pour tout $x,\ y \in X$, elle répond aux conditions suivantes :
- $d(x,\ y) \geq 0$ (non-négatif)
- $d(x,\ y) = 0 \Longleftrightarrow$ x=y (identité indiscernable)

Les divergences ne satisfont généralement pas l'inégalité triangulaire. En revanche, certaines d'entre elles sont symétriques.

Dans ce manuscrit, les fonctions que nous avons étudiées pour quantifier la ressemblance entre les densités de probabilité théorique et empirique, appartiennent à la catégorie des divergences. Cette catégorie contient un très grand nombre de fonctions mathématiques, réparties selon leurs propriétés, en différentes classes. Parmi les classes de divergence les plus connues, on peut citer les divergences de Csiszár-Morimoto également connues sous le nom de f-divergence, les divergences de Bergman, les α-divergence, β-divergence et γ-divergence. Une bibliographie complète des fonctions appartenant à ces différentes classes, et de leurs propriétés respectives, peut être trouvée dans [Basseville89, Cichocki10, Basseville13].

Devant ce grand nombre de divergences existant dans la littérature, nous avons été confrontés au problème du choix de la fonction divergence la mieux adaptée à notre problème de

détection, c'est-à-dire, celle qui nous donnerait le meilleur gain de traitement. Une question sous-jacente à ce problème était également de savoir si la divergence qui donnerait les meilleurs résultats lorsque la norme euclidienne est utilisée pour calculer la *matrice des similarités*, donnerait également les meilleurs résultats avec le coefficient de corrélation de Pearson ou le produit scalaire.

Divers aspects peuvent être pris en compte pour justifier le choix d'une divergence par rapport à une autre, par exemple l'application visée (clustering, estimation robuste de paramètres), la sensibilité au bruit, la présence de valeurs aberrantes [Cichocki10], le coût calculatoire [Sugiyama13]. Une autre règle serait de choisir la divergence dont la fonction d'entropie à laquelle elle est liée a pour maximisante la distribution que l'on étudie (communication personelle S.Zozor, O. Michel). N'ayant pu confirmer cette dernière information de façon théorique, nous avons opté pour une approche empirique, consistant à étudier les performances de notre détecteur pour un certain nombre de divergences, et à comparer les résultats obtenus, pour identifier la divergence donnant les meilleurs résultats. Afin de réduire le nombre de divergences à tester, nous nous sommes focalisés sur les plus citées dans la littérature, sans pour autant être sûrs, qu'elles soient optimales à notre problème de détection.

La première divergence testée, et aussi la plus utilisée dans la littérature, est la divergence de Kullback-Leibler, dont l'expression est donnée par :

$$D_{KL}(p||q) = \int p(x) ln\left(\frac{p(x)}{q(x)}\right) \tag{4.23}$$

où *p(x)* et *q(x)* sont les deux densités de probabilité que l'on veut comparer.

La seconde divergence utilisée est celle de Hellinger et est définie comme suit :

$$D_H(p||q) = \sqrt{\frac{1}{2}\int \left(\sqrt{p(x)} - \sqrt{q(x)}\right)^2} \tag{4.24}$$

Ces deux divergences appartiennent à la classe des divergences de Csiszár-Morimoto.

Une autre divergence que nous avons testée, est celle de Jensen-Shannon, définie comme suit :

$$D_{JS}(p||q) = \beta D_{KL}\Big(p||\big(\beta p + (1-\beta)q\big)\Big) + \beta D_{KL}\Big(q||\big(\beta p + (1-\beta)q\big)\Big) \tag{4.25}$$

où $D_{KL}(.||.)$ est la divergence de Kullback-Leibler donnée par l'équation (4.23), et $\beta \in [0,\ 1]$. Dans notre cas, les simulations ont été faites avec $\beta = 0.5$ (choix arbitraire). Cette divergence est donc une version symétrisée et lissée de la divergence de Kullback-Leibler.

La divergence de Rényi, qui est une généralisation de la divergence de Kullback-Leibler, a été testée dans le cas où le coefficient de corrélation de Pearson est utilisé pour calculer la *matrice des similarités*. La raison de l'utilisation de cette divergence dans ce cas précis, est justifiée par le fait que la distribution théorique bruit seul trouvée pour le coefficient de corrélation de Pearson, fait partie de la famille des distributions de Pearson type II, dont l'expression générale est donnée par :

$$g(r) = y_0(1 - \frac{r^2}{a^2})^m \tag{4.26}$$

Or, il a été démontré que sous contrainte de covariance, les distributions de Pearson type II maximisent l'entropie de Rényi [Costa03, Zografos99]. L'utilisation d'une telle divergence se trouve ainsi justifiée. La divergence de Rényi a pour expression :

$$D_\alpha(p||q) = \frac{1}{\alpha - 1} log\Big(\int p^\alpha q^{1-\alpha} \Big) \tag{4.27}$$

Pour certaines valeurs particulières de α, la divergence de Rényi se retrouve directement liée à d'autres divergences. Par exemple, quand α tend vers 1, la divergence de Rényi devient la divergence de Kullback-Leibler, quand $\alpha = 1/2$, elle peut s'exprimer en fonction de la divergence de Hellinger donnée précédemment. D'après les travaux de [Costa03], la valeur de α optimale, c'est-à-dire celle pour laquelle la distribution du coefficient de corrélation est la distribution maximisante de l'entropie de Rényi, est donnée par la relation :

$$\alpha = \frac{m-2}{m-4} \tag{4.28}$$

où m est la dimension de notre espace des phases. Pour les valeurs de m envisagées dans le cadre de la détection des impulsions acoustiques sous marines, i.e. entre 10 et 18, les valeurs de α vont respectivement de 1.33 à 1.14. Ces valeurs de α étant proches de 1, les résultats obtenus avec cette divergence devraient être proches de ceux obtenus avec la divergence de Kullback-Leibler.

4.2.3.3 Distribution des divergences bruit seul

Comme nous l'avons dit précédemment, la distribution des valeurs des divergences sous l'hypothèse H_0 est obtenue par simulation de Monte-Carlo. Pour cela, nous avons généré un signal aléatoire de loi normale, de moyenne nulle et de variance unitaire et suivi les quatre premières étapes de la chaine de détection décrites dans le schéma bloc de la figure 4.1. Après avoir passé le signal dans un espace des phases de dimension $m = 16$ et $\tau = 1$ (voir les sections 3.2.2 et 3.4.1 pour la justification du choix de m), nous avons construit la *matrice des similarités*, puis calculé la distribution des coefficients de celle-ci. Enfin, nous avons calculé la divergence entre cette distribution empirique et la distribution théorique attendue sous l'hypothèse H_0. Cette procédure a été répétée 50.000 fois, afin d'obtenir 50.000 valeurs de divergence, et pouvoir ainsi calculer la distribution de celle-ci sous l'hypothèse H_0. La durée L du bruit généré a été choisie égale à 100 échantillons. Ce choix de longueur de signal est justifié par deux raisons :

- Tout d'abord, dans le cadre de la détection et de l'analyse des impulsions acoustiques sous-marines, nous avons vu dans le tableau du chapitre 1, que la durée des impulsions allait de 12 μs à 260 μs pour les petits odontocètes (marsouins, grands dauphins, bélugas), et de 200 μs à 1000 μs pour les grands odontocètes (baleines à bec, cachalots). Si la fréquence d'échantillonnage utilisée par le système PAM est égale à 300 kHz, ce qui sera le cas dans la plupart des signaux réels du chapitre 5, les formes d'ondes des clics seront majoritairement représentées par des séries d'échantillons de 15 à 100 éléments. Une fenêtre d'analyse de 100 échantillons pour effectuer le test d'ajustement et décider de la présence ou de l'absence d'un clic est donc appropriée, car elle permet d'englober totalement la forme d'onde du clic.

- La seconde raison justifiant le choix de L, vient du temps de calcul pour effectuer la construction de la *matrice des similarités*. En effet, si la dimension de l'espace des phases est m et le délai $\tau = 1$, alors la *matrice des similarités* contient $(L-m+1)^2$ coefficients. La norme euclidienne, le coefficient de corrélation de Pearson et le produit scalaire étant des fonctions symétriques, on peut se contenter de ne calculer que la moitié des coefficients de la *matrice des similarités*, en l'occurrence ceux situés au-dessus de la diagonale principale (décision arbitraire car nous aurions pu prendre la partie au-dessous), pour obtenir leur distribution. L'utilisation de l'autre moitié ne ferait que doubler la fréquence d'apparition de chaque coefficient, sans changer leur distribution. De plus, les coefficients de la diagonale principale doivent être ignorés, car ils correspondent à la comparaison du vecteur $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ avec lui même, ce qui biaiserait les résultats. Le nombre de coefficients qu'il faut calculer pour obtenir leur distribution est donc $(L-m+1)(L-m)/2$.

Si par exemple, on choisit de reconstruire le signal dans un espace de dimension $m = 16$, alors pour $L = 100$, le nombre de coefficients calculés est 3570. Si $L = 200$, le nombre de coefficients est 17020, soit plus de 4.5 fois plus, et si $L = 300$, le nombre de coefficients est 40470, soit plus de 11 fois plus. Une telle augmentation de la longueur du signal a donc des répercussions importantes sur le nombre d'opérations à effectuer, qui varie asymptotiquement en $L^2/2$ et donc sur le temps de calcul.

Quoi qu'il en soit, les résultats de ces simulations de Monte-Carlo sont présentés sur la figure 4.3 avec les trois configurations suivantes :

a. *Matrice des similarités* calculée avec la norme euclidienne et comparaison des distributions empirique et théorique par la divergence de Kullback-Leibler ;
b. *Matrice des similarités* calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson et comparaison des distributions empirique et théorique par la divergence de Rényi.
c. *Matrice des similarités* calculée avec le produit scalaire et comparaison des distributions empirique et théorique par la divergence de Kullback-Leibler.

Le choix de ne montrer que les distributions des divergences obtenues dans ces trois configurations est justifié par l'analyse des performances que nous avons effectuée, et dont les résultats seront présentés ultérieurement dans la partie 4.3.3.1.

Sur la figure 4.3, les figures du haut montrent la distribution de la divergence dans ces trois configurations, et les figures du bas montrent comment évolue la probabilité de fausse alarme en fonction de la position du seuil de détection. La connaissance de ces distributions sous l'hypothèse H_0 va nous servir dans la partie suivante pour étudier les performances du détecteur. Les courbes donnant la probabilité de fausse alarme en fonction du seuil de détection choisi seront utiles dans le cadre de la mise en oeuvre de ce détecteur dans un contexte applicatif.

4.3 Performances du détecteur

Dans cette partie, nous allons évaluer les performances de ce détecteur et construire ses courbes COR, lorsque le signal transitoire à détecter est un cosinus pur. Dans un premier

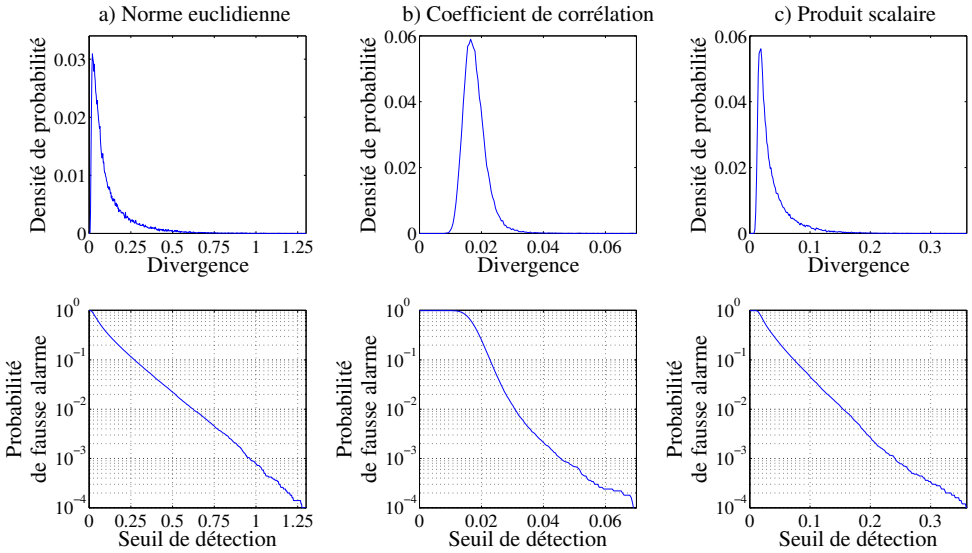

FIGURE 4.3 – Résultat des 50.000 réalisations de la simulation de Monte-Carlo sous l'hypothèse H_0. Les figures du haut montrent la densité de probabilité de la divergence. Les figures du bas montrent l'évolution de la probabilité de fausse alarme en fonction de la position du seuil de détection. a) Distribution de la divergence de Kullback-Leibler lorsque la norme euclidienne est utilisée pour calculer les coefficients de la *matrice des similarités*. b) Distribution de la divergence de Rényi lorsque le coefficient de corrélation de Pearson est utilisé pour calculer les coefficients de la *matrice des similarités*. c) Distribution de la divergence de Kullback-Leibler lorsque le produit scalaire est utilisé pour calculer les coefficients de la *matrice des similarités*.

temps, nous allons présenter la méthode mise en oeuvre et les caractéristiques des signaux générés pour effectuer cette étude de performance. Nous rappellerons ensuite brièvement les lois suivies sous H_0 et sous H_1 par quelques détecteurs usuels de la littérature (détecteur d'énergie, périodogramme, filtrage adapté). Ces derniers serviront de référence pour évaluer les performances du détecteur que nous proposons. Et enfin, nous présenterons en trois points, les résultats de cette étude des performances.

À chacun de ces points, est associé une question relative aux performances du détecteur. Les trois questions auxquelles nous répondrons sont les suivantes :

— Quelle est, pour chacune des fonctions *Sim(. , .)* utilisées, la divergence donnant les meilleurs résultats en terme de détection ?
— Quel est le couple (*Sim(. , .)*, $D_X(.||.)$) donnant globalement les meilleurs résultats ?
— Comment se positionne le meilleur détecteur basé sur le RPA, vis-à-vis des trois détecteurs de référence ?

4.3.1 Méthode

Le contexte de monitorage par acoustique passive dans lequel nous nous plaçons, fait que les signaux transitoires que nous cherchons à détecter ont une forme, une durée et une amplitude inconnues. Aussi, si l'on construit la *matrice des similarités* pour un signal mesuré d'une durée de 100 échantillons, nous ne savons pas à l'avance si le signal utile à détecter parmi ceux-ci, aura une durée de 10, 30 ou 50 échantillons. Nous ne savons pas non plus quel sera le rapport signal sur bruit (RSB) de ces échantillons utiles par rapport aux échantillons de bruit situés avant et après. Pour ces raisons, nous allons tester les performances de notre détecteur de transitoires, lorsque celui-ci est confronté à différentes valeurs de durée et de RSB du signal utile à détecter.

Dans un souci de simplification, nous avons décidé de modéliser le signal transitoire par un cosinus. La distribution des divergences sous l'hypothèse H_0 ayant été obtenue pour des bruits d'une durée de 100 échantillons, nous allons continuer à utiliser des signaux de cette durée dans les simulations de l'hypothèse H_1 qui suivent. Nous allons donc ajouter à un bruit d'une durée de 100 échantillons, un cosinus, dont la durée notée T, sera successivement égale à 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 60, 70, 80 et 100 échantillons (Fig 4.4), la période d'apparition des N échantillons au sein de 100 étant choisie aléatoirement et supposée inconnue. Ainsi, nous pourrons dire que le cosinus est présent 10 % du temps, 15 % du temps, etc.

Pour chacun des pourcentages de présence du signal cosinus, nous allons également simuler plusieurs valeurs de RSB allant de - $5dB$ à + $6dB$. Nous rappelons que dans le cas d'un signal cosinus d'amplitude A mélangé à un bruit gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2, le RSB est égal à $A^2/2\sigma^2$, ou exprimé en dB, égal à $10log_{10}\big(A^2/2\sigma^2\big)$. Dans la pratique, nous avons conservé la variance du bruit égale à 1 dans toutes nos simulations, et fait varier l'amplitude A du cosinus, de manière à obtenir le RSB désiré.

Finalement, le signal mesuré sous l'hypothèse H_1, peut s'écrire sous la forme

$$m(t) = b(t) + Acos(2\pi f_0 t + \phi)rect_T(t) \tag{4.29}$$

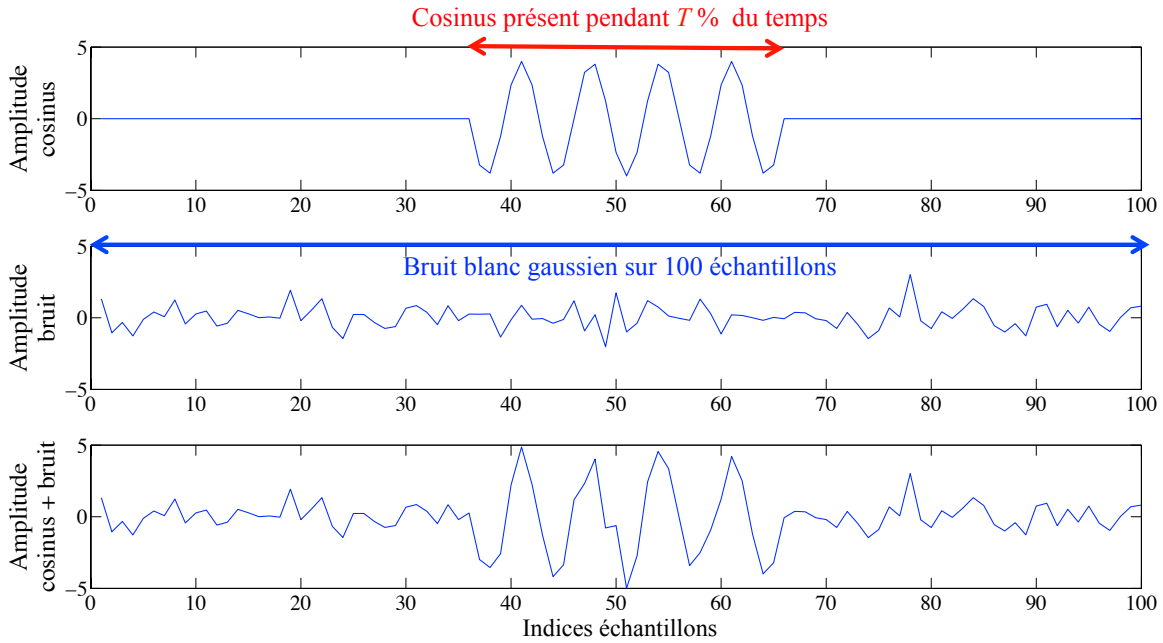

FIGURE 4.4 – Sous l'hypothèse H_1, un cosinus de durée T échantillons, $T \in \{10,\ 15,\ 20, ...,\ 80,\ 100\}$ et d'amplitude A est additionné à un bruit d'une durée de 100 échantillons, qui suit une loi normale de moyenne nulle et de variance 1.

avec *b(t)* un bruit gaussien de moyenne nulle et de variance $\sigma^2 = 1$, $rect_T(t)$ une fenêtre rectangulaire donnant la durée T du cosinus à détecter, A l'amplitude du cosinus à détecter, f_0 sa fréquence et ϕ sa phase.

Une fois le cosinus bruité obtenu, nous suivons exactement les quatre premières étapes décrites dans le schéma bloc de la figure 4.1, à savoir, passage du signal dans l'espace des phases, puis construction de la *matrice des similarités*, calcul de la distribution des coefficients de cette matrice, et enfin, calcul de la divergence entre cette distribution et la distribution théorique attendue sous l'hypothèse H_0. Pour chaque couple (RSB, T), ces étapes sont répétées 50.000 fois, permettant ainsi d'obtenir la distribution des valeurs de divergence sous l'hypothèse H_1.

Dans chacune de ces 50.000 expériences, la fréquence du cosinus est tirée aléatoirement entre 1 et 9 kHz, selon une loi uniforme. La fréquence d'échantillonnage est égale à 20 kHz. Les valeurs des fréquences utilisées dans ces simulations sont cohérentes, à un facteur d'échelle près (d'environ 1/10), à celles des impulsions acoustiques que nous cherchons à détecter et avec les fréquences d'échantillonnage utilisées classiquement dans les systèmes PAM.

L'ensemble des simulations de Monte-Carlo réalisées dans la partie précédente sous l'hypothèse H_0, et dans cette partie sous l'hypothèse H_1, nous permet donc d'obtenir les distributions des valeurs des divergences pour ces deux hypothèses, et de construire les courbes COR du détecteur en fonction des paramètres du cosinus, donnés par le couple (RSB, T).

4.3.2 Détecteurs de référence

Les courbes COR obtenues avec le détecteur proposé dans ce chapitre, vont être comparées à celles de trois détecteurs usuels. Ces trois détecteurs de référence, ont des niveaux variés de connaissances a priori concernant le type de signal à détecter.

4.3.2.1 Détection d'un cosinus de fréquence, amplitude et phase connues, et de durée inconnue, dans un bruit blanc gaussien

Le premier détecteur de référence est celui qui se rapproche le plus du *filtrage adapté*, dans le sens où la fréquence, l'amplitude et la phase du signal à détecter seront supposées connues. En revanche, la durée du signal à détecter et son temps d'arrivée sont inconnus. Ce détecteur va donc considérer que le signal à détecter est présent sur toute la durée de l'observation, alors qu'en réalité il ne sera présent que 10 % du temps, 15 % du temps, 20 % du temps, etc.

Les deux hypothèses possibles que le détecteur peut rencontrer sont les suivantes :
- $H_0 : m(t) = b(t)$ où b(t) suit une loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2 ;
- $H_1 : m(t) = b(t) + Acos(2\pi f_0 t + \phi)rect_T(t)$, avec $rect_T(t)$ une fenêtre rectangulaire donnant la durée T du cosinus à détecter.

Le test de détection est réalisé sur la variable aléatoire g définie comme suit :

$$g = \sum_{i=1}^{L} m(t_i) \times Acos(2\pi f_0 t_i + \phi) \tag{4.30}$$

où L est la durée du signal $m(t)$ observé. Dans notre cas, pour être cohérent avec les simulations de Monte-Carlo réalisées dans la partie précédente, le signal observé dure $L = 100$ échantillons.

Sous l'hypothèse H_0, la valeur de g est donc donnée par :

$$g = \sum_{i=1}^{L} b(t_i) \times Acos(2\pi f_0 t_i + \phi) \tag{4.31}$$

Sous l'hypothèse H_1, g est donnée par :

$$g = \sum_{i=1}^{L} \Big(b(t_i) + Acos(2\pi f_0 t_i + \phi) rect_T(t_i) \Big) \times Acos(2\pi f_0 t_i + \phi) \tag{4.32}$$

Comme *b(t)* suit une loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2, on peut facilement démontrer, que sous l'hypothèse H_0, la variable aléatoire g suit une loi normale de moyenne nulle et de variance $L\sigma^2 A^2/2$. Sous l'hypothèse H_1, elle suit une loi normale de moyenne $TA^2/2$, où T est la durée réelle du cosinus que l'on veut détecter, et de variance $L\sigma^2 A^2/2$ [Kay93].

Le gain de traitement de ce détecteur est donné par T^2/L. Nous voyons que pour ce détecteur, plus T est petit, moins les distributions sous H_0 et sous H_1 sont séparées, et donc moins le gain de traitement est élevé. Dans le cas où $T = L$, on se retrouve dans le cas du détecteur optimal obtenu par filtrage adapté.

4.3.2.2 Détection d'un cosinus de fréquence connue, d'amplitude, de phase et de durée inconnues, dans un bruit blanc gaussien

Le second détecteur pris comme référence pour la comparaison des performances avec le détecteur proposé dans ce chapitre, possède un peu moins de connaissances que précédemment concernant le signal utile à détecter. Pour ce détecteur, nous supposons connaître la forme du signal à détecter, en l'occurrence un cosinus, et sa fréquence f_0. En revanche son amplitude, sa phase, sa durée et son temps d'arrivée sont inconnus [Kay93]. Comme pour le premier détecteur de référence, ce deuxième détecteur va considérer que le signal à détecter est présent sur toute la durée de l'observation, alors qu'en réalité il ne sera présent que 10 % du temps, 15 % du temps, 20 % du temps, etc. Les caractéristiques du signal mesuré *m(t)* sous les hypothèses H_0 et H_1 restent identiques à celles énoncées pour le détecteur précédent.

Le test de détection est effectué sur la variable aléatoire g définie par la relation suivante :

$$g = \frac{1}{L}\left[\sum_{i=1}^{L} m(t_i) cos(2\pi f_0 t_i)\right]^2 + \frac{1}{L}\left[\sum_{i=1}^{L} m(t_i) sin(2\pi f_0 t_i)\right]^2 \tag{4.33}$$

Sous l'hypothèse H_0, le signal mesuré est un bruit blanc gaussien *b(t)* et la variable g est donnée par

$$g = \frac{1}{L}\left[\sum_{i=1}^{L} b(t_i)cos(2\pi f_0 t_i)\right]^2 + \frac{1}{L}\left[\sum_{i=1}^{L} b(t_i)sin(2\pi f_0 t_i)\right]^2 \tag{4.34}$$

Comme *b(t)* suit une loi normale de moyenne nulle et de variance σ^2, on peut démontrer que les termes $\frac{1}{\sqrt{L}}\left[\sum_{i=1}^{L} b(t_i)cos(2\pi f_0 t_i)\right]$ et $\frac{1}{\sqrt{L}}\left[\sum_{i=1}^{L} b(t_i)sin(2\pi f_0 t_i)\right]$ suivent chacun une loi normale de moyenne nulle et de variance $\sigma^2/2$. En multipliant ces deux termes par le coefficient $\sqrt{2}/\sigma$, la loi normale suivie par chacun d'eux est alors réduite, et leur variance devient égale à 1. Par conséquent, la variable aléatoire définie par :

$$h = \frac{2g}{\sigma^2} \tag{4.35}$$

est la somme du carré de deux variables aléatoires indépendantes, qui suivent chacune une loi normale de moyenne nulle et de variance égale à 1. Par définition, une telle variable h suit donc une loi du χ^2 à 2 degrés de liberté.

Sous l'hypothèse H_1, la variable aléatoire g est définie par :

$$\begin{aligned} g = &\frac{1}{L}\left[\sum_{i=1}^{L}\Big(b(t_i) + Acos(2\pi f_0 t_i + \phi)rect_T(t_i)\Big)cos(2\pi f_0 t_i)\right]^2 \\ &+ \frac{1}{L}\left[\sum_{i=1}^{L}\Big(b(t_i) + Acos(2\pi f_0 t_i + \phi)rect_T(t_i)\Big)sin(2\pi f_0 t_i)\right]^2 \end{aligned} \tag{4.36}$$

De la même manière que sous H_0, on démontre que la racine carrée du premier terme de l'équation (4.36) suit une loi normale de moyenne $\mu_1 = cos(\phi)TA/(2\sqrt{L})$ et de variance $\sigma^2/2$. La racine carrée du second terme suit une loi normale de moyenne $\mu_2 = -sin(\phi)TA/(2\sqrt{L})$ et de variance $\sigma^2/2$. De nouveau, on peut réduire la variance de ces deux termes en les multipliant par le coefficient $\sqrt{2}/\sigma$. Dans ce cas, la variable aléatoire définie par :

$$h = \frac{2g}{\sigma^2} \tag{4.37}$$

est également la somme du carré de deux variables aléatoires indépendantes de loi normale non-centrée réduite. La variable aléatoire h suit donc une loi du χ^2 non centrée à deux degrés de liberté, avec un paramètre de non-centralité donné par :

$$\lambda = \frac{2}{\sigma^2}(\mu_1^2 + \mu_2^2) = \frac{T^2A^2}{2L\sigma^2} \tag{4.38}$$

Le gain de traitement de ce détecteur est donné par $T^2/(2L)$, ce qui est deux fois moins que le détecteur précédent qui avait une connaissance a priori de l'amplitude du signal à détecter.

4.3.2.3 Détecteur d'énergie

Le troisième détecteur de référence que nous allons utiliser pour positionner les performances de notre détecteur parmi ceux de la littérature, est le détecteur d'énergie. Ce dernier

ne possède aucune connaissance a priori sur la forme, la fréquence ou encore l'amplitude du signal transitoire à détecter. De même que pour les deux premiers détecteurs, nous supposons que le signal mesuré *m(t)* peut suivre les deux hypothèses H_0 et H_1 présentées précédemment, et que le signal utile à détecter n'est présent que sur un temps T représentant 10 % du signal mesuré, 15 % du signal mesuré, 20 % du signal mesuré, etc.

Pour ce détecteur, le test de détection est réalisé à partir de la variable aléatoire g définie comme suit :

$$g = \sum_{i=1}^{L} m(t_i)^2 \tag{4.39}$$

Dans le cas de l'hypothèse H_0, la variable g est donnée par la relation :

$$g = \sum_{i=1}^{L} b^2(t_i) \tag{4.40}$$

Comme *b(t)* est une variable aléatoire de loi normale, de moyenne nulle et de variance σ^2, alors la variable définie par g/σ^2 suit une loi du χ^2 à L degrés de liberté.

Sous l'hypothèse H_1, la variable g s'exprime comme suit :

$$g = \sum_{i=1}^{L} \Big(b(t_i) + Acos(2\pi f_0 t_i + \phi) rect_T(t_i) \Big)^2 \tag{4.41}$$

On peut alors démontrer que la variable aléatoire définie par g/σ^2, suit une loi du χ^2 non centrée à L degrés de liberté, et de paramètre de non-centralité $\lambda = TA^2/2\sigma^2$ [Urkowitz67].

4.3.2.4 Résumé des trois détecteurs

Nous résumons dans le tableau 4.1, les distributions suivies sous les hypothèses H_0 et H_1, par les trois détecteurs de référence que nous venons de présenter. Ces distributions dépendent de la variance σ^2 du bruit (supposé centré gaussien), de la longueur de la fenêtre d'observation L du signal mesuré, de la durée T et de l'amplitude A du cosinus à détecter. Les lois trouvées pour ces trois détecteurs ont été validées par comparaison aux distributions empiriques obtenus avec des simulations de Monte-Carlo.

En donnant à ces paramètres, les mêmes valeurs que celles des simulations de Monte-Carlo effectuées dans la partie 4.3.1, nous pourrons calculer les courbes COR de ces trois détecteurs dans des conditions identiques à celles utilisées pour construire les courbes COR du détecteur par analyse des récurrences de phases, et ainsi, pouvoir les comparer.

TABLE 4.1 – Résumé des distributions des trois détecteurs pris comme référence, sous les hypothèses H_0 et H_1.

Détecteur	Test	Distribution H_0	Distribution H_1
f_0, A, ϕ connues, T inconnue	$g = \sum_{i=1}^{L} m(t_i) \times Acos(2\pi f_0 t_i + \phi)$	$N(0,\, L\sigma^2 A^2/2)$	$N(TA^2/2,\, L\sigma^2 A^2/2)$
f_0 connue, A, ϕ, T inconnues	$g = \frac{2}{L\sigma^2}\left[\sum_{i=1}^{L} m(t_i)cos(2\pi f_0 t_i)\right]^2 + \frac{2}{L\sigma^2}\left[\sum_{i=1}^{L} m(t_i)sin(2\pi f_0 t_i)\right]^2$	$\chi^2(2)$	$\chi^2(2,\, T^2A^2/2L\sigma^2)$
Énergie	$g = \frac{1}{\sigma^2}\sum_{i=1}^{L} m(t_i)^2$	$\chi^2(L)$	$\chi^2(L,\, TA^2/2\sigma^2)$

4.3.3 Résultats

4.3.3.1 Comparaison des performances en fonction du type de divergence

Le premier objectif de l'étude de performance, est de regarder l'influence du choix de la fonction de divergence sur les résultats obtenus en terme de détection. La figure 4.5 présente les courbes COR obtenues avec les différents types de divergences présentés précédemment, lorsque la norme euclidienne est utilisée pour calculer la *matrice des similarités*. La figure 4.6 présente ces mêmes courbes COR lorsque le coefficient de corrélation est utilisé, et la figure 4.7 montre celles associées au produit scalaire. Pour simplifier la visualisation des résultats, seuls quelques couples (RSB, T) sont présentés sur ces figures.

Dans le cas de la norme euclidienne et du produit scalaire (Fig. 4.5 et 4.7), nous voyons que la divergence de Kullback-Leibler donne des performances nettement supérieures à celles de la divergence de Hellinger et à celles de Jensen-Shannon. La différence entre la probabilité de détection obtenue par la divergence de Kullback-Leibler et celles obtenues par les deux autres divergences, va de 0.1 à 0.5, selon les valeurs du couple (RSB, T).

Dans le cas du coefficent de corrélation de Pearson, les divergences de Rényi et de Kullback-Leibler présentent des performances légèrement supérieures à celles des divergences de Hellinger et de Jensen-Shannon. Nous notons sur cette figure 4.6, que les divergences de Kullback-Leibler et de Rényi donnent des résultats comparables, avec un léger avantage pour cette dernière. La proximité de ces résultats s'explique vraisemblablement par le fait que la divergence de Kullback-Leibler est un cas particulier de la divergence de Rényi, et que, dans le cas de ces simulations, la valeur du α de la divergence de Rényi, égale à 1.17, soit proche de celle de Kullback-Leibler, qui est égale à 1.

D'une manière générale, pour les trois fonctions *Sim(. , .)* utilisées, lorsque le RSB est négatif ou que le cosinus est présent moins de 15 % du temps, les performances du détecteur sont proches d'un comportement de type hasard pur.

Pour la suite de cette étude des performances, nous allons donc conserver les détecteurs ayant donné les meilleurs résultats pour chacune des fonctions *Sim(. , .)*, à savoir, la norme euclidienne couplée à la divergence de Kullback-Leibler, le coefficient de corrélation de Pearson couplé à la divergence de Rényi avec $\alpha = 1.17$, et le produit scalaire couplé à la divergence de Kullback-Leibler.

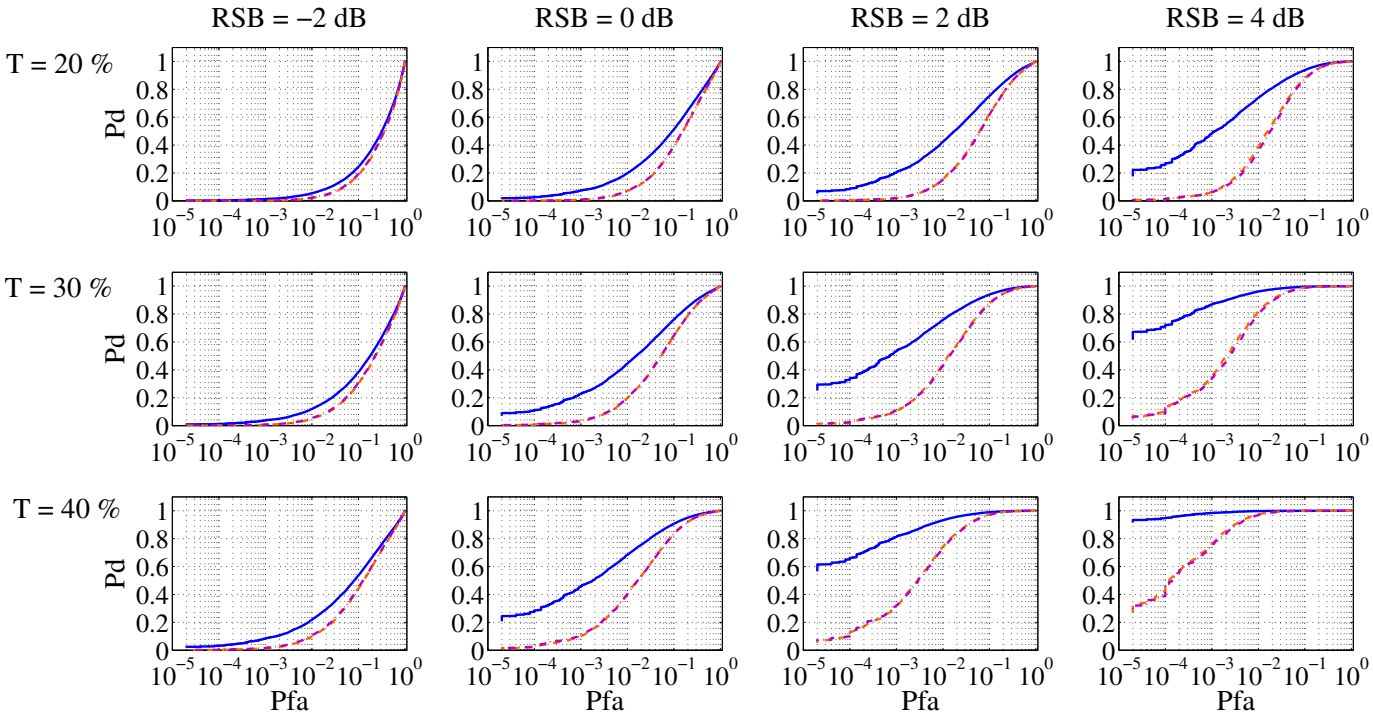

FIGURE 4.5 – Courbes COR du détecteur par analyse des récurrences de phase en fonction de la divergence utilisée, du RSB et de la longueur T du cosinus à détecter, dans le cas où la **norme euclidienne** est utilisée pour calculer la *matrice des similarités*. Divergence de Kullback-Leibler (bleu), divergence de Hellinger (orange), divergence de Jensen-Shannon (magenta). Les courbes orange et magenta sont identiques.

4.3.3.2 Comparaison des performances en fonction de *Sim(. , .)*

Le second point important de cette étude des performances, est la comparaison entre elles, des meilleures courbes COR, obtenues pour chacune des trois fonctions *Sim(. , .)*. L'objectif de cette section est de trouver pour quel couple (*Sim(. , .)*, $D_X(.||.)$), le détecteur par analyse des récurrences de phase est le plus performant.

La figure 4.8 compare ainsi les courbes COR du détecteur proposé, dans les trois configurations suivantes : {norme euclidienne ; divergence de Kullback-Leibler}, {coefficient de corrélation de Pearson ; divergence de Rényi avec $\alpha = 1.17$}, {produit scalaire ; divergence de Kullback-Leibler}. Nous voyons que le détecteur combinant le produit scalaire et la divergence de Kullback-Leibler est systématiquement le plus performant, suivi de celui muni du couple

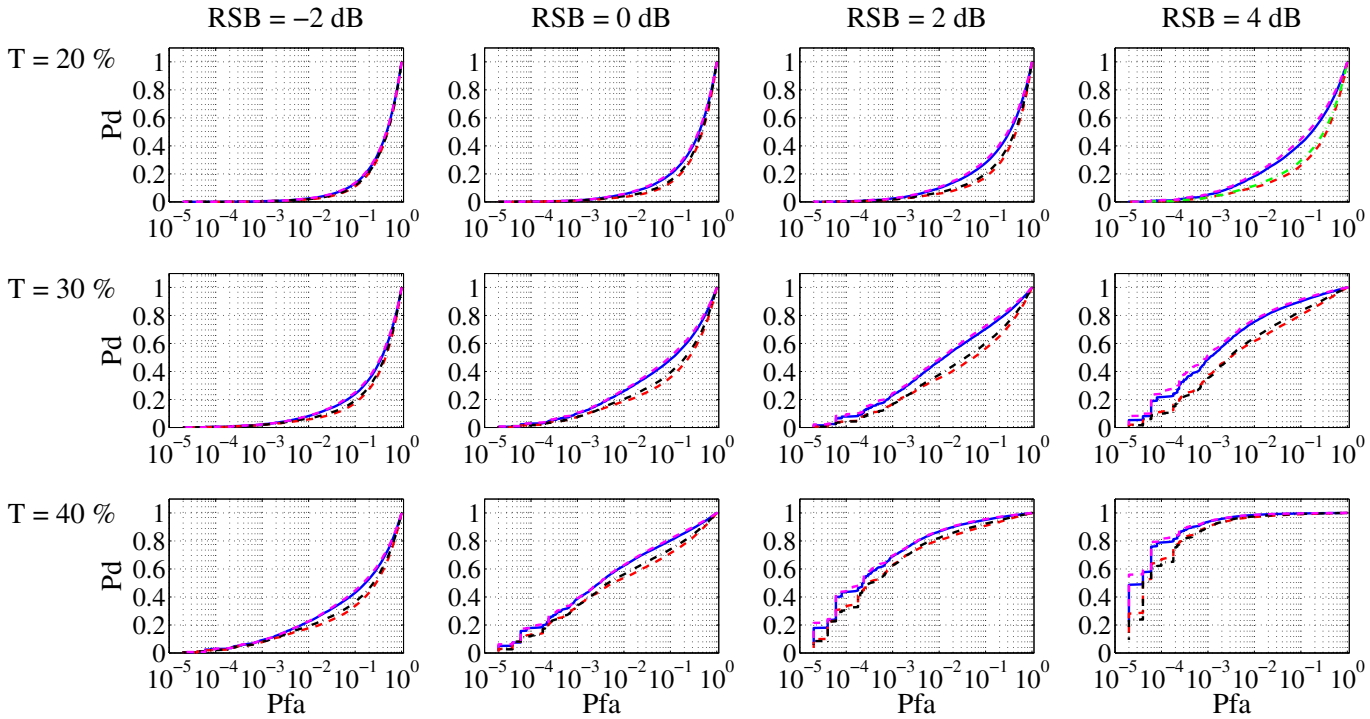

FIGURE 4.6 – Courbes COR du détecteur par analyse des récurrences de phase en fonction de la divergence utilisée, du RSB et de la longueur T du cosinus à détecter, dans le cas où le **coefficient de corrélation de Pearson** est utilisé pour calculer la *matrice des similarités*. Divergence de Kullback-Leibler (bleu), divergence de Hellinger (rouge), divergence de Jensen-Shannon (noir), divergence de Rényi (magenta). Les courbes bleues et magentas sont identiques. Les courbes rouges et noires sont identiques.

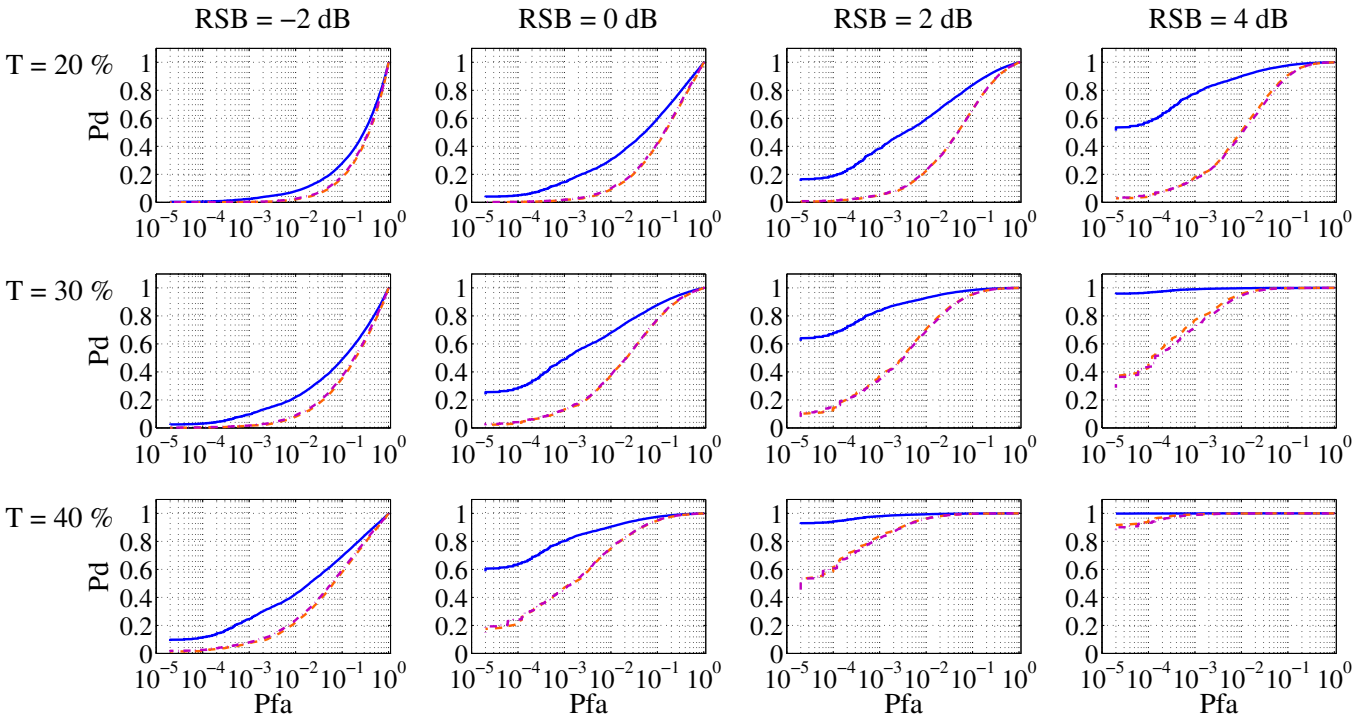

FIGURE 4.7 – Courbes COR du détecteur par analyse des récurrences de phase en fonction de la divergence utilisée, du RSB et de la longueur T du cosinus à détecter, dans le cas où le **produit scalaire** est utilisé pour calculer la *matrice des similarités*. Divergence de Kullback-Leibler (bleu), divergence de Hellinger (orange), divergence de Jensen-Shannon (magenta).Les courbes orange et magenta sont identiques.

{norme euclidienne ; divergence de Kullback-Leibler} et enfin de celui associant le coefficient de corrélation de Pearson à la divergence de Rényi. En fonction des valeurs du couple (RSB, T), le détecteur utilisant le produit scalaire a, pour une Pfa de 10^{-4}, une probabilité de détection supérieure de 10 à 25 % par rapport au détecteur utilisant la norme euclidienne, et supérieure de 10 à 80 % par rapport au détecteur avec le coefficient de corrélation.

En regardant l'évolution des performances pour un RSB constant et une durée de cosinus variable, nous voyons que les résultats évoluent très rapidement d'un comportement proche du hasard pur lorsque le cosinus est présent moins de 15 % du temps, à celui d'un détecteur parfait quand le cosinus est présent 50 % du temps. De même, pour une durée de cosinus constante et un RSB variable, l'évolution des performances est très rapide, alors même que le RSB n'a évolué que de quelques décibels. Nous constatons notamment, que pour un RSB strictement supérieur à 0 dB et pour un pourcentage de présence du cosinus supérieur à 50 %, le détecteur basé sur le produit scalaire offre des résultats quasi-parfaits avec une probabilité de détection proche de 1, quelle que soit la probabilité de fausse alarme. Les deux autres détecteurs donnent des résultats comparables lorsque le cosinus est présent plus de 60 % du temps et que le RSB est supérieur à 2 dB.

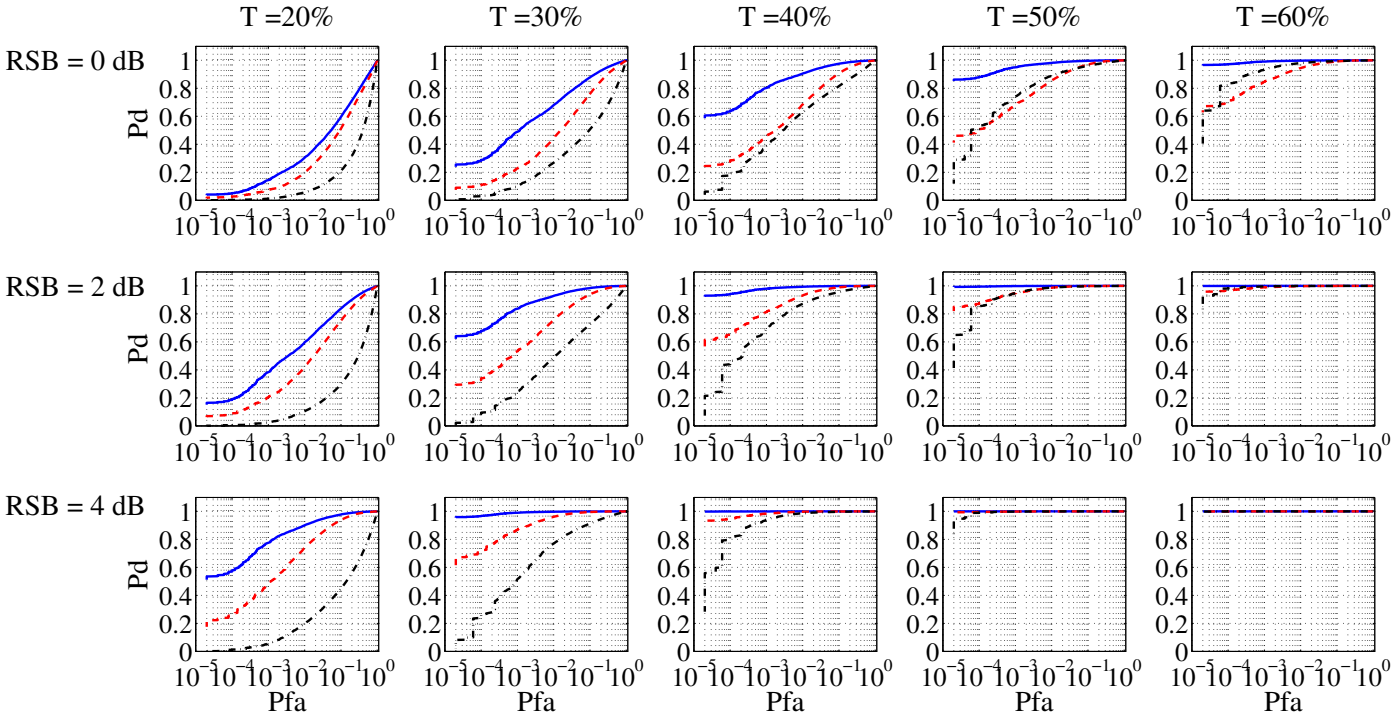

FIGURE 4.8 – Comparaison des courbes COR obtenues par la norme euclidienne couplée à la divergence de Kullback-Leibler (rouge), le coefficient de corrélation de Pearson couplé à la divergence de Rényi (noir) et le produit scalaire couplé à la divergence de Kullback-Leibler (bleu), en fonction de la longueur T du cosinus, et pour 3 valeurs de RSB.

4.3.3.3 Comparaison des performances du détecteur avec les détecteurs de référence

Le détecteur basé sur l'analyse des récurrences de phase qui présente les meilleurs performance, est donc celui utilisant le produit scalaire pour obtenir la *matrice des similarités* et la divergence de Kullback-Leibler pour faire le test de détection. La figure 4.9 compare les courbes COR de ce détecteur, à celles des trois détecteurs de référence présentés dans les sections 4.3.2.1, 4.3.2.2 et 4.3.2.3.

Ces résultats montrent tout d'abord que le détecteur proposé est meilleur qu'un détecteur d'énergie classique (4.3.2.3), quel que soit le RSB ou la longueur T du cosinus à détecter. La différence en terme de probabilité de détection, s'étend de 0.05 à plus de 0.4, lorsque la Pfa est de 10^{-4} (Fig. 4.9).

Également, le détecteur par anlayse des récurrences de phase présente des résultats équivalents à celui utilisant la méthode du périodogramme (4.3.2.2) lorsque la Pfa est entre 10^{-1} et 1, et des résultats supérieurs de 10 à 30% aux Pfa inférieures à 10^{-2}.

Enfin, l'intérêt du détecteur proposé par rapport au détecteur ayant le plus de connaissances sur le signal à détecter, est plus variable, selon les valeurs du RSB et de T. Pour les RSB très petits, typiquement inférieurs à 1.5 dB, les résultats de l'analyse par récurrence des phases sont globalement moins bons que ceux du détecteur 4.3.2.1. Pour un RSB de 1.5 dB, le détecteur proposé est légèrement meilleur que le détecteur de référence, en particulier lorsque la Pfa est inférieure à 10^{-2}. La probabilité de détection de notre détecteur est alors supérieure de 5 à 15%. Pour les RSB supérieurs, l'analyse par récurrence des phases prend le dessus sur ce détecteur de référence, en particulier lorsque le cosinus est présent moins de 30 % du temps.

Nous avançons une hypothèse possible pour expliquer les bonnes performances du détecteur par analyse des récurrences de phases, qui, on le rappelle, n'a aucune connaisance a priori sur le signal à détecter, au contraire de deux des détecteurs de référence utilisés. Lors de l'analyse par récurrence des phases, le signal est découpé en plusieurs petits vecteurs $\overrightarrow{s_m(t_i)}$. Certains de ces vecteurs correspondent au signal utile à détecter, et permettent donc à notre détecteur de s'auto-alimenter de la forme d'onde à détecter. En effet, lorsque le vecteur $\overrightarrow{s_m(t_i)}$ contient des échantillons du signal utile à détecter, le produit scalaire avec un autre vecteur $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ nous ramène localement à un détecteur équivalent à du filtrage adapté. Si ce deuxième vecteur $\overrightarrow{s_m(t_j)}$ correspond à du bruit, le coefficient de coordonné (i, j) de la *matrice des similarités* appartient à la distribution du bruit. S'il correspond à des échantillons du signal utile, alors on se retrouve exactement sous l'hypothèse H_1 d'un filtrage adapté classique. Les coefficients de la *matrice des similarités* ainsi obtenue contiennent donc un certain nombre de coefficients correspondant à l'hypothèse H_0 et le reste des coefficients appartenant à l'hypothèse H_1. La distribution de l'ensemble des coefficients de la *matrice des similarités* se distingue donc de celle qui serait obtenue dans le cas bruit seul, y compris pour des pourcentages faibles de présence du cosinus à détecter.

4.4 Mise en oeuvre sur données réelles

Dans cette partie, la méthode de détection proposée est testée sur données réelles et les résultats sont comparés avec ceux d'un détecteur d'énergie classique, qui est le seul détecteur de référence parmi les trois cités précédemment, que l'on peut utiliser, en raison du contexte passif dans lequel nous nous trouvons et de la méconnaissance des formes d'onde à détecter.

Les données acoustiques utilisées pour observer le comportement du détecteur proposé avec des signaux réels, sont de nouveau issues des enregistrements réalisés dans l'estuaire du Saint-Laurent, par le ministère des Pêches et Océans du Canada. La fréquence d'échantillonnage est égale à 320 kHz. Préalablement à la détection, les signaux sont filtrés passe haut, à une fréquence de 15 kHz, par un filtre de Butterworth d'ordre 12. Ces signaux ont un bruit très faiblement impulsionnel et contiennent des clics de bélugas. Dans un premier temps, nous allons supposer que le bruit océanique enregistré dans ces données est blanc gaussien aux hautes fréquences (supérieures à 15 kHz), et donc que la distribution des valeurs de divergence sous H_0 est identique à celle obtenue lors des simulations de Monte-Carlo précédentes (voir Fig. 4.3). Nous discuterons à la fin de la section 4.4.1 la validité de cette hypothèse et verrons que dans la réalité, la chaîne d'acquisition et de traitement colore le bruit, ce qui nécessitera d'adapter la méthode proposée.

De même que pour les simulations de Monte-Carlo, le test de détection est fait sur des séries de 100 échantillons, sans recouvrement temporel d'une série à l'autre. Les étapes de traitement suivies par chaque série sont données dans le schéma bloc de la figure 4.1. La fonction *Sim(. , .)* retenue est le produit scalaire, et la divergence utilisée est celle de Kullback-Leibler (combinaison donnant les meilleurs résultats en terme de détection).

Comme nous l'avions vu dans la partie 4.2.2.4, lorsqu'on utilise le produit scalaire, les coefficients $d_{i,j}$ de la *matrice des similarités* doivent être transformés selon la relation $2d_{i,j}/\sigma^2$, où σ^2 est la variance du bruit, pour que les nouveaux coefficients obtenus suivent, sous l'hypothèse H_0, la distribution donnée par les équations (4.21) et (4.22). Nous faisons donc cette même transformation avec chaque *matrice des similarités* issue des données réelles, avant de calculer la divergence de Kullback-Leibler entre la distribution de ses coefficients et la distribution théorique bruit seul. Nous voyons que cette transformation nécessite la connaissance de la variance du bruit de fond. Il est donc nécessaire d'estimer sa valeur. Pour cela, nous utilisons la même méthode que celle employée à la section 2.5.1 du chapitre 2.

Afin d'évaluer les résultats de ce nouveau détecteur, nous le confrontons à un détecteur plus traditionnel, en l'occurrence le détecteur d'énergie présenté dans la partie la section 2.5.1. La même valeur de la variance σ^2 estimée est utilisée par les deux détecteurs, et leur seuil de détection respectif est choisi de manière à avoir une probabilité de fausse alarme théorique de 10^{-4}. Dans le cas du détecteur par analyse des récurrences de phase, le seuil de détection donnant une Pfa de 10^{-4} est calculé à partir de la distribution des divergences sous l'hypothèse H_0, obtenue par simulation de Monte-Carlo dans la section 4.2.3.3.

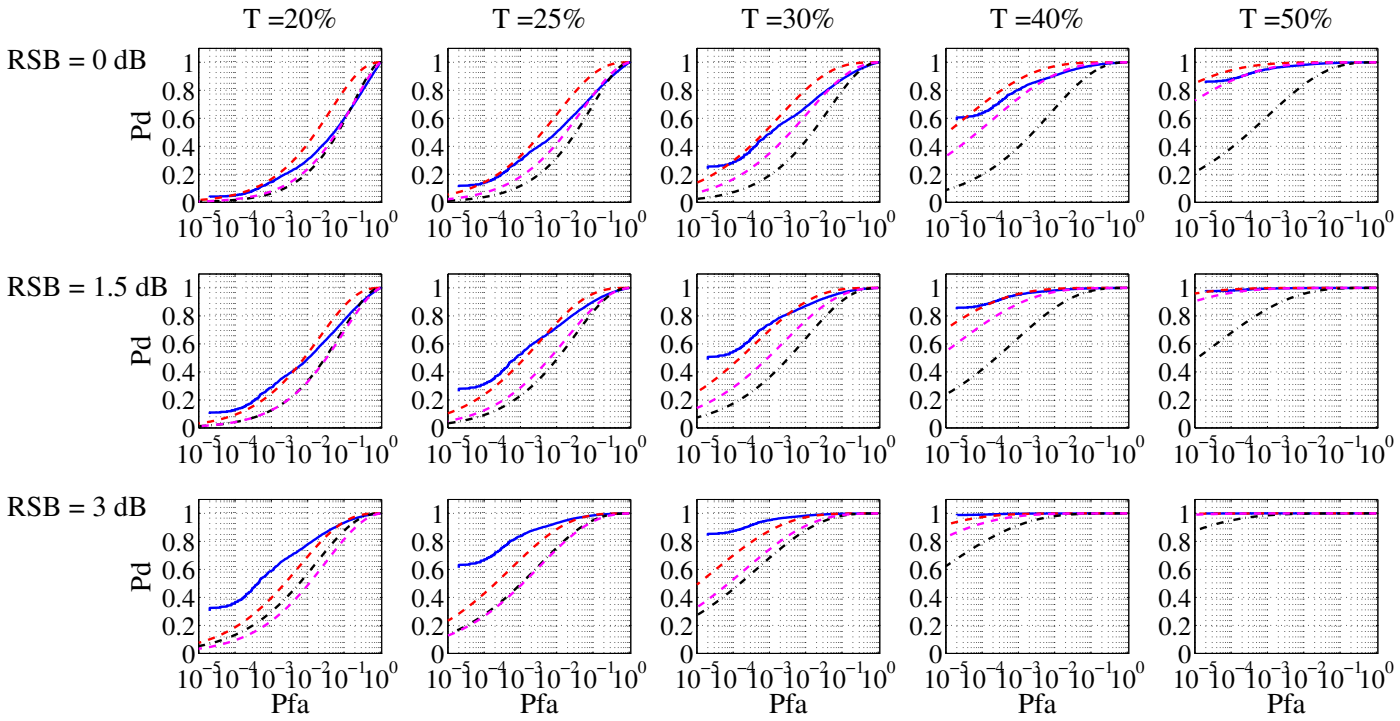

FIGURE 4.9 – Comparaison des courbes COR obtenues par le produit scalaire couplé à la divergence de Kullback-Leibler (bleu), avec les courbes COR des détecteurs de référence, en fonction de la longueur T du cosinus, et pour 3 valeurs de RSB. Détecteur de référence avec f_0, A, ϕ connues, T inconnue (section 4.3.2.1) (rouge), Détecteur de référence avec f_0 connue, A, ϕ, T inconnues (section 4.3.2.2) (mauve), Détecteur d'énergie (section 4.3.2.3) (noir).

4.4.1 Résultats

La figure 4.10 présente le résultat des détections obtenues par le détecteur utilisant l'analyse des récurrences de phase et celui utilisant l'énergie, sur un exemple de signal issu de la base de données contenant du bruit et des clics de bélugas. Cette figure montre que le nombre de détections obtenues avec l'analyse des récurrences de phase est très supérieur à celui du détecteur d'énergie. Le rapport du nombre de détections entre ces deux détecteurs est, dans cet exemple, égal à 6. Nous avons également calculé ce rapport pour la totalité du fichier audio de 45 secondes dont ce *snapshot* est tiré. On obtient alors que le détecteur utilisant l'analyse par récurrence des phases génère environ 6.5 fois plus de détections que le détecteur d'énergie.

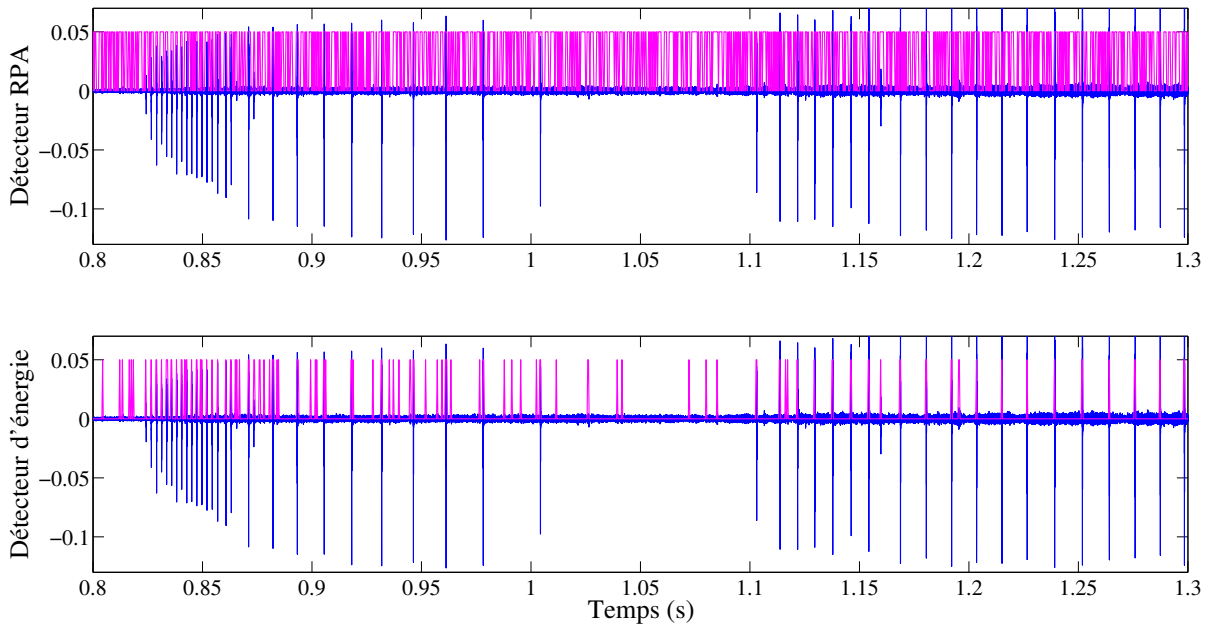

FIGURE 4.10 – Détection de clics de bélugas par le détecteur basé sur l'analyse des récurrences de phases (haut) et par le détecteur d'énergie (bas). Courbe bleue : forme d'onde du signal ; courbe magenta : résultats du détecteur

Pour comprendre l'origine de ces détections, nous présentons sur les figures 4.11, 4.12 et 4.13 plusieurs fenêtres courtes de ce même signal. Sur ces trois figures, nous avons tracé les valeurs des divergences associées aux détections obtenues. En comparant ces divergences au seuil de détection choisi, nous voyons que pour les clics ayant un bon RSB, la valeur de la divergence est nettement supérieure au seuil de détection. Le ratio entre la divergence d'une fenêtre contenant un clic avec un bon RSB et le seuil de détection est supérieur à 100 (Fig. 4.11). Pour les séries d'échantillons qui ont été considérées comme un transitoire par notre détecteur et comme un bruit par le détecteur d'énergie, nous voyons que la divergence est généralement inférieure à 3 (Fig. 4.12 et 4.13).

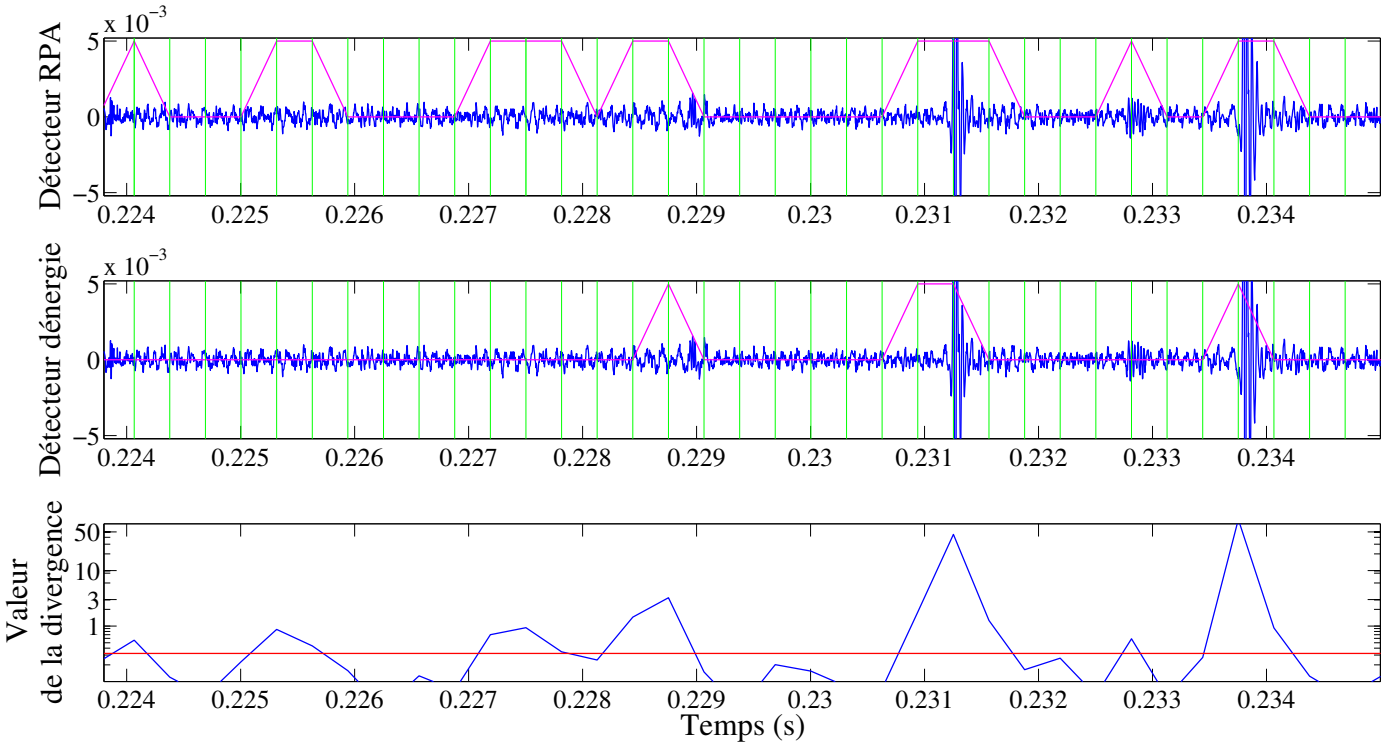

FIGURE 4.11 – Zoom sur l'intervalle [0.224 ; 0.235] s. Figure du haut : détection par analyse des récurrences de phase (courbe bleue : forme d'onde ; courbe magenta : sortie du détecteur ; lignes verticales vertes : limite des séries de 100 échantillons sur lesquels la test de détection est fait) ; figure du milieu : détection par énergie (courbe bleue : forme d'onde ; courbe magenta : sortie du détecteur ; lignes verticales vertes : limite des séries de 100 échantillons sur lesquels la test de détection est fait) ; figure du bas : valeur de la divergence calculée sur chaque fenêtre de 100 échantillons (ligne bleue) et comparaison au seuil de détection (ligne rouge).

Dans le cas de la figure 4.12 les détections supplémentaires obtenues avec le RPA semblent correspondre à des transitoires de faible RSB, et à des oscillations plus basses fréquences dont l'amplitude est comparable à celle du bruit.

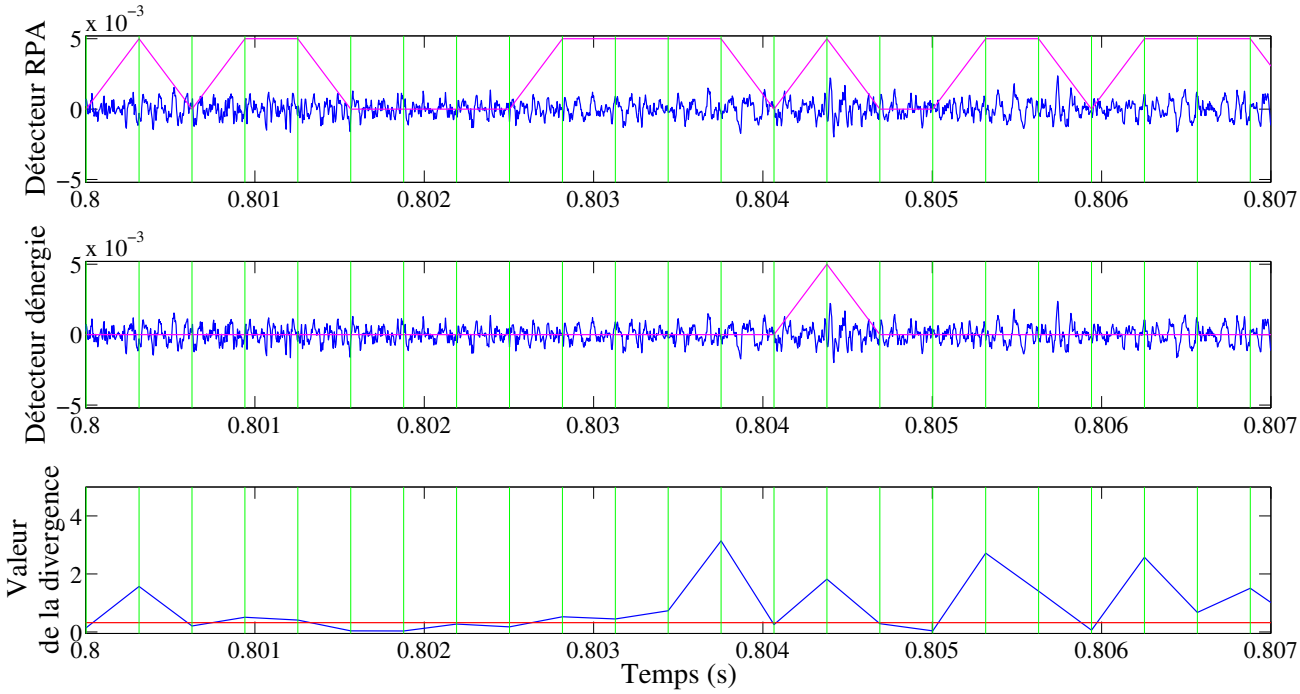

FIGURE 4.12 – Idem figure 4.11 sur l'intervalle [0.8 ; 0.807] s.

Dans le cas de la figure 4.13, nous voyons clairement que le signal oscille comme une sinusoïde, avec une amplitude très faible. Ces oscillations étant vues comme un phénomène périodique par le RPA, celui-ci produit des détections de façon quasi-continue, alors que le détecteur d'énergie ne détecte pas ces oscillations.

Deux hypothèses peuvent expliquer de tels résultats :
— La plus grande sensibilité du détecteur RPA par rapport au détecteur d'énergie ;
— Le non respect de l'hypothèse de bruit blanc, qui fausse la distribution des divergences sous l'hypothèse H_0 et donc le choix du seuil de détection.

La première hypothèse peut se vérifier via l'observation des courbes COR obtenues lors de l'analyse des performances. À P_{fa} constante, nous avons vu sur la figure 4.9, que l'analyse par récurrence des phases avait une meilleur probabilité de détection que le détecteur d'énergie. En faisant une analyse croisée de toutes ces courbes, nous évaluons l'ordre de grandeur du gain de traitement relatif entre le détecteur RPA et le détecteur d'énergie, c'est-à-dire le nombre de décibels qu'il faut rajouter au signal utile pour que le détecteur d'énergie donne la même courbe COR que le détecteur RPA. Selon la longueur du signal utile T et le RSB choisi comme référence pour le détecteur RPA, nous avons trouvé qu'il fallait augmenter de 2 à 3 dB le gain du signal utile pour que le détecteur d'énergie ait une probabilité de détection similaire au

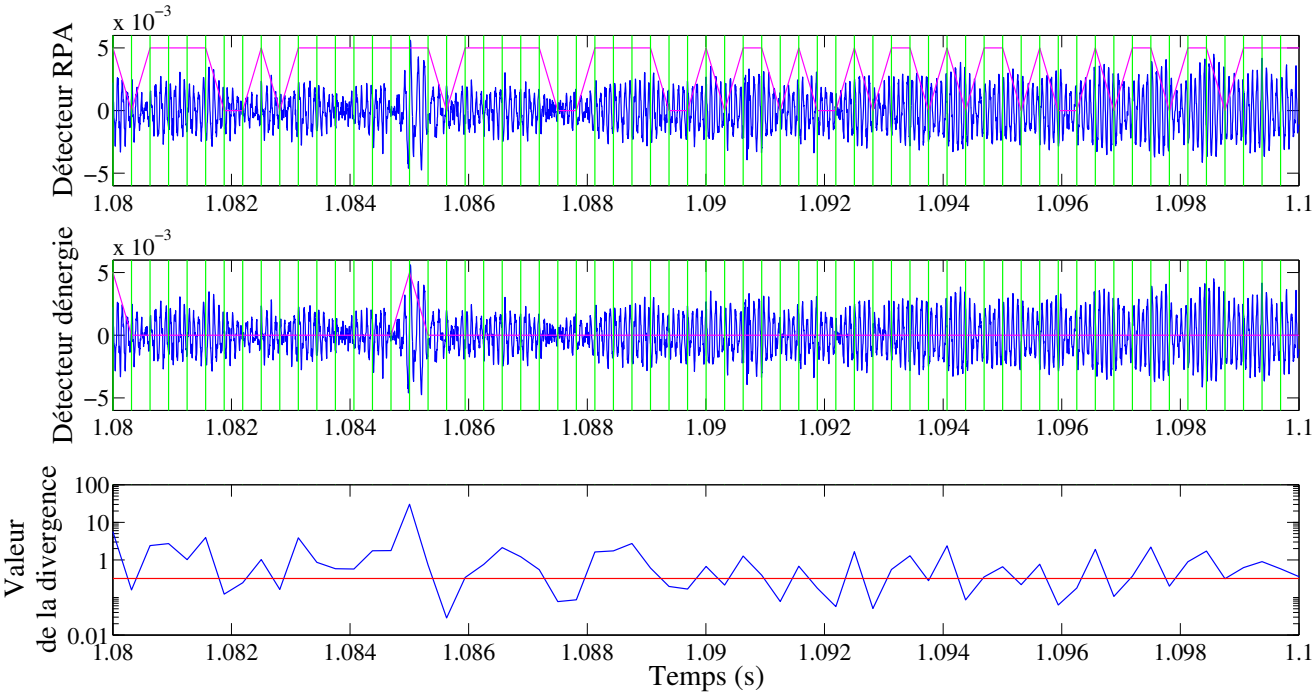

FIGURE 4.13 – Idem figure 4.11 sur l'intervalle [1.08 ; 1.1] s.

détecteur RPA (à P_{fa} identique). Le RPA est donc capable de détecter des transitoires ayant un plus faible RSB, tout en conservant la même probabilité de fausse alarme que le détecteur d'énergie.

La seconde hypothèse envisagée pour expliquer ces résultats, est que le bruit de mer ne soit pas blanc gaussien. Dans un tel cas, sous l'hypothèse H_0, les coefficients de la *matrice des similarités* ne suivent plus la distribution théorique trouvée analytiquement dans la section 4.2.2.4. En conséquence, la distribution des divergences obtenue avec les données réelles, est différente de celle obtenue dans la partie 4.2.3.3 lors des simulations de Monte-Carlo.

Afin de vérifier cette hypothèse, nous avons tracé sur la figure 4.14, la distribution des divergences d'un snapshot de 3 secondes issu de la base de données réelles. Cette distribution est comparée à celle que nous avions obtenue lors des simulations de Monte-Carlo dans la partie 4.2.3.3, et qui nous a permis de fixer le seuil de détection, représenté sur cette figure par la ligne verticale. Nous voyons que la distribution obtenue pour les données réelles est assez différente de celle obtenue sous l'hypothèse H_0 avec des signaux simulés. Bien que ces deux distributions présentent un mode à la même valeur de divergence, nous voyons que les données réelles ont produit un nombre bien plus important de divergences dans la gamme [0.1 ; 1]. Nous avons calculé que dans cet exemple, seulement 51% des valeurs de divergence obtenues sont inférieures au seuil de détection utilisé (égale à 0.3210), 28 % d'entre elles sont dans l'intervalle [0.3210 ; 1] et 49 % sont dans l'intervalle [0.3210 ; 2]. Au total, ce sont donc un peu plus de 90 % des divergences qui ont une valeur inférieure à 2. Des observations en tout point similaires ont été faites en prenant d'autres snapshots de 3 secondes de données

réelles, non représentés dans ce manuscrit.

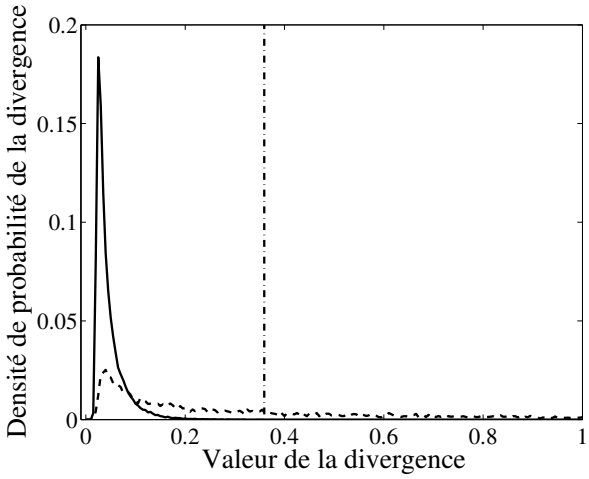

FIGURE 4.14 – Densité de probabilité des valeurs de divergence d'un snapshot de 3 s de la base de données (trait pointillé) et comparaison avec la densité de probabilité des divergences obtenues lors des simulations de Monte-Carlo de la partie 4.2.3.3 sous l'hypothèse H_0 (trait plein). Le seuil de détection de notre détecteur par analyse des récurrences de phase est matérialisé par la ligne verticale (trait tiret-point).

La différence entre les deux distributions de la figure 4.14 confirme donc qu'il y a une différence importante entre la distribution des coefficients de la *matrice des similarités* calculée à partir du bruit de mer et celle du modèle théorique. Le bruit de mer enregistré ne respecte sans doute pas les hypothèses de bruit blanc gaussien posées initialement en début de ce chapitre. Le calcul du spectre d'une série d'échantillons du bruit de mer, permet de confirmer cette hypothèse, et montre que celui-ci est non-blanc (Fig. 4.15), ce qui signifie que sa densité spectrale de puissance n'est pas la même à toutes les fréquences.

Pour confirmer l'impact de cette non-blancheur sur les résultats obtenus avec les données réelles, nous avons calculé, par simulations de Monte-Carlo, la distribution des divergences, entre le modèle analytique, et la distribution empirique des coefficients de la *matrice de similarité* d'un bruit blanc gaussien, soumis à un filtre passe bande approchant la réponse fréquentielle de la chaîne d'acquisition et de traitement. Pour le filtre passe bande, la fréquence de la partie *coupe-bas* est égale à 15 kHz et l'ordre du filtre est égal à 12 (identique au coupe bas utilisé dans cette partie sur les données réelles), pour la partie *coupe-haut*, l'ordre du filtre est égal à 1, et 3 fréquences de coupure sont étudiées : 40 kHz, 60 kHz et 80 kHz.

Les distributions des divergences obtenues pour ces trois fréquences sont présentées sur la figure 4.16, et comparées à la distribution obtenue dans le cas du bruit de mer. Nous voyons que le filtrage passe-bande a modifié la distribution des divergences, d'une manière similaire à la chaîne d'acquisition et de traitement des données réelles. Ces observations confirment donc que c'est la non-blancheur du bruit dans nos données réelles qui a entraîné ce nombre important de détections, en favorisant l'obtention de valeurs de divergence supérieures au seuil de détection.

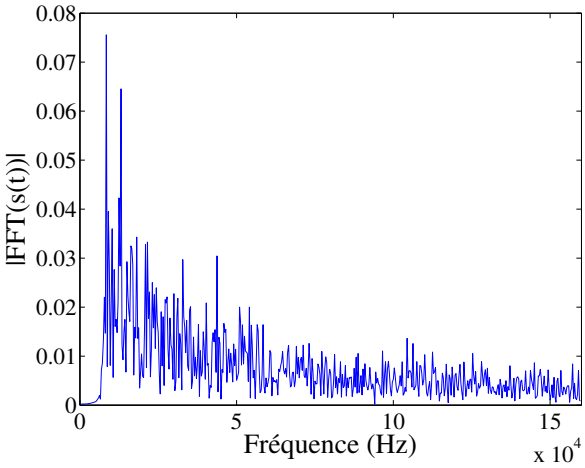

FIGURE 4.15 – Spectre de 7000 échantillons du bruit, tirés de la base de données. Le spectre est décroissant à mesure que la fréquence augmente, ce qui montre sa non-blancheur.

La non-blancheur des données réelles s'explique par la réponse fréquentielle du système d'acquisition utilisé, et plus particulièrement par celle de l'hydrophone. En effet, l'hydrophone utilisé lors de ces mesures en mer est un HTI 96 (High Tech Inc., Gulport, MS, USA), dont la fréquence de coupure en haute fréquence est située autour de 30 kHz. Dans le même temps, la carte d'acquisition a enregistré des signaux jusqu'à la fréquence 160 kHz (fréquence d'échantillonnage à 320 kHz). Donc entre 30 kHz et 160 kHz, les signaux enregistrés sont largement influencés par la réponse fréquentielle de l'hydrophone et le filtrage naturel qu'il réalise à ces fréquences. Ce filtrage apparaît sur les formes d'onde des figures 4.11, 4.12 et 4.13 à travers la présence d'oscillations basses fréquences, ou en tout cas plus lentes que celles attendues dans le cas d'un bruit blanc.

En conclusion de cette partie sur l'utilisation du détecteur de transitoires par analyse des récurrences de phase appliquée à des données réelles, nous pouvons dire que ce dernier est très sensible aux variations des propriétés du bruit et détecte une présence dès lors que le signal présente la moindre oscillation ressemblant à une sinusoïde. Pour le rendre opérationnel dans des conditions où le bruit n'est pas blanc-gaussien, il est nécessaire d'apporter quelques ajustements à l'architecture proposée. Cela passe par exemple, en remplaçant la distribution analytique des coefficients de la *matrice de similarité* sous l'hypothèse H_0 (bruit blanc gaussien), par une distribution obtenue empiriquement, qui utiliserait comme signal d'entrée, un bruit gaussien soumis à un filtre ayant la réponse fréquentielle de la chaîne d'acquisition utilisée lors des mesures en mer. Cette distribution empirique deviendrait alors la distribution de référence sous l'hypothèse H_0, et serait utilisée en tant que telle, lors du calcul de la divergence avec la distribution des coefficients de la *matrice des similarités* des données réelles. Une autre solution pourrait être de blanchir le signal reçu.

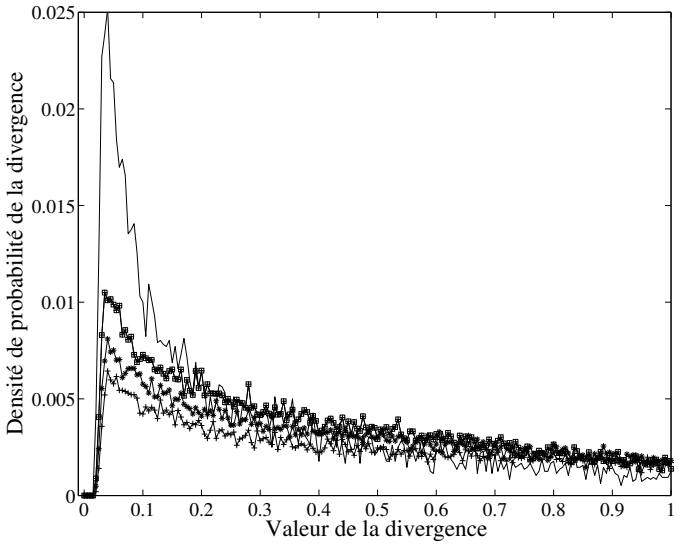

FIGURE 4.16 – Comparaison de la distribution des divergences entre le modèle analytique et la distribution empirique des coefficients de la *matrice des similarités* pour : du bruit de mer (courbe pleine) ; un bruit blanc gaussien filtré entre 15kHz et 40 kHz (courbe avec des croix) ; un bruit blanc gaussien filtré entre 15kHz et 60 kHz (courbe avec des étoiles) ; un bruit blanc gaussien filtré entre 15kHz et 80 kHz (courbe avec des carrés).

4.5 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'introduire un nouveau détecteur de transitoires utilisant l'analyse par récurrence des phases et une approche statistique. Cela nous a amenés à modéliser les distributions théoriques suivies par les coefficients des *matrices de similarité*, lorsque le signal analysé est un bruit gaussien. Un modèle différent a ainsi été trouvé pour chacune des trois fonctions *Sim(. , .)* considérées dans ce manuscrit (norme euclidienne, coefficient de corrélation de Pearson, produit scalaire). À l'exception des travaux de [Michalowicz08] concernant la norme euclidienne, de telles modélisations des distributions des coefficients de la *matrice des similarités* n'avaient encore jamais été décrites.

Une fois ces modèles connus, nous avons réalisé un test d'ajustement utilisant une fonction de divergence, pour comparer les distributions théoriques attendues aux distributions empiriques obtenues à partir d'un bruit gaussien d'une durée de 100 échantillons. En répétant ce test d'ajustement un grand nombre de fois, nous avons obtenu par simulation de Monte-Carlo, la distribution des valeurs prises par la divergence sous l'hypothèse H_0. La connaissance de cette distribution des divergences s'avère nécessaire pour réaliser une détection au sens de Neyman-Pearson et fixer le seuil de détection donnant une Pfa constante.

Afin de caractériser les performances du détecteur proposé, nous avons également construit par simulation de Monte-Carlo, la distribution des divergences obtenues en sortie de notre chaîne de traitement, lorsque le signal à tester contient une sinusoïde pure mélangée à un

bruit additif gaussien. Du fait du contexte passif dans lequel s'inscrivent ces travaux de thèse, nous avons étudié ces performances pour plusieurs valeurs de RSB et de longueur du signal utile, afin de comprendre les performances du détecteur lorsqu'il est confronté à des situations variées. Ces performances ont permis de montrer que l'utilisation du produit scalaire pour le calcul de la *matrice des similarités*, couplé à la divergence de Kullback-Leibler pour le test de détection, donnait de meilleurs résultats que l'utilisation de la norme euclidienne ou du coefficient de corrélation de Pearson, et ce, quelle que soit la divergence utilisée par la suite pour le test de détection. Nous avons également constaté, que le détecteur utilisant le produit scalaire et la divergence de Kullback-Leibler donnait des résultats bien meilleurs qu'un détecteur d'énergie classique, et la plupart du temps, meilleurs que des détecteurs ayant un certain nombre de connaissances a priori sur le signal à détecter.

Enfin, nous avons testé le détecteur proposé sur des données réelles. Cela nous a permis de voir qu'il semble bien plus sensible à la moindre variation présente au sein du signal, qu'un détecteur d'énergie classique. Nous avons alors soulevé le problème du choix du seuil de détection permettant d'assurer une probabilité de fausse alarme constante, lorsqu'on utilise un tel détecteur avec un bruit qui n'est pas nécessairement parfaitement blanc et gaussien.

Une fois les transitoires détectés, l'étape suivante est leur caractérisation et leur localisation, via l'étude de la matrice des récurrences et des cross-récurrences. Pour cela, nous pouvons réutiliser la trajectoire dans l'espace des phases de chaque transitoire détecté, afin de la comparer à celle des autres transitoires détectés sur le même capteur, ou à celle de transitoires détectés sur d'autres capteurs. Ces traitements font l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 5

Une approche de la localisation et de la caractérisation des transitoires par RPA

Sommaire

5.1 Introduction **129**
5.2 Caractérisation des transitoires par RPA **131**
5.2.1 Méthode 1 : Comparaison des images RPA 131
5.2.2 Méthode 2 : Utilisation du cross-RPA 138
5.2.3 Reconnaissance de formes d'onde récurrentes 145
5.3 Calcul de TDOA par RPA **153**
5.3.1 Vue d'ensemble de la méthode 153
5.3.2 Application sur données réelles 155
5.4 Conclusion **162**

5.1 Introduction

Des trois tâches que sont la détection, la localisation et la caractérisation de transitoires, les deux dernières présentent plus de difficultés, en raison de la nécessité d'étudier précisément la forme d'onde du signal transitoire. La localisation peut être rendue plus difficile, en raison des déformations subies par la forme d'onde lors de la propagation et dûes à la dispersion dans le milieu. La caractérisation est l'opération la plus complexe, à cause de la très courte durée des transitoires, des grandes variations d'amplitude d'un transitoire à un autre, du faible nombre d'oscillations qui les constitue et des déformations qu'ils subissent en raison de la propagation.

Plutôt que d'utiliser les outils classiques de traitement du signal, tels que : i) l'autocorrélation, peu adaptée aux signaux présentant des distorsions, ii) la transformée de Fourier, peu adaptée aux signaux courts ayant peu d'oscillations, iii) la transformée en ondelette, plus difficile d'interprétation et qui dépend du choix de l'ondelette, nous avons proposé l'utilisation de l'outil RPA, qui est auto-suffisant, qui s'auto-alimente de la forme d'onde et qui est dirigé par la forme d'onde.

Le chapitre 3 nous a permis de présenter en détail cet outil, notamment ses degrés de

liberté, la façon dont il transforme le signal en une image binaire, et les résultats obtenus en fonction du signal d'entrée. Dans le chapitre 4, cet outil RPA a ensuite été proposé comme base d'un détecteur de transitoires. Dans le présent chapitre, nous illustrons et discutons de son utilisation pour deux applications : i) la caractérisation des formes d'onde, ii) la compensation du retard d'un même transitoire sur plusieurs capteurs.

Par définition, l'outil RPA a pour objectif premier de détecter et de rechercher la présence de récurrences, ou en d'autres termes de similitudes, dans un signal. Comme nous l'avons vu dans la partie 3.3, l'image de récurrence obtenue dépend du signal d'entrée. Aussi, on peut supposer que deux signaux donnant la même image sont certainement très ressemblants. Si nous arrivons à quantifier les récurrences dans ces images, et notamment leur organisation, nous pouvons alors envisager tout un ensemble d'applications comme la classification. Cette approche a déjà fait ses preuves dans l'analyse de signaux d'électromyogrammes, avec comme objectif de distinguer 3 classes : i) les patients sains, ii) les patients présentant une myopathie, iii) les patients présentant une neuropathie [Sultornsanee11]. En traitement du signal audio et musical, le RPA a également été utilisé pour séparer les signaux en trois classes : i) du bruit, ii) des signaux périodiques, iii) des signaux transitoires [Zhang11].

Une possibilité que nous proposons, est l'utilisation du cross-RPA (CRPA) présenté dans la partie 3.2.6. Cette variante de l'outil RPA permet de comparer directement deux signaux entre eux. Si les deux signaux se ressemblent fortement, alors un nombre important de récurrences, et en particulier, une longue diagonale de points récurrents, sont obtenus sur l'image. À l'inverse pour des signaux qui sont peu ressemblants, le nombre de récurrences est faible, et surtout, très peu d'entre-elles forment des diagonales. Cette méthode a notamment été utilisée dans [Serrà09], pour comparer un morceau de musique de référence à une base de données. Le but est de retrouver dans cette base, toutes les reprises du morceau, effectuées par d'autres groupes ou chanteurs. D'autres études ont montré que la plus longue diagonale obtenue dans le cas du CRPA, peut être vue comme une ligne de synchronisation entre les deux signaux [Marwan02a]. Cela signifie que lorsqu'on est sur cette ligne diagonale, les échantillons respectifs des deux signaux que l'on compare, évoluent de façon identique et à la même vitesse. Connaissant les échantillons des deux signaux passant par les mêmes états, on peut alors en déduire le retard (temporel) entre ces échantillons, ce qui présente des perspectives intéressantes pour la mesure de TDOA et l'application de l'outil RPA en localisation.

Dans ce chapitre, nous allons adapter toutes ces notions à notre contexte d'étude. Dans la première partie de ce chapitre, nous nous intéressons à l'aspect caractérisation et classification des transitoires. L'objectif sera d'étudier la faisabilité de la tâche de classification des transitoires par les outils RPA et CRPA. Pour cela, nous présenterons en détail, les deux approches possibles d'utilisation du RPA que nous venons d'évoquer et proposerons un début d'architecture, pour comparer deux transitoires entre eux. Nous discuterons des avantages et des inconvénients de ces deux méthodes en nous appuyant sur des exemples de clics simulés et de clics réels. Enfin, nous mettrons en œuvre l'approche basée sur le CRPA, dans un algorithme de reconnaissance des clics d'odontocètes émis en train, et dont les formes d'onde se répètent au cours du temps. Le CRPA sera utilisé pour trouver les séries d'échantillons appartenant aux clics d'odontocètes qui reviennent de manière récurrente et permettra dans le même temps, de réduire la part des détections dûes à la production des autres sources

transitoires. Cette première mise en application du CRPA dans une tâche de reconnaissance des formes d'onde des transitoires acoustiques, permettra d'identifier les potentiels de cette technique et les perspectives à creuser pour la rendre fiable dans un contexte opérationnel.

Dans la seconde partie du chapitre, nous utiliserons le CRPA pour calculer la différence de temps d'arrivée (TDOA) d'un transitoire reçu sur deux capteurs. Après avoir présenté la méthode en illustrant les différentes étapes par un exemple simple, nous la mettrons en œuvre sur une antenne de trois hydrophones à base triangulaire, et calculerons les TDOA entre toutes les paires d'hydrophones. Nous utiliserons ensuite une minimisation des moindres carrés entre les TDOA obtenues par le CRPA et celles modélisées pour différentes positions possibles de la source, afin d'obtenir la position de la source d'émission du signal transitoire considéré.

5.2 Caractérisation des transitoires par RPA

5.2.1 Méthode 1 : Comparaison des images RPA

La première technique que l'on peut utiliser pour classifier des transitoires au moyen du RPA, consiste à construite indépendamment, la représentation RPA de chaque transitoire, puis à les comparer entre-elles (Fig. 5.1). Cette méthode se place, dans la chaîne de traitement du signal, juste après le détecteur de transitoires, et n'étudie que les séries d'échantillons dans lesquels un transitoire a été détecté.

5.2.1.1 Vue d'ensemble de la méthode

Comme décrit précédemment, la première étape de cette méthode est la reconstruction de la trajectoire de chacun des signaux dans l'espace des phases, avec les paramètres τ et m adéquats. Les valeurs de τ et m utilisées sont identiques pour les deux signaux. Une fois cette trajectoire obtenue, la *matrice des distances* est calculée. Les transitoires que l'on veut comparer ayant, la majeure partie du temps, des amplitudes différentes et changeantes au cours du temps, nous privilégions l'utilisation du coefficient de corrélation de Pearson, afin que les coefficients de la *matrice des similarités* soient normalisés et aient la même dynamique. Ceci facilite ainsi le choix du seuil à partir duquel deux vecteurs de l'espace des phases sont considérés comme récurrents. Le seuil peut alors être le même pour les deux signaux. Dans la suite de ce chapitre, le seuil de récurrence est fixé à 0.75, ce qui permet, comme nous l'avons vu dans la partie 3.4.2 du chapitre 3, d'avoir un nombre de récurrences ni trop petit, ni trop grand, lorsqu'un transitoire est présent.

Une fois l'image binaire RPA obtenue, il est nécessaire de quantifier ces récurrences, c'est-à-dire, de trouver une ou des métriques qui caractérisent leur nombre et leur organisation. La bibliographie présentée dans la partie 3.2.5, montre qu'il existe un nombre important de métriques, qui rendent compte de telle ou telle caractéristique du signal, comme sa stationnarité, sa périodicité, etc. Le choix de la bonne métrique, voire des bonnes métriques, peut avoir un impact important sur le résultat final de la caractérisation et de la classification. En

effet, il faut que les métriques choisies soient discriminantes vis-à-vis des signaux qui n'appartiennent pas à la même classe. Une fois cette métrique choisie, les résultats obtenus à la suite de cette étape pourront alimenter un classifieur. Dans la section suivante, nous allons présenter quelques métriques pertinentes dans notre contexte.

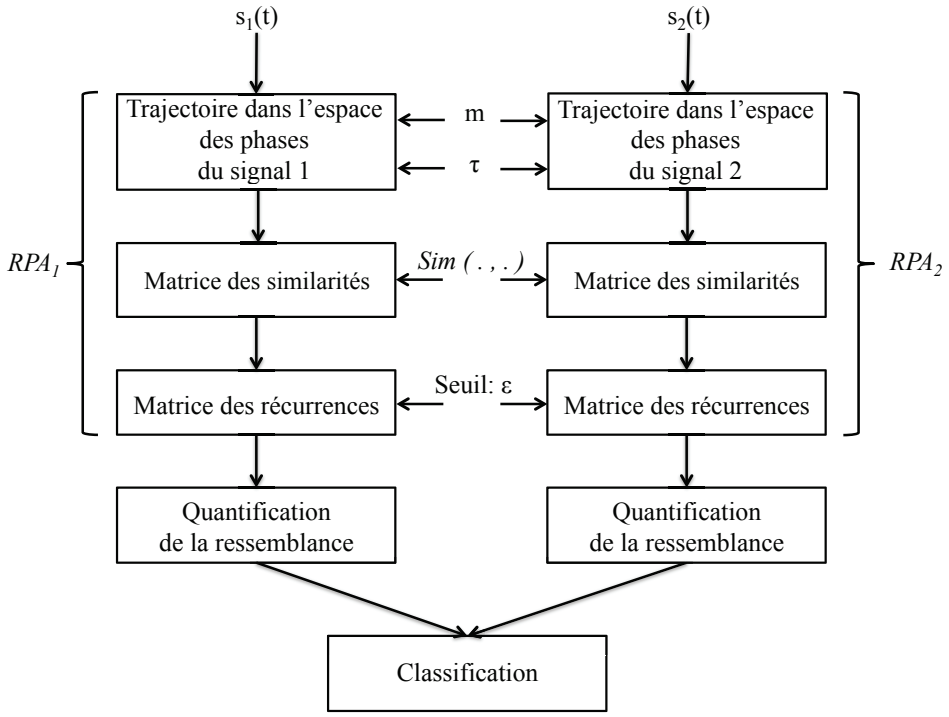

FIGURE 5.1 – Schéma bloc de la première méthode possible pour caractériser et classifier les transitoires.

5.2.1.2 Quantification de l'image RPA

Comme nous l'avons vu, les transitoires acoustiques étudiés dans ce manuscrit ont une nature fortement oscillante, avec une évolution rapide des valeurs des échantillons successifs, des passages à zéro souvent nombreux et rapprochés dans le temps. Aussi, les représentations RPA obtenues avec ces signaux, présentent des récurrences formant des diagonales plus ou moins courtes, et quasi-parallèles, comme présenté dans les exemples de l'annexe B.

Pour quantifier le nombre et la position des récurrences présentes dans la *matrice des récurrences*, et notamment les diagonales, nous avons vu dans la section 3.2.5 qu'il existait un certain nombre de fonctions dédiées, regroupées sous le nom de **RQA**. La première fonction RQA que nous utilisons dans ce chapitre, est le **nombre moyen de récurrences obtenues dans chaque diagonale** (Fig. 5.2) [Birleanu12a], définie par :

$$R_D^+(t) = \frac{1}{N-t} \sum_{i=1}^{N-t} R_{i,i+t} \tag{5.1}$$

lorsqu'on étudie les diagonales secondaires situées au dessus de la diagonale principale, et par :

$$R_D^-(t) = \frac{1}{N-t} \sum_{i=1}^{N-t} R_{i+t,i} \tag{5.2}$$

lorsqu'on étudie les diagonales secondaires situées sous la diagonale principale.

Dans l'équation (5.1), N est le nombre de colonnes de la matrice RPA ou CRPA, et dans l'équation (5.2), N est le nombre de lignes, $R_{i,j}$ est le coefficient d'indice (i, j) de la matrice RPA, et t est un entier entre 0 et $N-1$. Le résultat de ces équations n'est pas une valeur unique, mais doit être vu comme un histogramme du pourcentage de récurrences par diagonale, en fonction de l'indice de la diagonale.

Les relations existant entre cette métrique RQA, la représentation RPA et le signal sont les suivantes : i) plus un pic de l'histogramme a une grande amplitude, plus la diagonale secondaire associée sur la représentation RPA est longue, et donc plus la série d'échantillons considérés comme récurrents est longue. ii) plus le nombre de pics est grand, plus il y a de diagonales secondaires sur la représentation RPA et donc plus il y a des séries d'échantillons revenant de manière récurrente au cours du temps. Potentiellement, cela signifie que le signal oscille beaucoup et pendant longtemps. iii) la distance entre chaque pic de l'histogramme traduit le nombre de pixels séparant chaque ligne diagonale sur le RPA et est donc directement liée à la fréquence d'oscillation de la forme d'onde du transitoire.

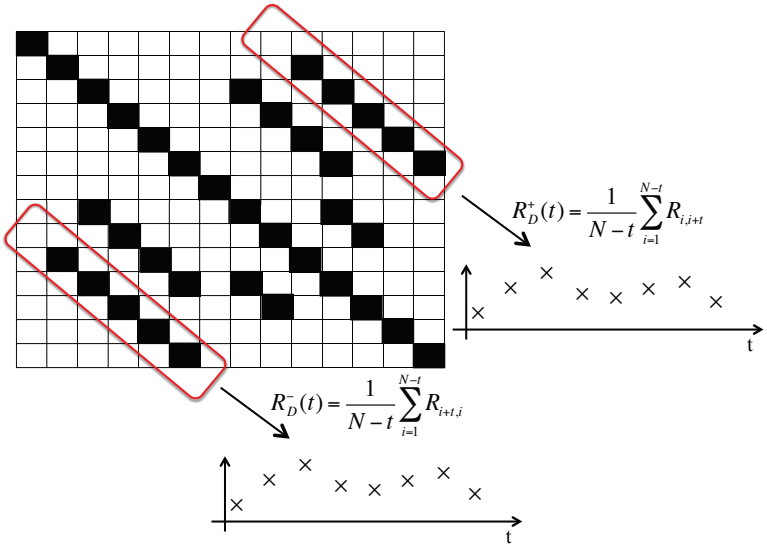

FIGURE 5.2 – Exemple de quantification de l'image RPA : somme du nombre de récurrences dans chaque diagonale de la *matrice des récurrences*.

5.2.1.3 Exemples sur données simulées

Afin d'évaluer l'évolution du nombre et de la répartition des récurrences dans une matrice RPA correspondant à un transitoire semblable à celui d'un odontocète, nous avons simulé les

formes d'onde de plusieurs clics, à partir du modèle piston présenté au chapitre 1. Considérant la forme d'onde obtenue lorsque l'hydrophone est sur l'axe perpendiculaire au piston, nous avons généré par pas de 5 degrés, les formes d'onde reçues par un hydrophone situé à un angle allant de 5 à 55 degrés par rapport à la perpendiculaire au piston. Les paramètres utilisés pour définir la forme d'onde à 0 degré et les caractéristiques du piston, sont les mêmes que dans la partie 1.3.3. Pour chacune des 12 formes d'onde obtenues, nous calculons la *matrice des récurrences* avec les paramètres $m = 16$, $\tau = 1$, le coefficient de corrélation de Pearson pour évaluer la ressemblance des vecteurs de l'espace des phases, et un seuil $\varepsilon = 0.75$. Les matrices RPA obtenues sont présentées sur la figure 5.3, et les résultats des fonctions de quantification associées à ces matrices sont donnés sur les figures 5.4 et 5.5.

Nous observons clairement des changements sur la représentation RPA, à mesure que l'angle entre l'axe du piston et l'hydrophone augmente, y compris pour les changements minimes de forme d'onde entre 0 et 10 degrés par exemple. Au delà de 50 degrés, les formes d'onde n'évoluant presque plus, nous obtenons alors des représentations RPA très similaires (les formes d'onde et les représentations RPA aux angles entre 60 degrés et 90 degrés ont été tracées mais ne sont pas représentées dans ce manuscrit). Ces changements de la représentation RPA, sont quantifiés par la mesure du pourcentage de récurrences dans chaque diagonale et dans chaque colonne de la matrice (Fig. 5.4 et 5.5). En répétant ces simulations pour différents RSB entre 5 dB et 25 dB, nous constatons que les résultats obtenus avec la fonction R_D restent consistants à partir d'un RSB égal à 10 dB. La position des pics sur l'histogramme, et leur amplitude, sont quasi-similaires pour les RSB supérieurs ou égaux à 10 dB .

5.2.1.4 Exemples sur données réelles

Nous avons également représenté le RPA des formes d'onde de clics réels, en suivant les quatre premières étapes du schéma bloc de la figure 5.1, et calculé la fonction R_D associée à ces représentations RPA. La figure 5.6 montre les résultats obtenus avec trois clics produits par une baleine à bec de Blainville. Ces clics appartiennent au train de clics d'un même animal. Ils ont été enregistrés par Woods Hole Oceanographic Institution à El Hierro dans l'archipel des Canaris (Espagne) (ces données sont disponibles en libre accès sur le site *mobysound.org*). La fréquence est de 192 kHz et la quantification est faite sur 16 bits. De nouveau, le RPA est calculé avec les paramètres suivants : $\tau = 1$, $m = 16$, le coefficient de corrélation de Pearson et un seuil de récurrence $\varepsilon = 0.75$.

La première chose que nous remarquons sur les formes d'onde (Fig. 5.6), est que leur amplitude varie d'un facteur 3 entre le clic numéro 1 et le clic numéro 3. De plus, nous constatons que ces trois clics semblent avoir une forme d'onde quasi-identique pendant les 100 premiers échantillons, puis, qu'ensuite, il y a la présence plus ou moins marquée d'oscillations supplémentaires, qui peuvent être dûes à la réverbération, à la dispersion dans le milieu ou à la directionnalité de l'émission. Ces trois exemples sont donc intéressants pour évaluer le potentiel du RPA en terme de caractérisation et de classification des formes d'onde.

L'observation des représentations RPA confirme qu'une partie de la forme d'onde doit être identique aux trois clics. En effet, nous voyons que dans chacune des images, les récurrences

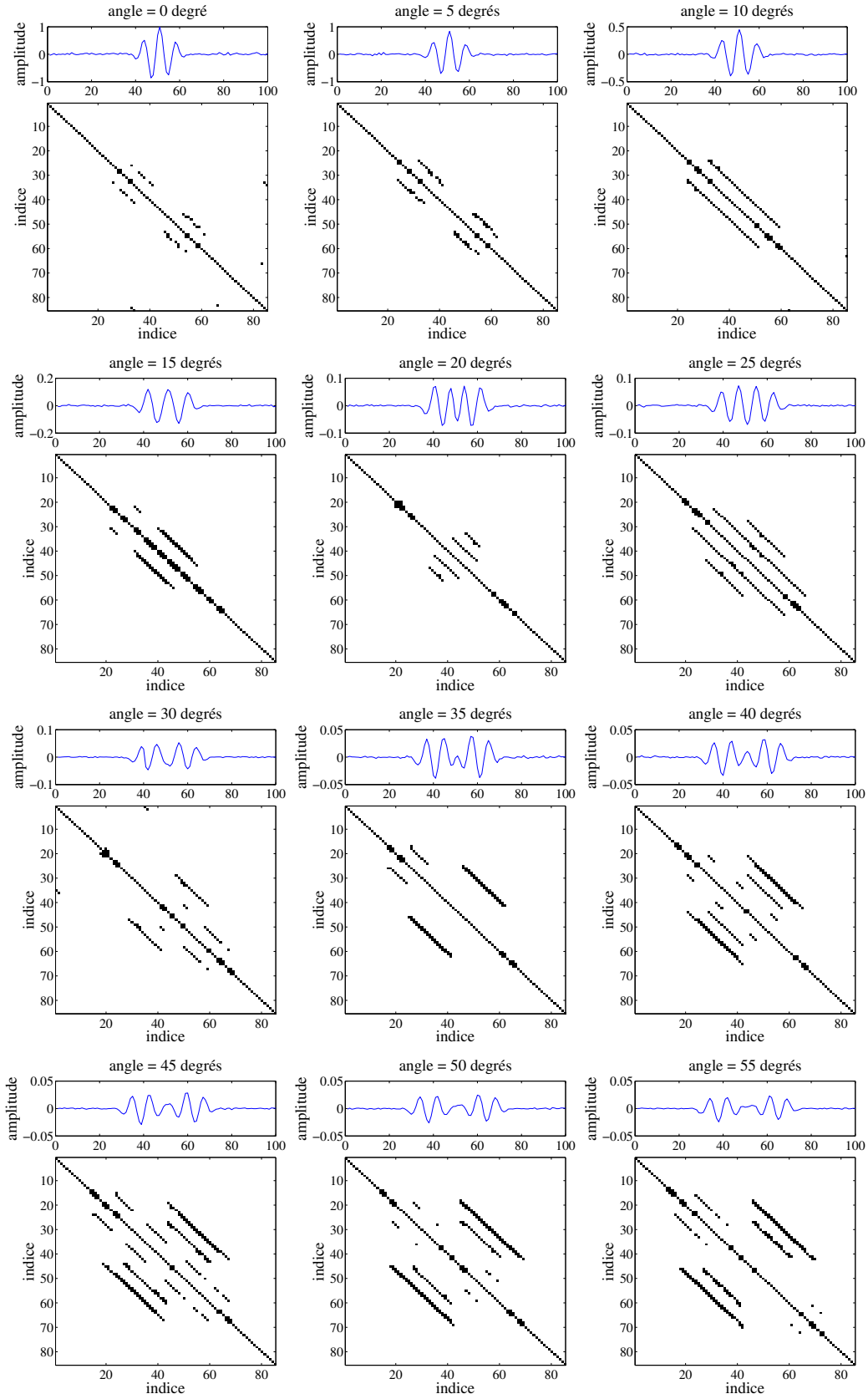

FIGURE 5.3 – Exemple de représentations RPA, pour un clic d'odontocète simulé à partir du modèle piston, et vu sous différents angles à la réception (de 0 à 55 degrés par pas de 5).

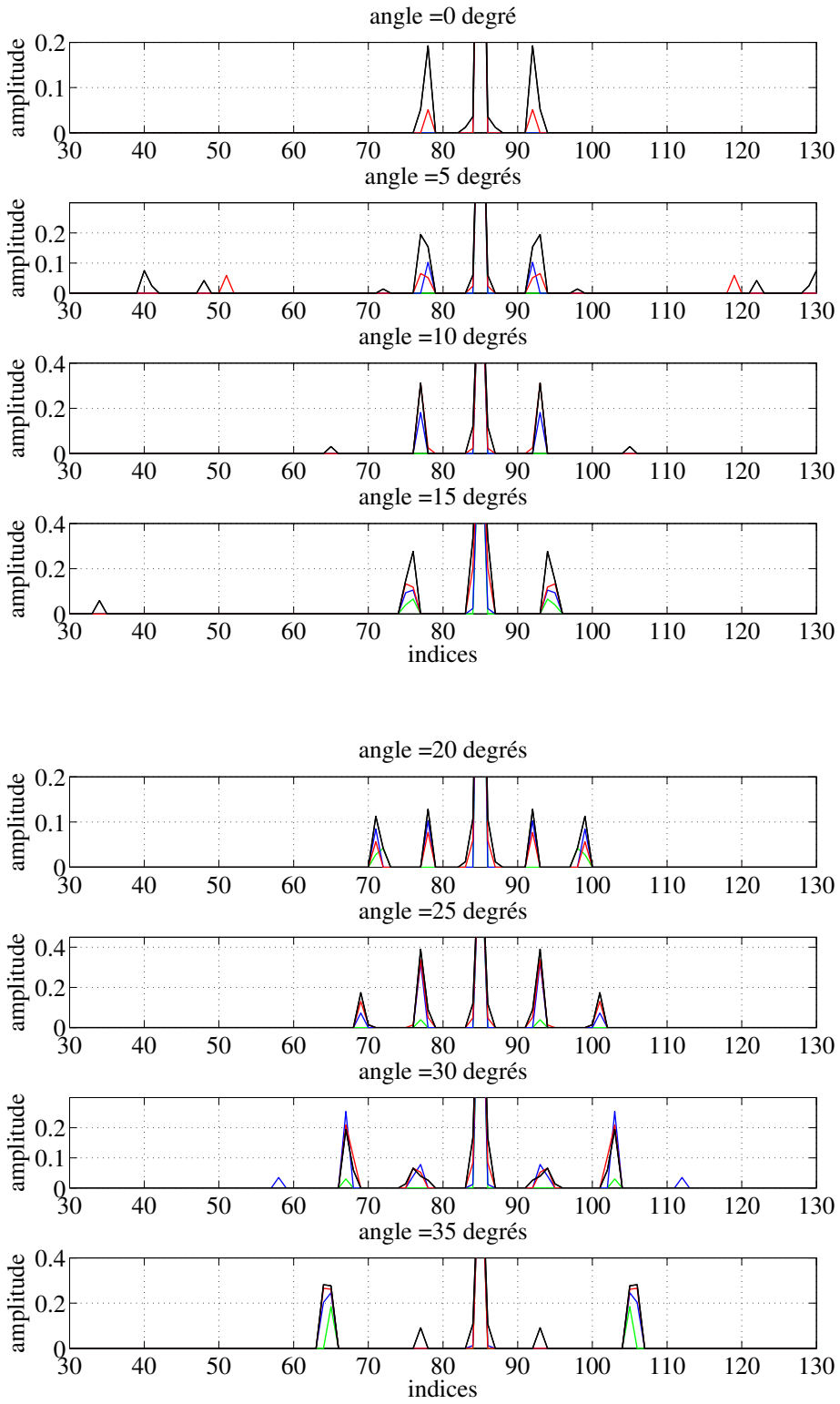

FIGURE 5.4 – Résultats des métriques RQA pour un angle de réception du clic simulé entre 0 et 35 degrés, et en fonction du RSB : nombre de récurrences moyen par diagonale ; RSB = 5 dB (vert) ; RSB = 10 dB (bleu) ; RSB = 15 dB (rouge) ; RSB = 25 dB (noir)

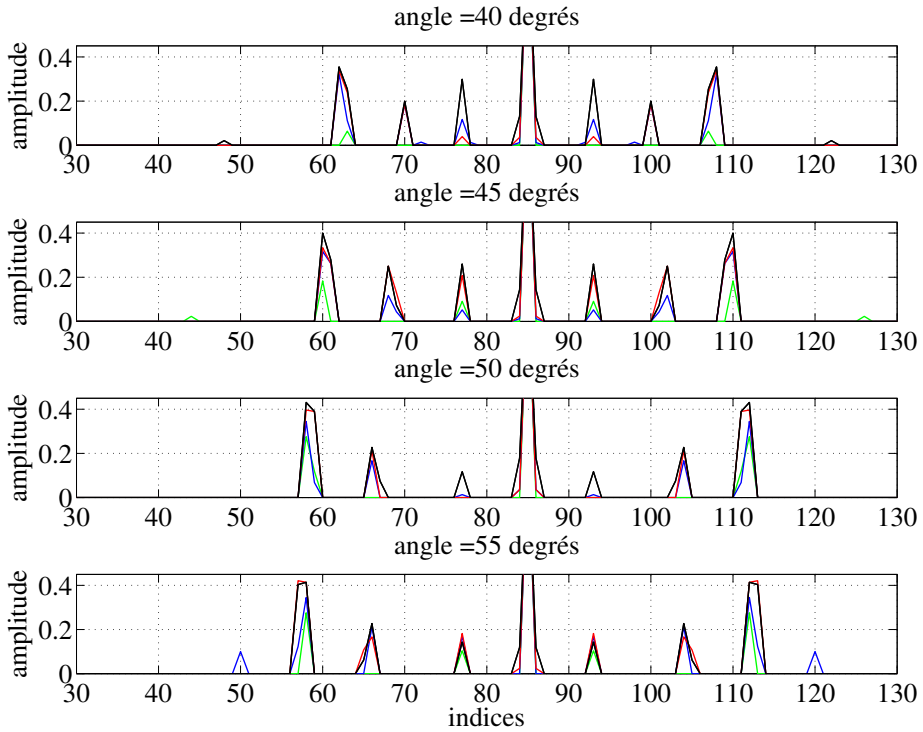

FIGURE 5.5 – Résultats des métriques RQA pour un angle de réception du clic simulé entre 40 et 55 degrés, et en fonction du RSB : nombre de récurrences moyen par diagonale ; RSB = 5 dB (vert) ; RSB = 10 dB (bleu) ; RSB = 15 dB (rouge) ; RSB = 25 dB (noir)

forment un motif identique (encadré en rouge), qui se décompose en une longue diagonale secondaire de part et d'autre de la diagonale principale (indiquée en magenta sur le RPA du premier clic), puis en trois diagonales plus courtes (indiquées en orange sur le RPA du premier clic). Ces motifs sont exactement à la verticale de la forme d'onde des clics, ce qui confirme qu'ils sont bien caractéristiques de la forme d'onde.

Si l'analyse visuelle des motifs de récurrence semble évidente, leur quantification est plus difficile, comme nous le constatons avec le résultat de la fonction R_D présentée sur la figure 5.6. Sur ces courbes R_D, nous voyons de part et d'autre du pic associé à la diagonale principale de la matrice, des pics correspondant aux récurrences décrites dans le paragraphe précédent. La position relative des premiers pics, par rapport à celui correspondant à la grande diagonale, est identique pour les trois clics. Cependant, leur amplitude varie d'une figure à l'autre, en raison de la présence, sur l'image, d'autres points de récurrences, dûs aux oscillations associées à la réverbération du milieu, voire même au bruit de fond (récurrences encadrées en bleu). De plus, le fait que le clic de baleine à bec soit une modulation linéraire de fréquence, peut affecter la longueur des diagonales, et donc l'amplitude des pics présents sur l'histogramme. L'augmentation du nombre de points récurrents pour le clic 3, se traduit également par une augmentation du nombre de pics sur la courbe R_D. Il apparaît donc moins évident d'affirmer que les signaux se ressemblent, en regardant cette fonction, plutôt qu'en regardant directement l'image RPA.

5.2.1.5 Conclusion

La représentation RPA permet donc de mettre en évidence la présence de phénomènes particuliers dans les signaux. En comparant visuellement les motifs formés par les récurrences, il semble possible de dire si deux signaux ont des évolutions similaires ou différentes. En revanche, il est plus difficile de quantifier automatiquement ces motifs, en raison de la présence d'autres récurrences, associées aux oscillations issues de la dispersion dans le milieu. Enfin, pour les clics d'odontocètes qui ne présentent qu'une seule oscillation, le RPA a parfois peu, voire pas de diagonales parallèles à la diagonale principale, comme c'était le cas sur la figure 5.3 avec les signaux simulés correspondant aux angles 0 et 5 degrés.

5.2.2 Méthode 2 : Utilisation du cross-RPA

5.2.2.1 Vue d'ensemble de la méthode

La seconde méthode pour comparer la ressemblance entre deux transitoires, s'appuie sur le CRPA présenté dans la partie 3.2.6. La chaîne de traitement associée à cette méthode est présentée par le schéma bloc de la figure 5.7.

Après avoir reconstruit indépendamment la trajectoire de chacun des signaux dans l'espace des phases, avec des paramètres τ et m identiques, la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases du signal 1 et les vecteurs de l'espace des phases du signal 2 est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson. L'utilisation du coefficient de corrélation de Pearson

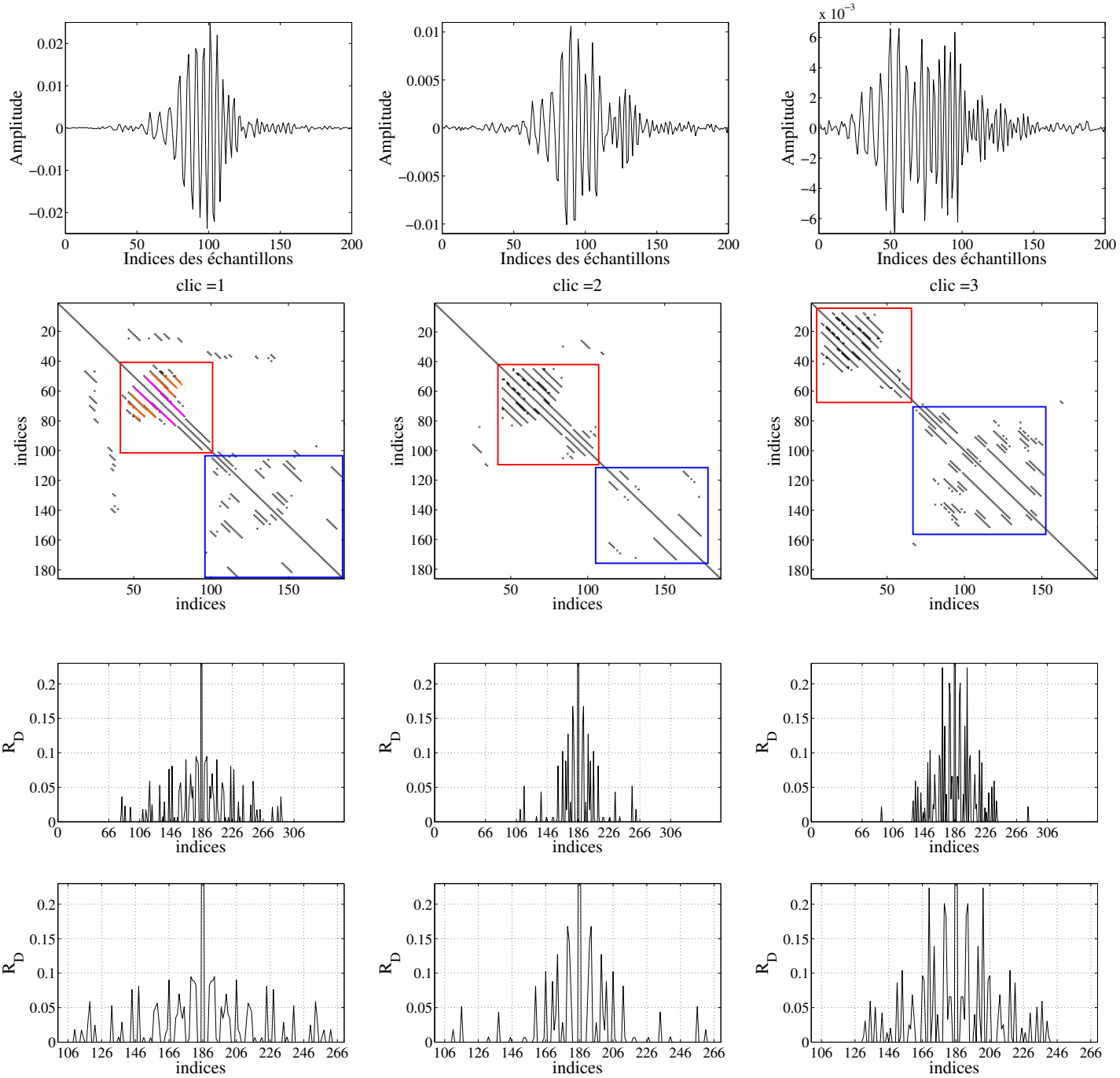

FIGURE 5.6 – Représentation RPA et quantification du nombre de récurrences moyen sur les diagonales (R_D) de trois clics d'une baleine à bec de Blainville provenant du même train de clics. Les trois figures du bas sont un zoom autour des indices d'intérêt, de l'histogramme donnant le pourcentage de points récurrents dans chaque diagonale. Les motifs de récurrence caractéristiques du clic de baleine à bec de Blainville sont encadrés en rouge. Les récurrences dûes aux oscillations issues de la dispersion lors de la propagation sont encadrées en bleu. Les diagonales secondaires les plus longues de part et d'autre de la diagonale principale sont indiquées en magenta. Les trois diagonales plus courtes sont indiquées en orange.

permet de s'affranchir des différences éventuelles d'amplitude entre les clics que l'on compare. On obtient alors une seule *matrice des distances*, que l'on seuille pour obtenir la *matrice des récurrences*.

Une fois la représentation CRPA obtenue, nous quantifions, comme dans la méthode précédente, le nombre et les positions des récurrences. Pour cela, nous pouvons de nouveau utiliser la fonction R_D définie par les équations (5.1) et (5.2). Comme le CRPA indique les séries d'échantillons du signal 1 qui ressemblent à ceux du signal 2, nous pouvons également utiliser une nouvelle fonction RQA, afin de compter le nombre d'échantillons successifs pendant lesquels les deux signaux se ressemblent. Nous pouvons alors trouver pour les deux signaux comparés, la position de ces échantillons communs, ce qui peut être intéressant dans un contexte de reconnaissance de forme, comme nous le verrons dans la partie 5.2.3.

L'utilisation de ces fonctions RQA, permet alors d'alimenter un classifieur afin de regrouper en une même classe, les clics qui se ressemblent. Cela pourrait se faire par exemple, via l'utilisation d'un algorithme de détection de communautés [Serrà12].

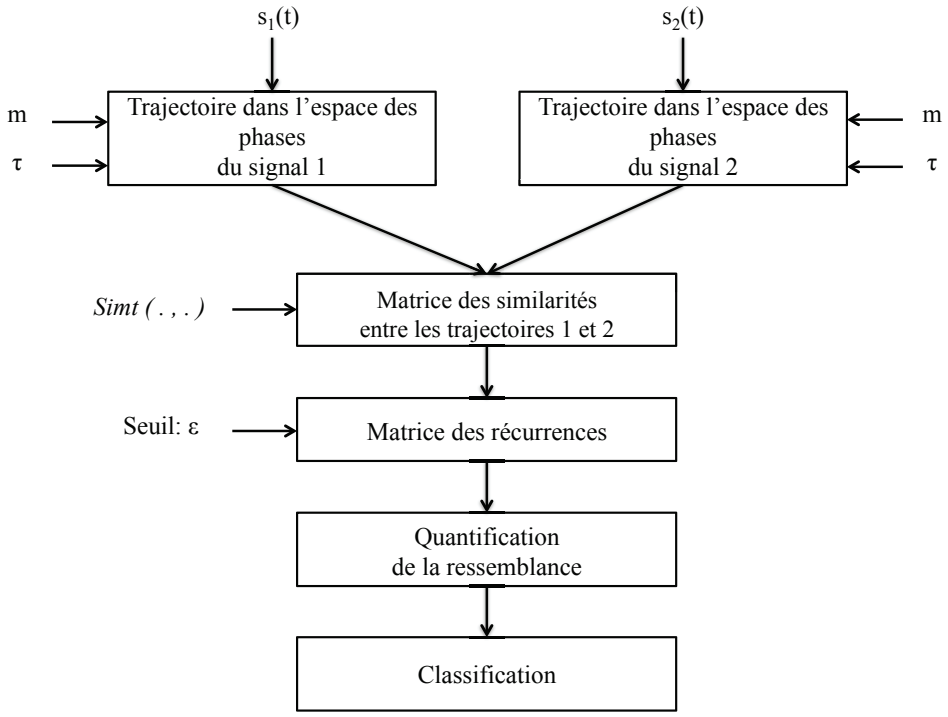

FIGURE 5.7 – Schéma bloc de la deuxième méthode de caractérisation des transitoires, utilisant le CRPA.

5.2.2.2 Quantification de l'image CRPA

Comme nous venons de le dire, une fonction de quantification visant à rechercher la plus longue diagonale formée par les récurrences [Eckmann87, Serrà09] peut être utilisée sur les représentations CRPA. Elle est définie comme suit :

initialisation

$$\begin{cases} L_{1,i} = R_{1,i} & \text{pour } i = 1, ..., N_x \\ L_{j,1} = R_{j,1} & \text{pour } j = 1, ..., N_y \end{cases}$$

déroulement

$$L_{i,j} = \begin{cases} L_{i-1,j-1} + 1 & \text{si } R_{i,j} = 1 \\ 0 & \text{si } R_{i,j} = 0 \end{cases}$$

où N_x est le nombre de colonnes et N_y est le nombre de lignes de la matrice RPA.

finalisation

$$L_{max} = max\big(L_{i,j}\big) \text{ pour } i = 1, ..., N_x \;\; j = 1, ..., N_y \tag{5.3}$$

Cette fonction de quantification du RPA ne se fait que sur les matrices CRPA. En effet, dans le cas des matrices RPA, la plus longue diagonale de récurrences, est la grande diagonale de la matrice. Cette diagonale n'apporte donc rien à la caractérisation du signal, puisqu'elle correspond aux coefficients de la *matrice des récurrences* pour lesquels, chaque vecteur de l'espace des phases est comparé à lui même. En revanche, dans le cas du CRPA, la valeur de L_{max} indique le nombre d'états successifs, pendant lesquels les deux signaux que l'on compare évoluent de façon similaire.

En plus de connaître la valeur de L_{max}, nous pouvons également déterminer la position de cette diagonale sur l'image CRPA et remonter, pour les deux signaux, aux échantillons associés à cette diagonale.

5.2.2.3 Exemples sur données simulées

Nous illustrons sur un exemple de données simulées, le comportement de cette méthode de reconnaissance des transitoires. Nous utilisons de nouveau, les clics issus du piston circulaire. Les paramètres des clics et du piston sont identiques à ceux utilisés précédemment. Dans cette exemple, nous prenons comme signal de référence, la forme d'onde enregistrée sur l'axe perpendiculaire au piston, et nous la comparons avec huit autres clics reçus entre 0 et 35 degrés, par pas de 5 degrés. Tous ces clics sont mélangés à un bruit blanc gaussien, avec un RSB de 25 dB.

La représentation CRPA obtenue pour ces huit clics, ainsi que le résultat des fonctions R_D et R_V sont présentés sur la figure 5.8. Comme avec le RPA dans la partie précédente, nous constatons que la représentation évolue, selon la forme d'onde du clic qui est comparé au clic de référence. Il est intéressant de noter, que lorsqu'on fait le CRPA du clic de référence émis à un angle de 0 degré, avec les clics reçus à 0 degré et à 5 degrés, l'image obtenue ressemble beaucoup à celle que nous avons eu pour ces mêmes angles avec le RPA sur la figure 5.3. Seule la diagonale principale a disparu, et a été remplacée par une diagonale plus courte, en raison des différences liées aux échantillons de bruit avant et après le clic qui ne sont pas récurrents entre les deux signaux.

Cette similarité dans les images correspondant aux angles 0, 5 et 10 degrés, se retrouve également dans les courbes des fonctions R_D. Pour les représentations CRPA correspondant à ces trois angles, nous obtenons un pic principal d'amplitude de 0.4, et deux pics secondaires de part et d'autre du pic principal, dont les amplitudes varient de 0.1 à 0.2. À partir de 15 degrés, la courbe R_D est nettement différente et présente 4 pics d'amplitudes semblables.

Nous avons également calculé la longueur de la plus longue diagonale présente sur chacune de ces images. Les résultats sont donnés dans le tableau 5.1. Pour les clics reçus entre 0 et 10 degrés, L_{max} est supérieur à 30. Cela signifie que pendant 30 états successifs de la trajectoire dans l'espace des phases, ces signaux ont une évolution similaire. Ces résultats sont cohérents, puisqu'à un facteur d'amplitude près, les formes d'onde de ces trois clics sont très similaires. Dans le cas des clics reçus au delà de 15 degrés, la valeur de L_{max} chute, ce qui est justifié par les formes d'onde nettement différentes des clics que l'on compare au signal de référence.

Table 5.1 – Longueur de la diagonale de récurrences la plus longue (L_{max}), lorsqu'on prend comme référence un clic émis dans l'axe (angle = 0 degré) et qu'on le compare à des clics émis entre 0 et 35 degrés par pas de 5 degrés. Ces résultats correspondent aux représentations RPA de la figure 5.8.

Angle	0 °	5 °	10 °	15 °	20 °	25 °	30 °	35 °
L_{max}	34	36	32	12	21	27	21	23

5.2.2.4 Exemples sur données réelles

Dans cette section, nous reprenons les clics de baleine à bec utilisés précédemment. Le CRPA est calculé entre le clic 1 de la figure 5.6 pris comme référence, et deux autres clics émis par le même animal quelques instants plus tard. Les formes d'onde de ces deux clics ont des amplitudes et des durées variables, différentes de celles du clic de référence (Fig. 5.9). Les récurrences de ces deux représentations CRPA forment des motifs très similaires, composés de 9 à 10 lignes diagonales quasi-parallèles entre elles, dont la plus longue, au centre du motif, a une longueur L_{max} d'environ 70. Ces motifs de récurrence ressemblent également à ceux obtenus précédemment sur la figure 5.9 et s'avèrent donc caractéristiques de cette forme d'onde. La difficulté réside dans la quantification de ces motifs. En effet, la présence d'autres points de récurrences avant et après le motif correspondant au clic, donne une courbe R_D très différente d'un clic à l'autre, rendant particulièrement difficile leur utilisation et leur interprétation à des fins de classification, comme nous le voyons sur les quatre dernières sous-figures de la figure 5.9.

5.2.2.5 Conclusion

Le CRPA permet de comparer deux signaux et de trouver les séries d'échantillons qui évoluent de manière similaire. Lorsque les signaux se ressemblent, cela se traduit par une

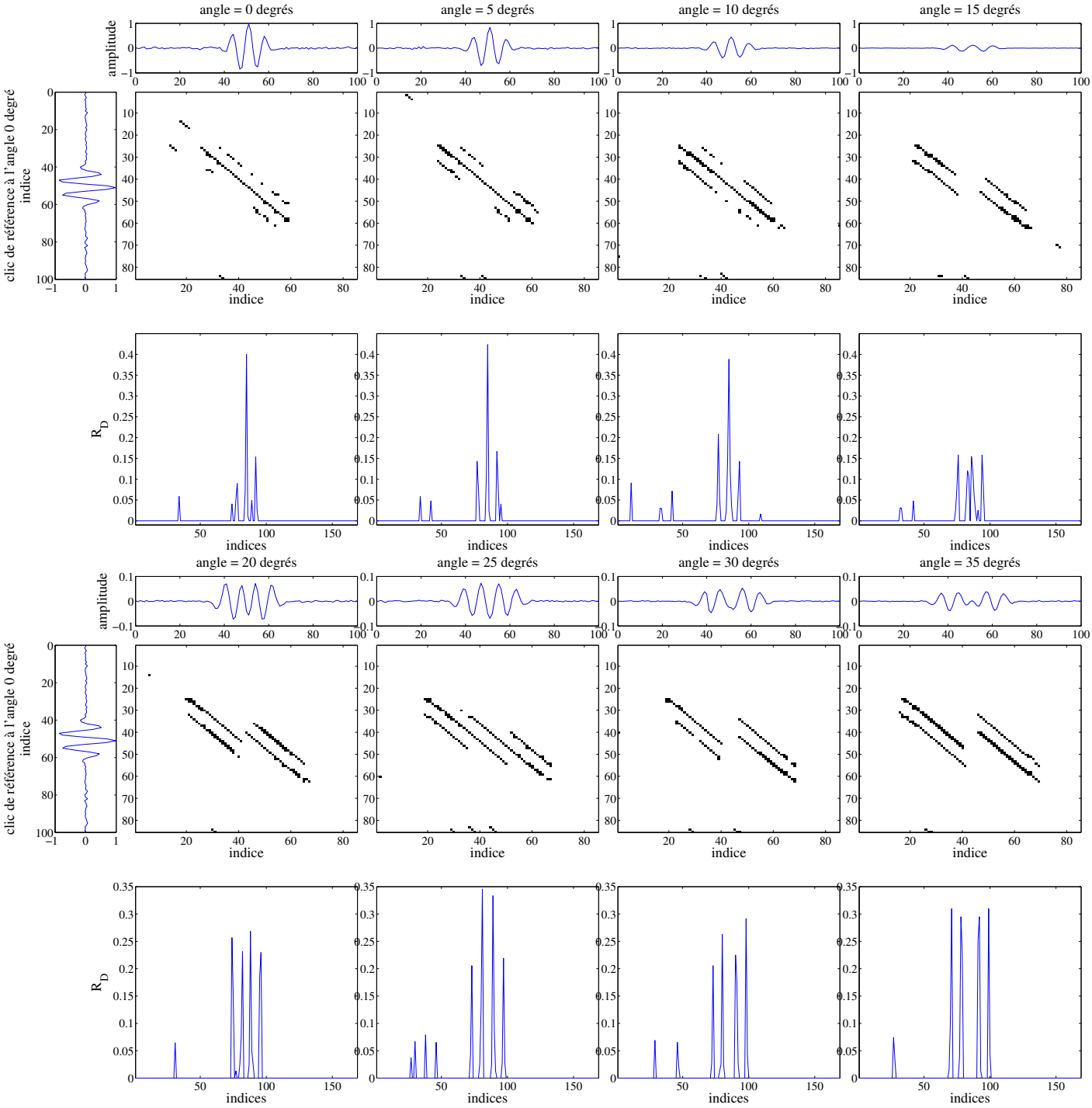

FIGURE 5.8 – CRPA entre un clic de référence émis dans l'axe (angle = 0 degré) et des clics émis entre 0 et 35 degrés par pas de 5 degrés, avec un RSB de 25 dB. Représentation du nombre de récurrences moyen sur les diagonales (R_D) et les verticales (R_V) de chaque image CRPA.

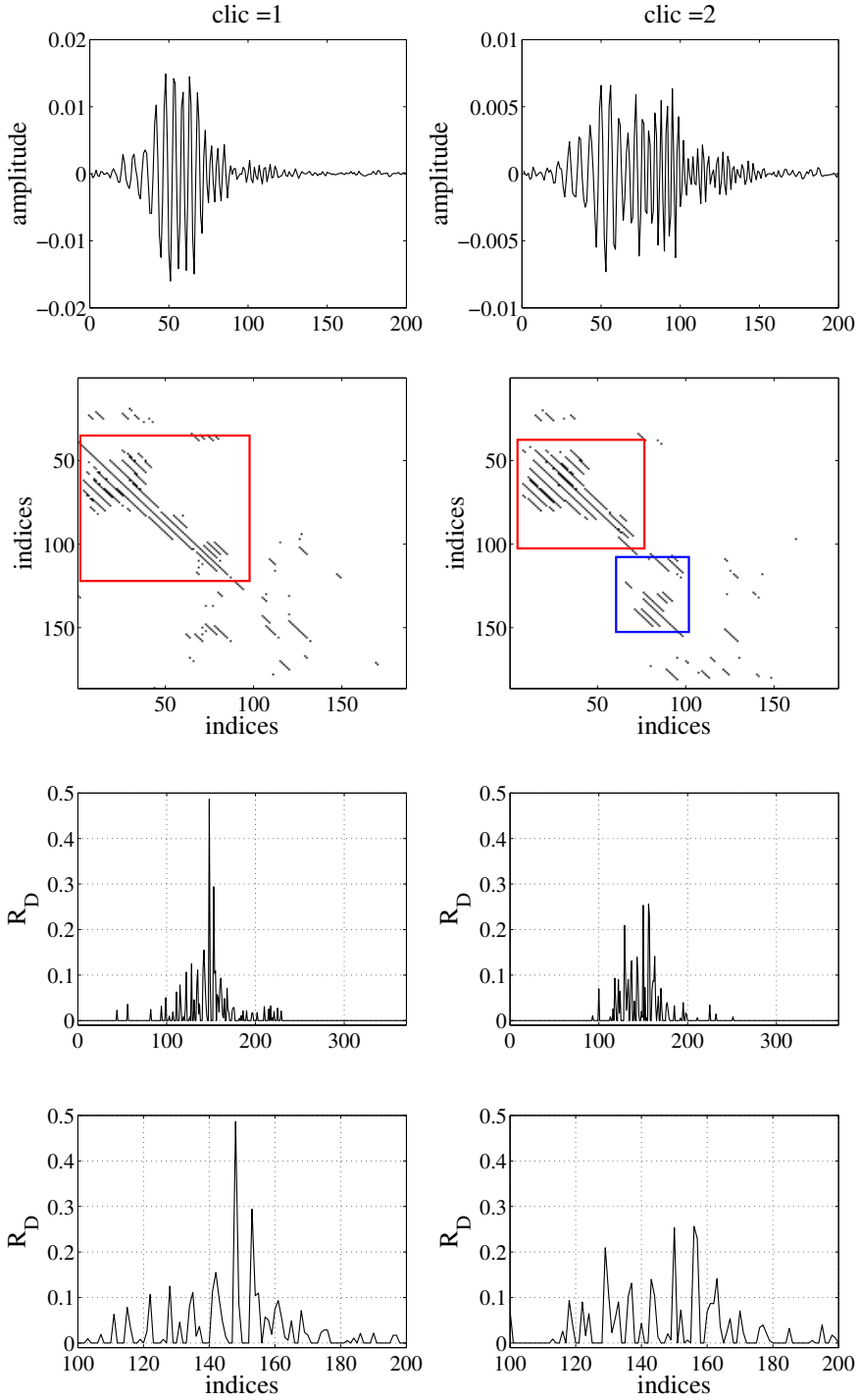

FIGURE 5.9 – CRPA entre un clic de baleine à bec de Blainville de référence dont la forme d'onde correspond au clic 1 de la figure 5.6, et deux autres clics émis par ce même animal. Représentation du nombre de récurrences moyen sur les diagonales (R_D) de chaque image CRPA. Les deux figures du bas sont un zoom autour des indices d'intérêt, de l'histogramme donnant le pourcentage de points récurrents dans chaque diagonale. Les motifs de récurrence caractéristiques du clic de baleine à bec de Blainville sont encadrés en rouge. Les récurrences dûes aux oscillations issues de la dispersion lors de la propagation sont encadrées en bleu.

longue diagonale sur l'image CRPA. La longueur de celle-ci peut être calculée pour quantifier la ressemblance, et alimenter un algorithme de classification. De plus, le motif formé par l'ensemble des récurrences de l'image ressemble généralement à celui obtenu en calculant le RPA de chacun des clics pris séparément. La quantification de l'image CRPA par des fonctions qui comptent le nombre de récurrences dans chaque diagonale ou dans chaque colonne est souvent rendue difficile par la présence de récurrences supplémentaires qui ne sont pas liées au clic que l'on cherche à caractériser, mais à des oscillations propres au bruit de fond, à la dispersion des ondes dans le milieu ou à la présence d'autres animaux.

5.2.3 Reconnaissance de formes d'onde récurrentes

Dans cette partie, nous allons appliquer la méthode basée sur le CRPA que nous venons de présenter dans la partie 5.2.2, et utiliser la métrique L_{max}, pour trouver, dans un signal issu d'un unique hydrophone, les transitoires dont les formes d'onde reviennent de façon récurrente au cours du temps.

Pour la suite, nous allons faire l'hypothèse que les formes d'onde des clics émis en train par un odontocète se ressemblent, ou, si la forme d'onde évolue au cours du temps, que cette évolution est progressive. À l'inverse, nous supposons que dans un intervalle de temps donné, il est peu probable que les sources benthiques émettent des impulsions avec les mêmes formes d'onde.

5.2.3.1 Matériel

Les signaux utilisés dans cette partie ont été enregistrés dans l'archipel de Molène par la Chaire CHORUS. La chaîne d'acquisition se compose d'un hydrophone HTI 92 WB (High Tech Inc., Gulport, MS, USA) relié à un enregistreur autonome RTSys ayant une fréquence d'échantillonnage de 312.5 kHz et une quantification sur 16 bits. Parmi l'ensemble des signaux enregistrés, nous prenons des séquences de 3 secondes contenant à la fois des impulsions benthiques et des clics de grands dauphins.

5.2.3.2 Méthode

Avant toute étape de caractérisation et de recherche des formes d'ondes récurrentes, il est nécessaire d'identifier les portions du signal qui contiennent des transitoires. Cette première étape est faite au moyen d'un détecteur d'impulsions, et donne les temps de début et de fin de chaque segment contenant un signal transitoire. Cette analyse est faite, comme dans la partie 4.4 du chapitre 4, sur des segments de 100 échantillons.

Ces segments contenant des transitoires peuvent ensuite être comparés les uns aux autres par la méthode CRPA de la partie 5.2.2. Le quantifieur L_{max} est alors utilisé pour évaluer la ressemblance entre deux transitoires, ainsi que pour trouver les séries d'échantillons qui sont récurrents entre ces deux transitoires. Cette mise en mémoire des échantillons récurrents

apporte, comme nous le verrons par la suite, un plus important à la transformée CRPA, par rapport à d'autres méthodes de comparaison des signaux, comme l'intercorrélation par exemple.

Cependant, cette étape de comparaison par le CRPA est fastidieuse. En effet, comme nous n'avons aucun a priori sur les transitoires qui vont fortement et faiblement se ressembler, il est nécessaire de comparer par le CRPA, toutes les combinaisons possibles. Ce traitement est donc couteux en temps de calcul. Les formes d'onde récurrentes que nous cherchons à détecter étant celles des clics émis par des grands dauphins, nous utilisons comme seule connaissance a priori, que l'ICI entre deux clics d'un même animal n'excéde jamais les 0.3 seconde. Aussi, le CRPA n'est pas calculé entre tous les clics du signal, mais uniquement entre les clics séparés par moins de 0.3 seconde.

Une fois cette étape de calcul des CRPA terminée, nous connaissons donc le degré de ressemblance de chaque transitoire avec les autres transitoires détectés au cours des 0.3 secondes suivantes, et nous connaissons également quels sont les échantillons communs entre eux. Plusieurs traitements peuvent alors être réalisés à partir de ces informations, dans le but classifier les transitoires et de regrouper, par exemple, ceux venant du même train de clics d'un odontocète. Dans les résultats qui suivent, nous nous contentons de montrer que l'analyse CRPA permet de mettre en évidence les échantillons qui ont le plus contribué aux récurrences. Nous constatons alors que lorsque des clics d'odontocètes sont présents dans les signaux, les échantillons les plus récurrents correspondent, en grande majorité, à leurs clics, démontrant ainsi l'intérêt de la méthode pour une application de reconnaissance des formes d'onde.

5.2.3.3 Résultats

Les résultats présentés sont issus de cinq signaux de trois secondes chacun, contenant dans des proportions plus ou moins grandes des clics de grands dauphins.

La première question que l'on peut se poser dans un problème de reconnaissance de forme, concerne le choix du seuil à partir duquel deux transitoires sont considérés comme ressemblants ou dissemblants. Pour apporter un début de réponse à cette question, nous avons tracé sur la figure 5.10, la distribution des valeurs de L_{max} obtenues pour chacun des cinq signaux. Nous constatons que la probabilité maximale est obtenue pour $L_{max} = 18$ et que 50% des valeurs de L_{max} sont entre 14 et 27. Or, dans les signaux que nous analysons, une majorité des transitoires sont issus de sources benthiques dont les formes d'onde ne se ressemblent pas. On peut donc supposer que ces valeurs de L_{max} ont pour contributeurs principaux les impulsions benthiques ou les échantillons de bruits, situés juste avant ou juste après les transitoires détectés. À l'inverse, comme les valeurs de L_{max} élevées indiquent que les deux transitoires comparés par le CRPA se ressemblent beaucoup, on peut supposer que ces valeurs sont majoritairement obtenues lorsque deux clics de grand dauphin sont comparés.

Pour confirmer ces hypothèses, la figure 5.11 montre trois exemples de représentations CRPA entre un clic de grand dauphin et des transitoires d'origine inconnue. La figure 5.12 montre, elle, les représentations CRPA entre ce même clic de grand dauphin, et trois autres clics issus du même train. Nous constatons que les diagonales de récurrences les plus longues

sont obtenues lorsque l'on compare les clics venant du même train. Le tableau 5.2 donne les valeurs de L_{max} pour ces six exemples. De plus, lorsque l'on compare les clics de dauphins, nous voyons que ce sont systématiquement les mêmes échantillons du signal qui sont associés à la diagonale la plus longue.

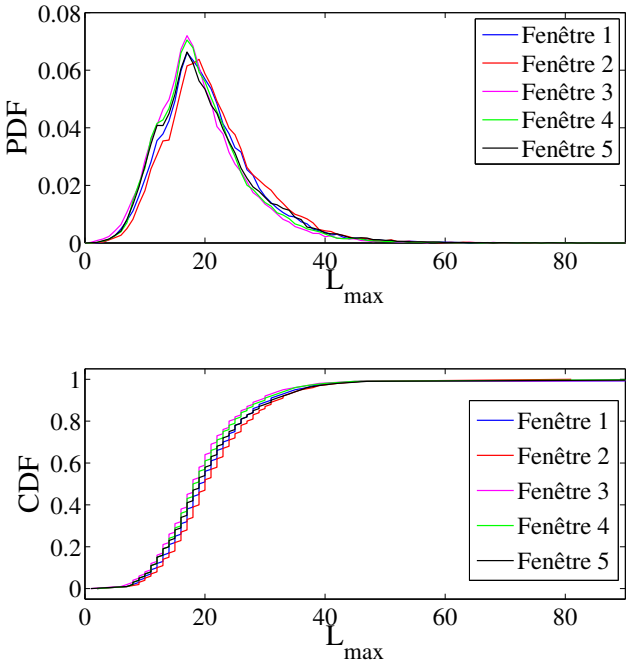

FIGURE 5.10 – Distribution des valeurs de L_{max} : densité de probabilité (en haut) ; fonction de répartition (en bas)

Nous avons calculé le pourcentage de transitoires ayant produit au moins une valeur de L_{max} supérieure au seuil $\lambda_{L_{max}}$ au delà duquel deux signaux sont considérés comme ressemblants. En faisant varier cette valeur de seuil entre 25 et 65, nous obtenons pour chacun des signaux étudiés les courbes de la figure 5.13. Comme attendu, plus le seuil est élevé, moins il y a de transitoires à se ressembler. Les figures 5.14 et 5.15 permettent d'observer sur deux des cinq signaux analysés, quels sont les transitoires ayant donné des valeurs de L_{max} supérieures aux seuils 40, 50, 55 et 60. Nous voyons sur ces deux figures, que ce sont majoritairement les clics produits par les grands dauphins qui continuent d'être considérés comme les plus récurrents, à mesure que le seuil de détection des transitoires récurrents augmente.

Nous aurions pu obtenir des résultats similaires en utilisant par exemple l'inter-corrélation, pour étudier la ressemblance entre les signaux. Cependant, le CRPA apporte une information supplémentaire quant au degré de ressemblance entre les transitoires. En effet, connaissant la position dans l'image CRPA de la diagonale associée au L_{max}, nous sommes capables de savoir quels sont les échantillons ayant contribué à ces récurrences.

La figure 5.16 montre, pour quelques-uns des clics identifiés comme récurrents sur les figures 5.14 et 5.15 précédentes, les échantillons les plus récurrents (en vert), qui ont effectivement

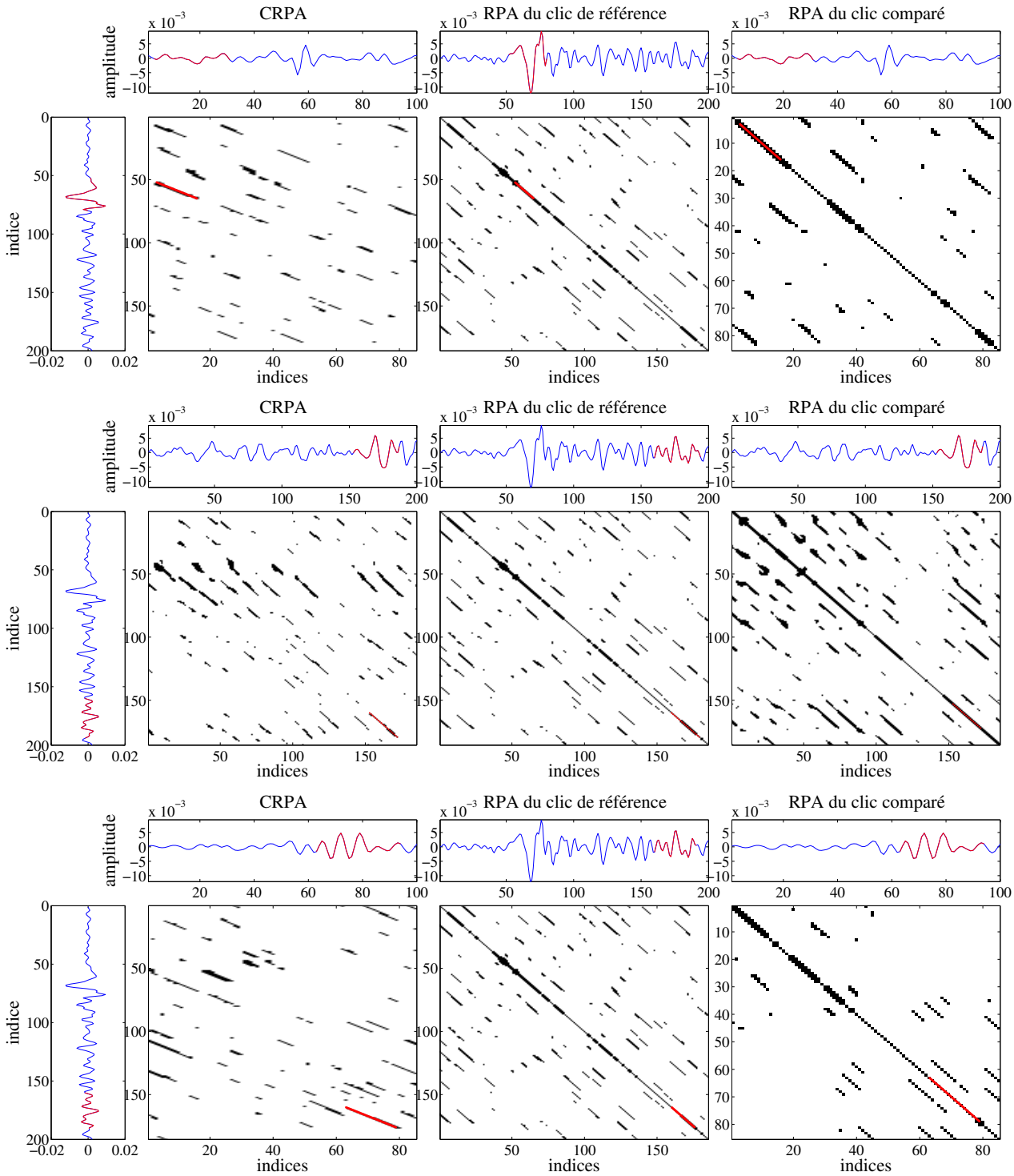

FIGURE 5.11 – De gauche à droite : CRPA entre un clic de grand dauphin pris comme référence et des transitoires de nature inconnue ; RPA du clic de grand dauphin ; RPA du transitoire inconnu. Les échantillons récurrents ayant produit la diagonale la plus longue (L_{max}) sont indiqués par la ligne rouge.

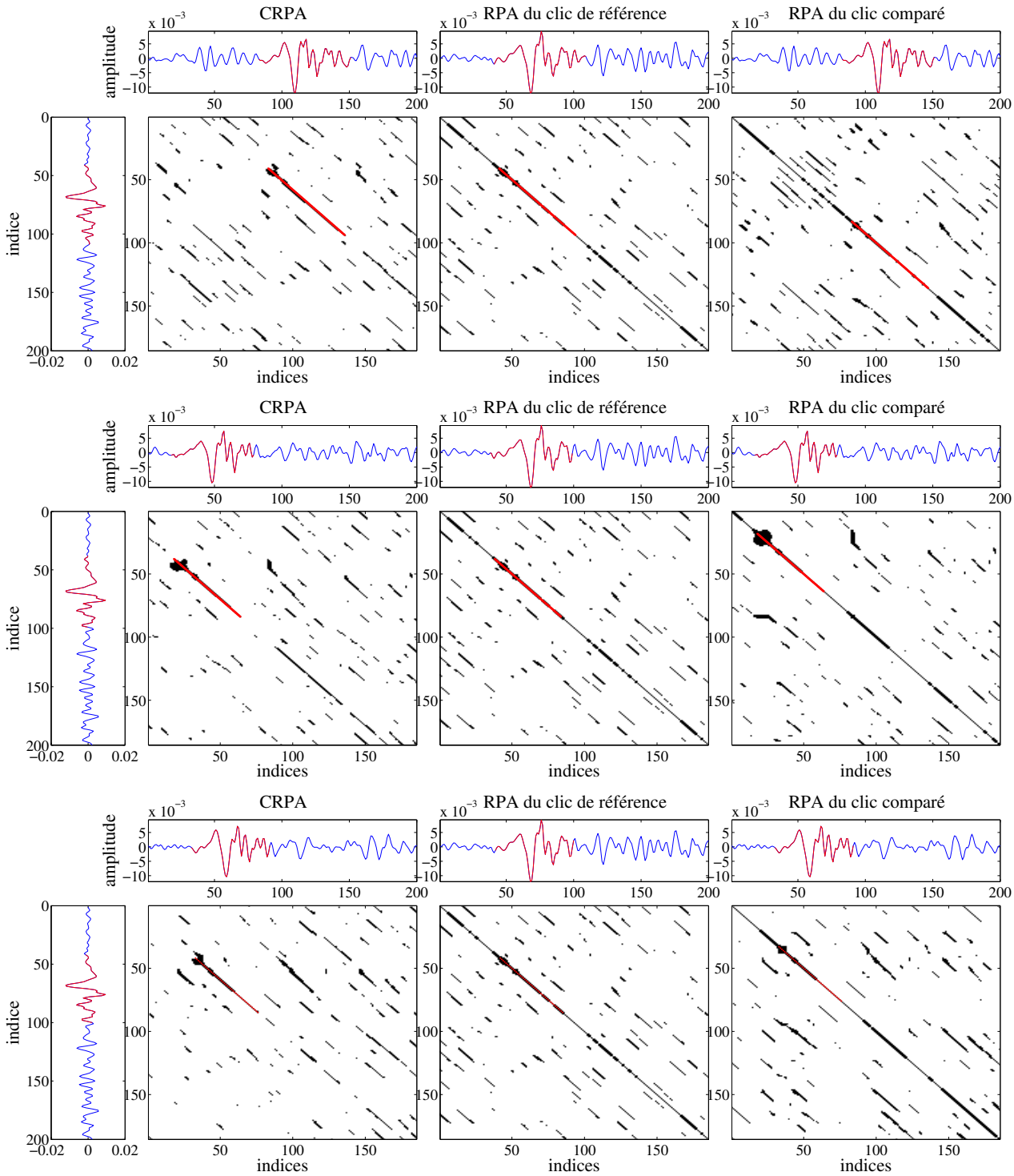

FIGURE 5.12 – De gauche à droite : CRPA entre un clic de grand dauphin pris comme référence et un autre clic du train du même animal ; RPA du clic de grand dauphin pris comme référence ; RPA du clic de grand dauphin que l'on veut comparer au clic de référence. Les échantillons récurrents ayant produit la diagonale la plus longue (L_{max}) sont indiqués par la ligne rouge.

TABLE 5.2 – Valeurs de L_{max} et de l'inter-corrélation entre le clic de dauphin pris comme référence et les clics benthiques et les clics du même dauphin utilisés dans les exemples des figures 5.11 et 5.12.

Désignation	L_{max}
Clic benthique 1	13
Clic benthique 2	19
Clic benthique 3	16
Clic dauphin 1	53
Clic dauphin 2	46
Clic dauphin 3	43

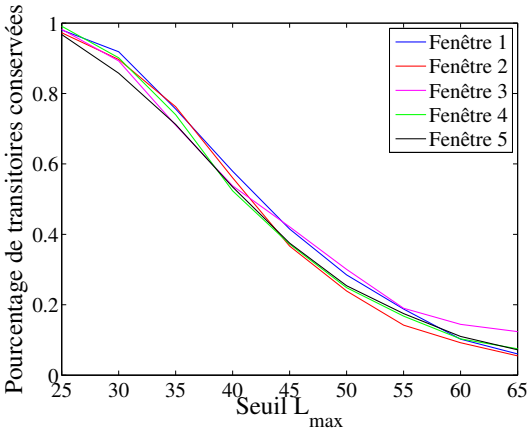

FIGURE 5.13 – Évolution du pourcentage de transitoires ayant donné, au minimum, une valeur de L_{max} supérieure au seuil fixé pour décider si deux transitoires se ressemblent ou non.

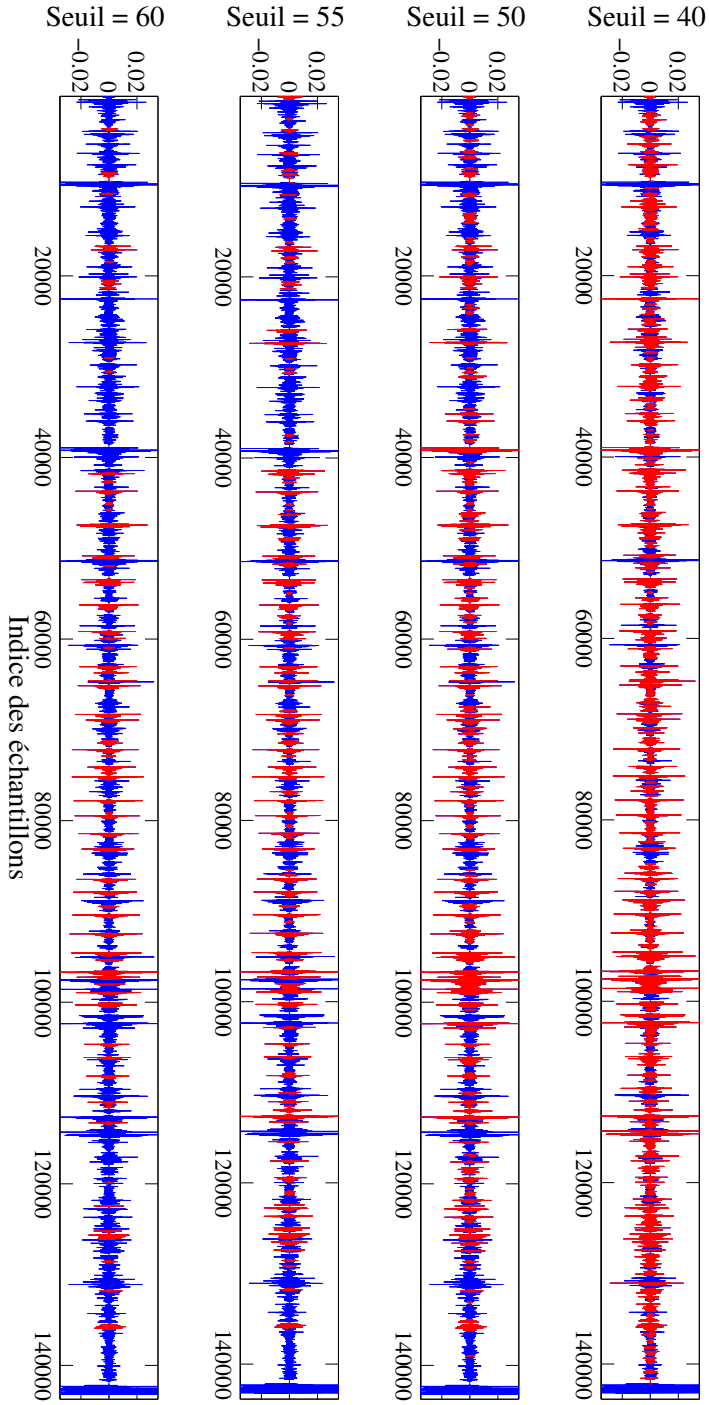

FIGURE 5.14 – Formes d'onde de tous les transitoires détectés dans les signaux de 3 secondes analysés (en bleu), et formes d'onde récurrentes ayant donné un L_{max} supérieur au seuil de détection des récurrences. 4 seuils de détection sont présentés : $\lambda_{L_{max}} = 40$, $\lambda_{L_{max}} = 50$, $\lambda_{L_{max}} = 55$ et $\lambda_{L_{max}} = 60$.

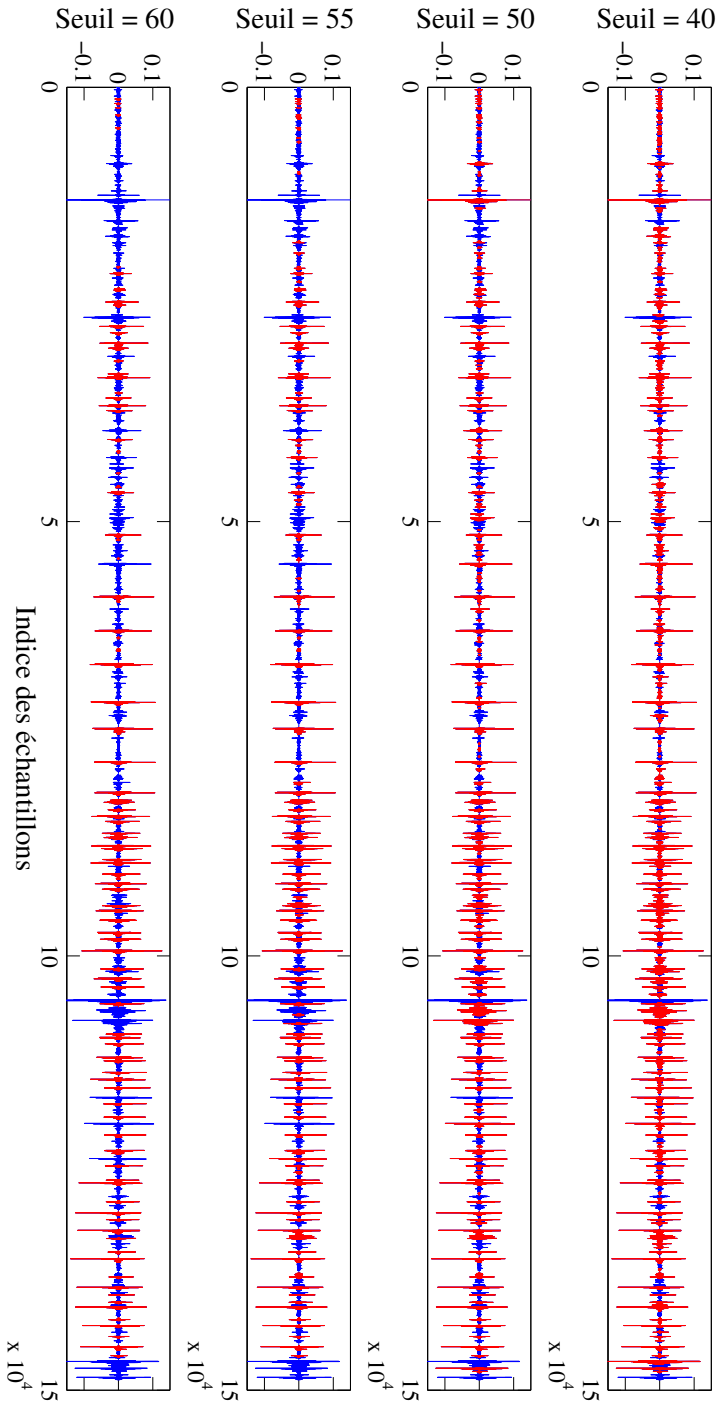

FIGURE 5.15 – Formes d'onde de tous les transitoires détectés dans les signaux de 3 secondes analysés (en bleu), et formes d'onde récurrentes ayant donné un L_{max} supérieur au seuil de détection des récurrences. 4 seuils de détection sont présentés : $\lambda_{L_{max}} = 40$, $\lambda_{L_{max}} = 50$, $\lambda_{L_{max}} = 55$ et $\lambda_{L_{max}} = 60$.

contribué aux diagonales L_{max}. Nous voyons alors que pour les clics d'odontocètes, ce sont presque toujours les mêmes échantillons qui participent aux récurrences entre les transitoires, ce qui confirme le fort potentiel de la méthode CRPA dans une application de reconnaissance de forme.

5.2.3.4 Conclusion

Tout au long de cette partie, nous avons montré que le RPA et le CRPA pouvaient être utilisés pour étudier la ressemblance entre des transitoires. Dans cette troisième sous-section, nous avons présenté des résultats prometteurs relatifs à l'utilisation du CRPA dans des applications de reconnaissance de forme d'onde et plus particulièrement de recherche des formes récurrentes. Le CRPA a notamment permis d'écarter de la liste des transitoires détectés, ceux qui présentaient peu ou pas de récurrences avec d'autres transitoires. Simultanément, la méthode a mis en évidence les séries d'échantillons se répétant régulièrement au cours du temps. Celles-ci se sont révélées appartenir aux clics produits par des grands dauphins présents lors des enregistrements en mer.

5.3 Calcul de TDOA par RPA

5.3.1 Vue d'ensemble de la méthode

Dans cette partie, nous montrons comment le CRPA peut être utilisé pour calculer la différence de temps d'arrivée (TDOA) d'un même transitoire sur deux capteurs. Pour cela, le signal est traité selon les étapes du schéma bloc de la figure 5.17. Les trois premières étapes de ce traitement sont les mêmes que pour la caractérisation présentée dans la partie 5.2.2, si ce n'est que le signal 1 provient maintenant d'un premier hydrophone et le signal 2 d'un second hydrophone. Une fois la *matrice des récurrences* entre ces deux signaux connue, nous cherchons les récurrences $R_{i,j}$ qui forment la diagonale la plus longue L_{max}. Cette diagonale est trouvée de la même manière que dans la section 5.2.2.2. Elle permet d'identifier la série d'échantillons la plus longue du signal 1, qui ressemble au signal 2. C'est sur ces échantillons que nous nous appuyons pour calculer la différence des temps d'arrivée des deux signaux.

A titre d'exemple, la figure 5.18 résume ces différentes étapes sur un signal réel. Les deux premières sous-figures, montrent un clic réel de grand dauphin reçu par deux hydrophones. Nous constatons que les échantillons correspondant au trajet direct sont quasi-identiques sur les deux capteurs. En revanche, les échantillons du signal réfléchi sont nettement différents. Le CRPA entre ces deux signaux, présenté sur la troisième sous-figure, exhibe un certain nombre de diagonales de récurrences de différentes longueurs. La plus longue d'entre-elles est identifiée en rouge sur la quatrième sous-figure. Les échantillons du signal 1 et du signal 2 associés à cette diagonale sont tracés en rouge sur la figure 5.19. Le CRPA nous indique donc que la séquence d'échantillons pendant laquelle les deux signaux se ressemblent le plus, correspond au trajet direct du clic. De plus, nous pouvons lire sur le CRPA de la figure 5.19, que l'échantillon d'indice 60 de l'hydrophone 2 est à associer à l'échantillon d'indice 71 de

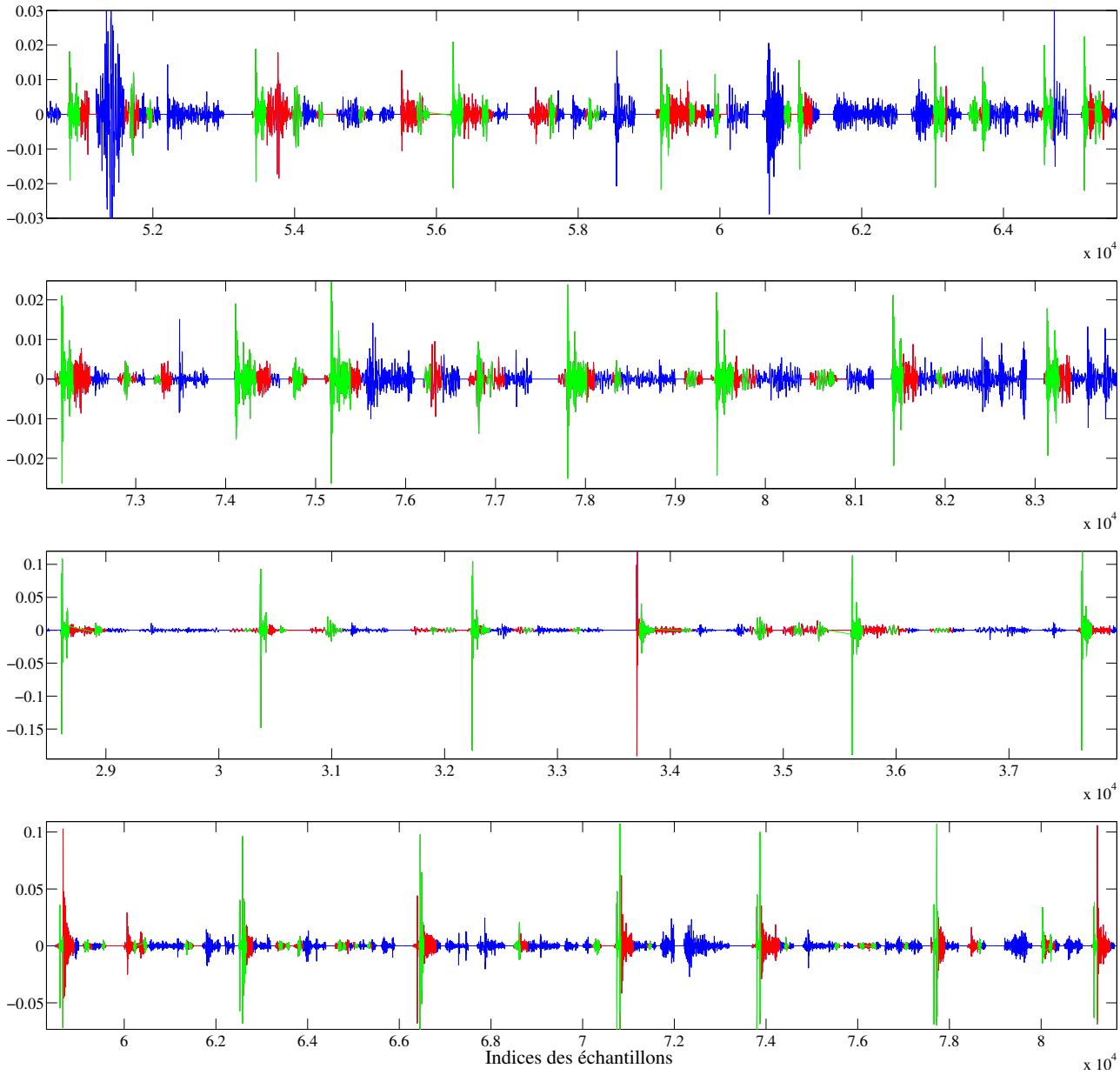

FIGURE 5.16 – Identification des échantillons ayant effectivement contribué à établir un lien de récurrence entre les transitoires (en vert). Les échantillons en rouge représentent l'ensemble des échantillons des transitoires dont le L_{max} est supérieur au seuil de détection. Les échantillons en bleu représentent l'ensemble des échantillons des transitoires dont le L_{max} est inférieur au seuil de détection.

l'hydrophone 1, l'échantillon 61 de l'hydrophone 2 est à associer à l'échantillon d'indice 72 de l'hydrophone 1, et ainsi de suite jusqu'à l'échantillon 90 du signal 2 et l'échantillon 101 du signal 1. Nous connaissons alors la différence de temps d'arrivée entre les deux signaux. Le signal de l'hydrophone 2 est en avance de 11 échantillons par rapport à celui de l'hydrophone 1. Les deux dernières sous-figures de la figure 5.19 montrent les deux formes d'onde après compensation du délai.

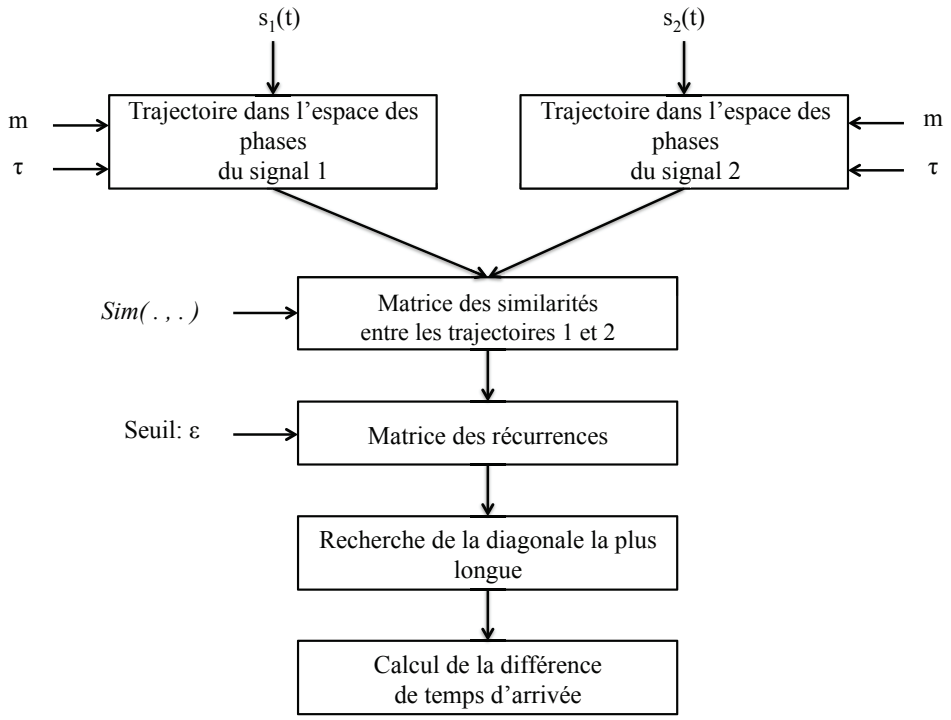

FIGURE 5.17 – Schéma bloc de l'algorithme de calcul des TDOA par analyse des récurrences de phase

5.3.2 Application sur données réelles

Nous allons appliquer cette méthodologie sur des données réelles et calculer les TDOA entre 3 hydrophones afin de déterminer la direction azimutale des sources impulsionnelles.

5.3.2.1 Matériel

Les signaux que nous utilisons dans cette application ont été enregistrés par la chaire CHORUS dans l'archipel de Molène. La hauteur d'eau est d'une dizaine de mètres et les hydrophones sont à 40 cm au dessus du fond. Les trois hydrophones utilisés forment un triangle dont la géométrie exacte est donnée sur la figure 5.20. Les hydrophones sont des HTI 92 WB (High Tech Inc., Gulport, MS, USA) reliés à un enregistreur autonome RTSys. La fréquence d'échantillonnage est de 312,5 kHz et la quantification est faite sur 16 bits. La figure 5.21

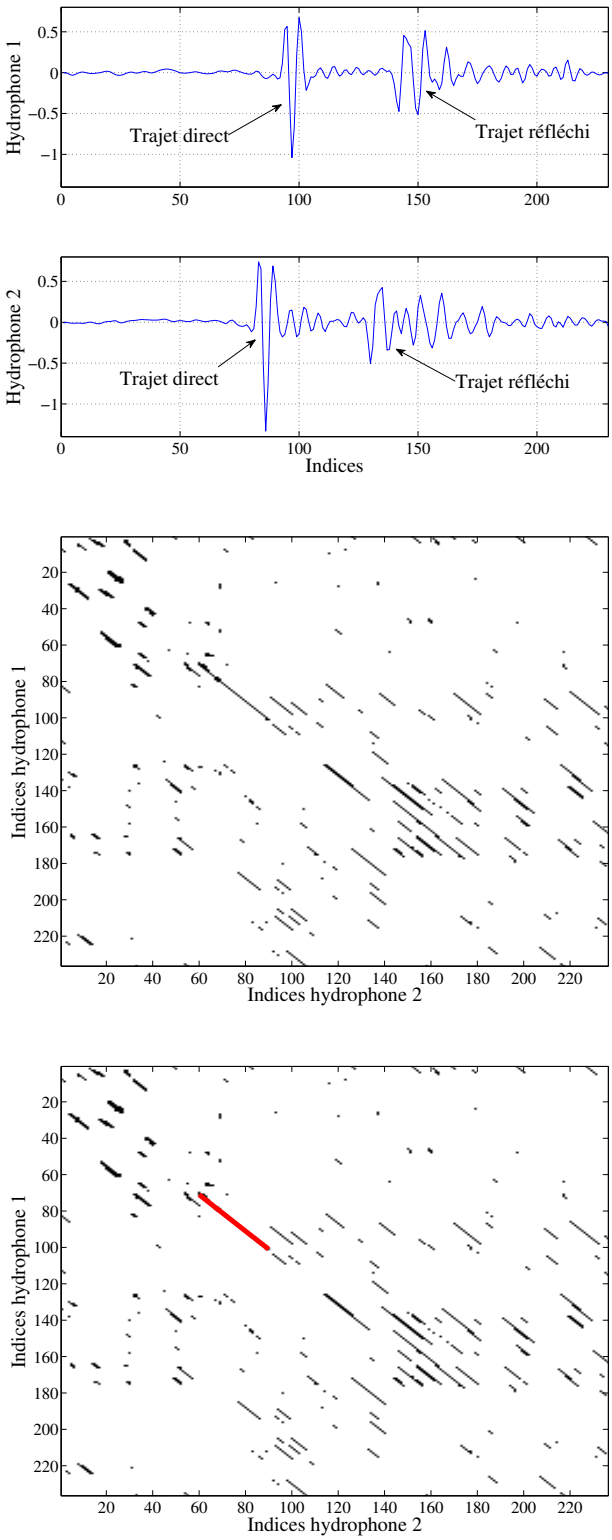

FIGURE 5.18 – Formes d'onde d'un clic de grand dauphin reçues sur deux hydrophones (sur les deux premières figures du haut) ; Représentation CRPA entre ces deux signaux (figure du milieu) ; Représentation CRPA entre ces deux signaux avec identification de la plus longue diagonale de récurrences matérialisée par la ligne rouge (figure du bas).

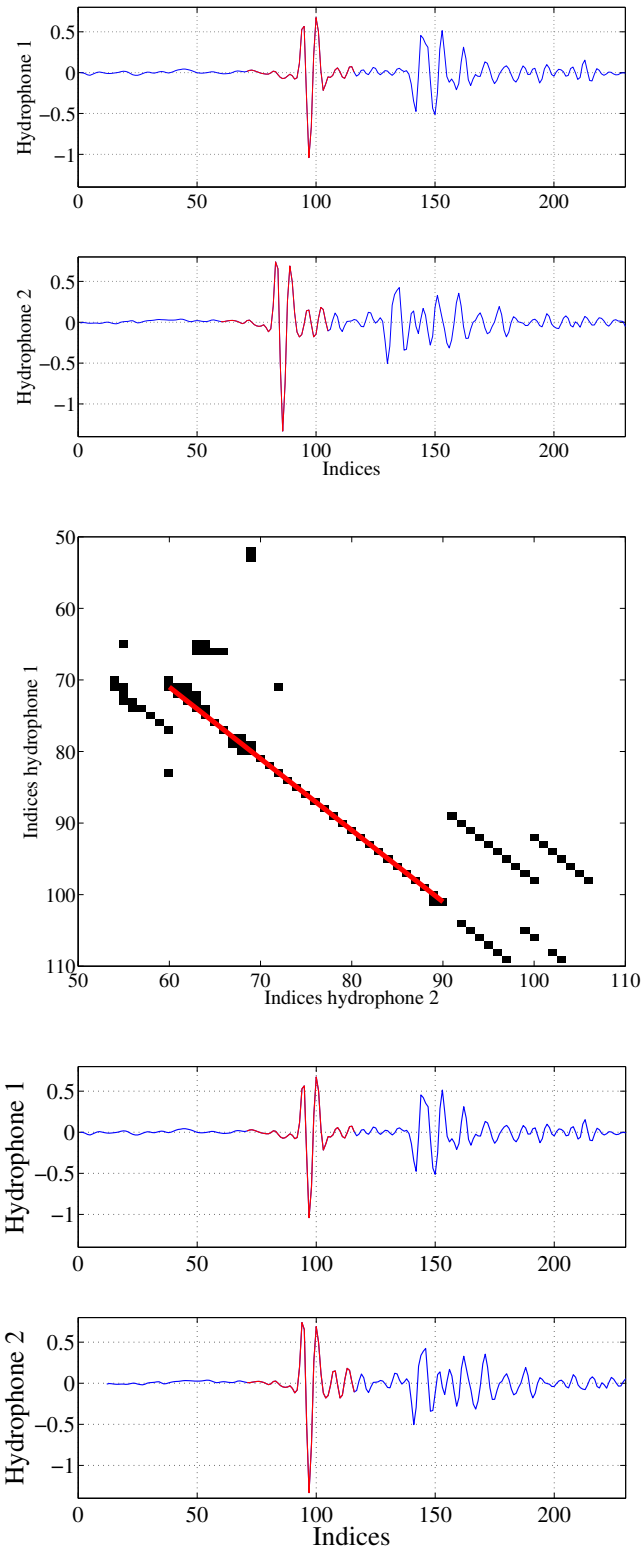

FIGURE 5.19 – Formes d'onde d'un clic de grand dauphin reçues sur deux hydrophones (sur les deux premières figures du haut) avec identification des échantillons correspondant à la plus longue diagonale de récurrences (en rouge) ; Zoom de la représentation CRPA entre ces deux signaux, autour de la plus longue diagonale de récurrences (figure du milieu) ; Formes d'onde après compensation du délai entre les deux hydrophones, calculé au moyen du CRPA (sur les deux dernières figures du bas).

montre une photo de l'installation in-situ, avec les trois hydrophones sur chacun des pieds et l'enregistreur au centre de la pyramide.

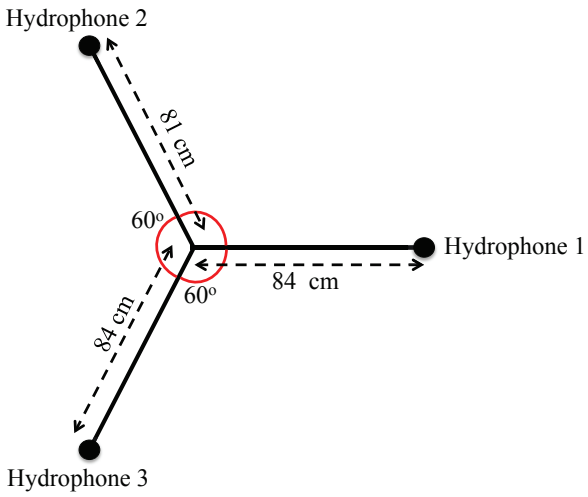

FIGURE 5.20 – Géométrie des trois hydrophones utilisés pour la localisation.

5.3.2.2 Méthode

Pour chacun des hydrophones, un détecteur automatique de clic est utilisé pour identifier les temps de début et de fin de chaque clic. Pour chaque clic détecté, nous calculons ensuite les TDOA entre celui-ci, et les clics détectés sur les deux autres hydrophones, selon la méthode que nous venons de présenter.

Étant donnée la géométrie formée par les hydrophones, nous avons calculé que la distance entre les deux hydrophones les plus éloignés est de 1.46 mètre. Aussi, en prenant une vitesse de propagation du son dans l'eau de mer égale à 1450 $m.s^{-1}$, nous trouvons que la valeur de TDOA maximale que nous pourrons obtenir sur nos capteurs est de $1ms$, ce qui, compte tenu de la fréquence d'échantillonnage, donne un délai de 315 échantillons. Par conséquent, nous calculons le CRPA entre le clic de l'hydrophone i et tous les clics des hydrophones j et k, dont les temps de début identifiés par le détecteur de clic arrivent moins de 500 échantillons après la fin du clic de l'hydrophone i.

La figure 5.22 montre un exemple de formes d'onde reçues simultanément par les trois hydrophones. Les pointillés mauves indiquent les transitoires qui ont été détectés automatiquement. Si l'on prend le transitoire représenté en rouge comme référence, alors seuls les transitoires en vert sur les hydrophones 2 et 3 respectent la limite des 500 échantillons et sont donc susceptibles d'être issus de la même source que le transitoire de l'hydrophone 1.

Lorsque l'on a identifié sur les hydrophones j et k, tous les transitoires qui respectent le délai maximum de 500 échantillons par rapport au clic pris comme référence sur l'hydrophone i, nous calculons le CRPA entre ce clic de référence et tous les clics candidats des deux autres hydrophones. Pour chacun de ces couples, le quantifieur L_{max} est calculé. Nous identifions

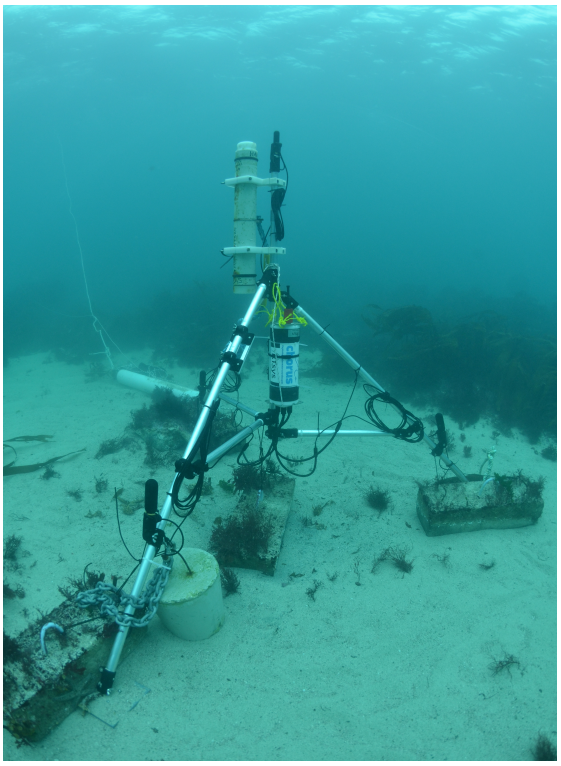

FIGURE 5.21 – Antenne acoustique de trois hydrophones montés sur une base triangulaire lors du déploiement dans l'archipel de Molène.

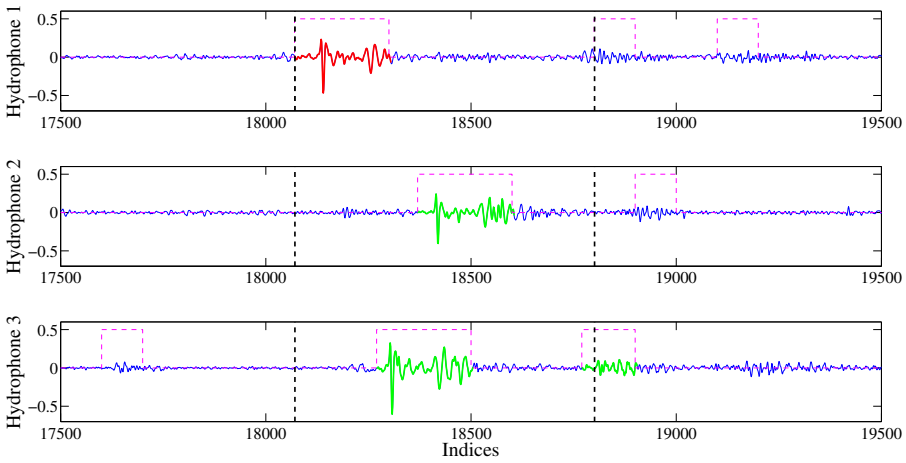

FIGURE 5.22 – Formes d'onde reçues simulatanément par trois hydrophones. Les pointillés mauves indiquent les positions des transitoires détectés automatiquement. Les échantillons en rouge sur l'hydrophone 1, sont les échantillons de référence pour le calcul du CRPA. Le CRPA est calculé entre ces échantillons rouges de l'hydrophone 1 et les échantillons en vert des hydrophones 2 et 3. Les pointillés noirs indiquent la fenêtre temporelle pendant laquelle le transitoire détecté sur l'hydrophone 1 est susceptible de se retrouver sur les hydrophones 2 et 3.

alors la diagonale associée à ce L_{max}, et en déduisons la TDOA. Après avoir calculé les TDOA entre toutes les paires de clics possibles, un algorithme regroupe ensemble la TDOA du $i^{\text{ème}}$ clic mesurée avec l'hydrophone 1 et l'hydrophone 2 avec la TDOA du $i^{\text{ème}}$ clic mesurée avec l'hydrophone 1 et l'hydrophone 3, et la TDOA du $i^{\text{ème}}$ clic mesurée avec l'hydrophone 2 et l'hydrophone 3. Si la TDOA d'une des paires d'hydrophone est manquante, le transitoire est rejeté et son azimut n'est pas calculé. Ainsi, seul les TDOA associées aux transitoires détectés sur les trois hydrophones sont conservées. Une localisation à partir des TDOA est ensuite réalisée à partir de ces triplets, pour retrouver la position de la source. La présentation détaillée de cette dernière étape fait l'object de la partie suivante.

5.3.2.3 Modèle d'inversion

Classiquement, pour retrouver la position d'une source à partir de la mesure des TDOA entre plusieurs paires d'hydrophones, une minimisation est faite entre les TDOA mesurées et celles modélisées pour différentes positions possibles de la source. Selon le nombre d'hydrophones utilisés, leur position dans la colonne d'eau, leur position les uns par rapport aux autres, plusieurs types de localisations peuvent être effectuées : coordonnées exactes (x, y, z) dans un repère cartésien, distance-profondeur, ou azimut-élévation. Étant donnée la géométrie de notre antenne de trois hydrophones, et la faible hauteur d'eau ($<$ 10m) à l'endroit de la mesure, nous pourrons uniquement calculer l'azimut au quel se trouve les sources impulsionnelles. De plus nous nous plaçons dans l'hypothèse que la source est lointaine et que l'onde arrivant sur les hydrophones est plane.

Sous ces hypothèses, la relation entre les coordonnées de deux hydrophones dans un repère cartésien, la TDOA entre ces deux d'hydrophones et l'angle de la source, est donnée par l'équation suivante :

$$t_i - t_j = \frac{\overrightarrow{\omega}.\overrightarrow{H_iH_j}}{c} \tag{5.4}$$

où t_i est le temps d'arrivée du clic à l'hydrophone i, t_j est le temps d'arrivée à l'hydrophone j, H_i et H_j sont les coordonnées des hydrophones i et j, c est la célérité du son dans l'eau de mer et $\overrightarrow{\omega}$ est définie par :

$$\overrightarrow{\omega} = \begin{bmatrix} cos(\alpha) \\ sin(\alpha) \end{bmatrix} \tag{5.5}$$

avec α l'azimut de la source.

Dans notre cas, les coordonnées de l'hydrophone sont : $H_1 = \big(84, 0\big)$, $H_2 = \big(81cos(120),\ 81sin(120)\big)$, $H_3 = \big(84cos(240), 84sin(240)\big)$. En se basant sur ces équations (5.4) et (5.5), nous avons calculé pour différentes valeurs d'azimut α, les TDOA théoriques attendues pour chaque paire d'hydrophones. La résolution choisie pour l'azimut est de 1 degré. La figure 5.23 présente l'évolution des TDOA en fonction de l'azimut de la source, pour les trois couples d'hydrophones.

Pour retrouver l'azimut d'une impulsion enregistrée par notre antenne, nous calculons l'erreur, au sens des moindres carrés, entre les trois valeurs de TDOA mesurées par le CRPA

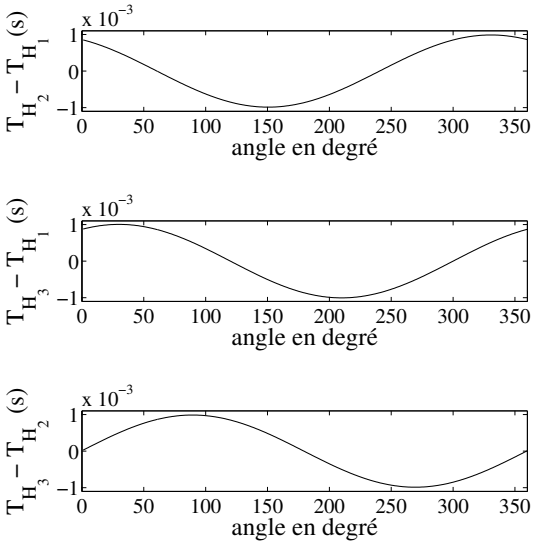

FIGURE 5.23 – TDOA entre l'hydrophone i et l'hydrophone j en fonction de l'azimut de la source par rapport à l'antenne. Figure du haut : TDOA entre l'hydrophone 1 et l'hydrophone 2 ; Figure du milieu : TDOA entre l'hydrophone 3 et l'hydrophone 1 ; Figure du bas : TDOA entre l'hydrophone 2 et l'hydrophone 3.

et les TDOA théoriques calculées à partir du modèle défini par les équations (5.4) et (5.5) (Fig. 5.23). L'azimut de l'impulsion est celui qui minimise l'erreur des moindres carrés.

5.3.2.4 Résultats

Nous avons mis en œuvre cet algorithme sur plusieurs dizaines de secondes de signaux acoustiques réels. Le signal contient un grand nombre de sources impulsionnelles, principalement d'origine benthique, mais également des trains de clics de grands dauphins.

La figure 5.24 nous montre les résultats obtenus sur 48 secondes consécutives. Chaque point de cette figure représente un transitoire dont l'azimut a été estimé. La présence de sources benthiques émettant indépendamment les unes des autres tout autour de l'antenne, se traduit par un très grand nombre de détections sur toute la gamme d'azimuts possibles, à des valeurs désordonnées. Les directions d'arrivée des clics de grands dauphins apparaissent sur la figure, via des séries de points venant du même azimut pendant plusieurs dixièmes de seconde consécutifs. Cela est dû au fait que ces animaux émettent leurs clics en train, et que pendant cette production sonore, leur position par rapport à l'hydrophone change très peu. Les azimuts des dauphins présents dans cet intervalle de temps sont indiqués avec les flèches rouges sur la figure 5.24. Aussi, on peut parfaitement distinguer sur cette figure 5.24, la présence d'au moins deux dauphins entre 0 et 15 secondes, l'un nageant autour de l'azimut 120 degrés, et l'autre vers l'azimut 150 degrés. Un autre émet à l'azimut 226 degrés entre $t = 19$ et $t = 21$ s. À partir de 21 s et jusqu'à 48 s, nous voyons également un animal tournant autour de l'antenne

et passant d'un azimut 27 degrés à un azimut de 14 degrés. Simultanément nous avons un second animal nageant entre 120 et 126 degrés.

En zoomant sur des intervalles de temps plus courts, nous distinguons également plusieurs buzz d'autres animaux, encadrés en bleu sur la figure 5.24 (comme à $t = 9$ s, ou entre $t = 24$ et $t = 42$ s). Dans le cas de ces buzz, nous observons une ambiguité quant-à la position de l'animal l'ayant produit. En effet, les buzz apparaissent à trois azimuts possibles. L'hypothèse que nous formulons pour expliquer la présence de ces artefacts est la suivante : les buzz sont caractérisés par un ICI très petit. Lors du calcul du CRPA entre le $n^{\text{ème}}$ clic du buzz reçu à l'hydrophone de référence i, et tous les transitoires candidats des hydrophones j et k, certains de ces candidats se trouvent être les $(n+1)^{\text{ème}}$ et $(n+2)^{\text{ème}}$ clics émis pendant le buzz par ce même animal. On obtient donc des mesures de TDOA qui n'ont pas de sens physique. Ces artefacts d'origine algorithmique, pourront être supprimés en ajoutant des conditions supplémentaires concernant la conservation ou le rejet de certaines valeurs de TDOA.

La figure 5.25 montre un autre exemple de localisation de grands dauphins. Elle permet de voir que nous sommes capables de distinguer des animaux ayant des azimuts qui ne diffèrent que de quelques degrés, comme le montre les flèches rouges sur la figure du bas. Nous voyons également les différences importantes entre les périodes de temps pendant lesquelles il y a une production de trains de clics par des dauphins (encadrés rouges), comme entre 0 et 4.2 s ou entre 6.5 et 7.5 s, des périodes où il n'y a que du benthos entre 4.2 et 6.5 s. Dans le cas du benthos, les transitoires apparaissent à des valeurs d'azimut désordonnées, alors qu'avec des dauphins, le même azimut est conservé pendant plusieurs clics consécutifs.

Pour aider à l'identification des directions d'arrivée des dauphins, nous notons également sur les formes d'onde des deux signaux que nous venons d'utiliser, que l'amplitude maximum des clics de dauphin est, la plupart du temps, supérieure à celle des autres transitoires. Aussi, en ajoutant de l'information concernant l'amplitude des transitoires, nous obtenons une représentation *temps-azimut-amplitude*, telle que celles représentées sur les figures 5.26 et 5.27. Nous voyons alors sur ces figures, que les clics des dauphins mesurés dans nos signaux ont généralement une amplitude maximale supérieure à 165 dB (après compensation de la sensibilité de l'hydrophone). En mettant un seuil à cette valeur, nous divisons le nombre de points par 3 sur la figure 5.26 et par 2.7 sur la figure 5.27), ce qui permet de mieux distinguer les séries de clics produites par les dauphins et donc leur direction.

5.4 Conclusion

Ce chapitre avait pour objectif de présenter le potentiel et les perspectives d'utilisation des outils RPA et CRPA pour, d'une part, de la caractérisation et de la reconnaissance des formes d'onde dans un contexte monocapteur, et d'autre part, pour le calcul des différences des temps d'arrivée d'un même transitoire entre deux capteurs, dans le but d'estimer les TDOA et de faire de la localisation multi-capteur par inversion des TDOA.

Dans la première partie, nous avons montré que les représentations RPA et CRPA sont caractéristiques des formes d'onde étudiées et permettent donc de différencier les formes d'onde.

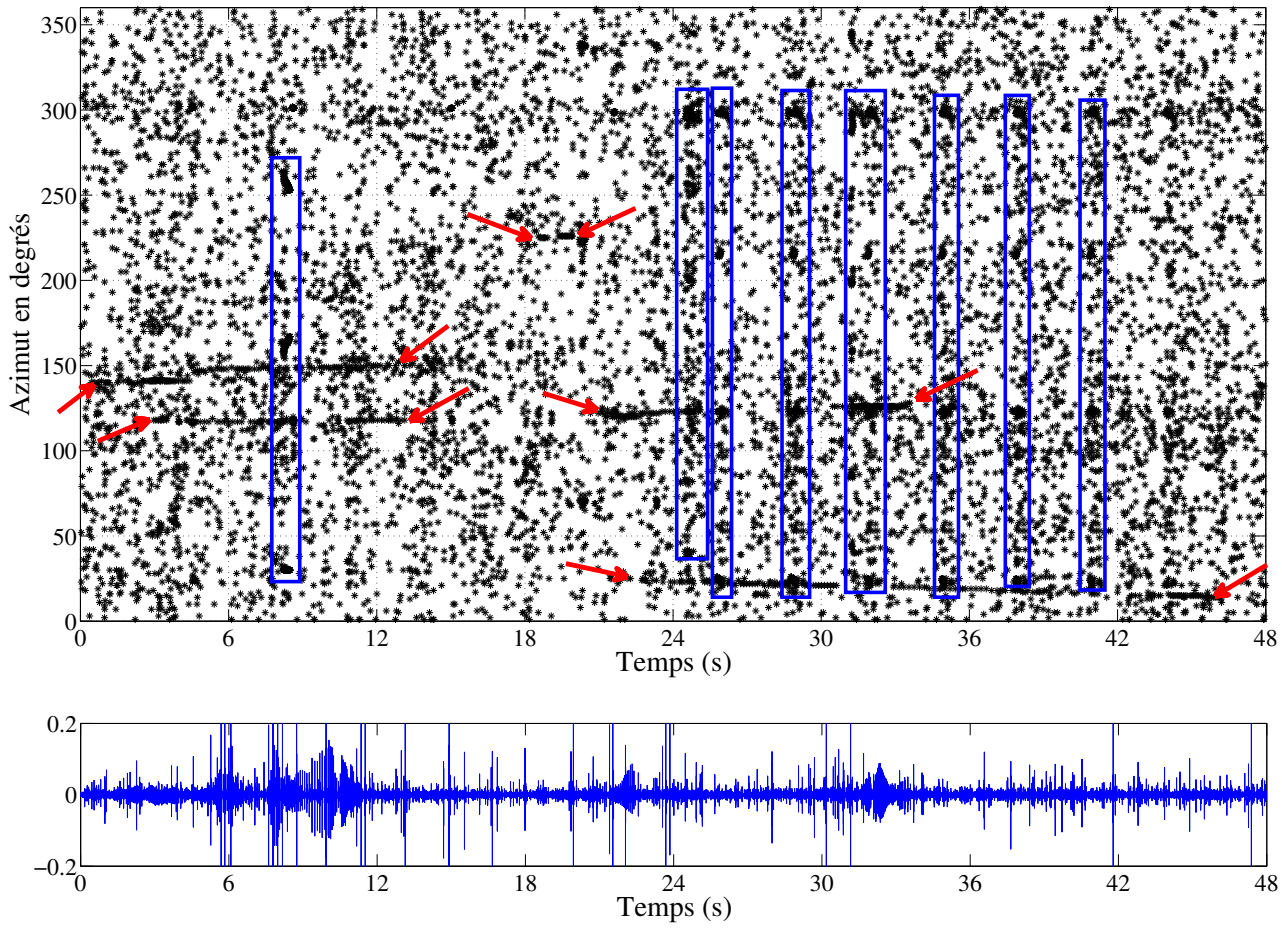

FIGURE 5.24 – Figure du haut : azimuts des sources impulsionnelles en fonction du temps, et mesurés à partir du CRPA. Les flèches rouges indiquent les débuts et fins des séries de DOA correspondant aux grands dauphins. Les rectangles bleus indiquent la position des buzzs qui génèrent des faux DOA. Figure du bas : forme d'onde

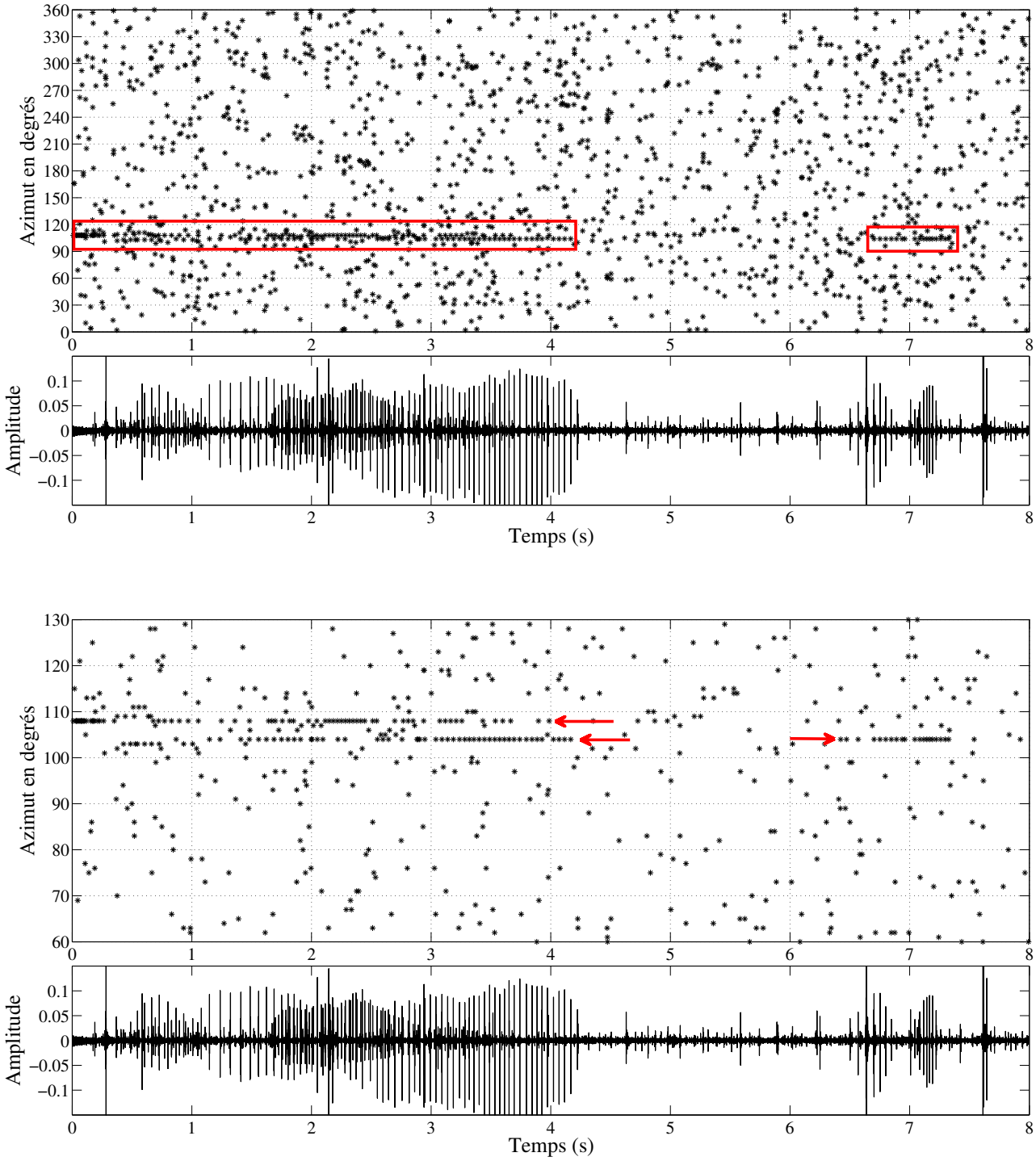

FIGURE 5.25 – Figure du haut : azimuts des sources impulsionnelles en fonction du temps, mesurées à partir du CRPA, lors de la présence de deux dauphins nageant dans des directions très proches. Les rectangles rouges délimitent les périodes de temps et les azimuts dans lesquels les grands dauphins sont présents. Figure du milieu : Zoom sur les azimuts entre 60 et 130 degrés, permettant de distinguer la position de deux dauphins nageant dans des directions très proches (flèches rouges). Figure du bas : forme d'onde

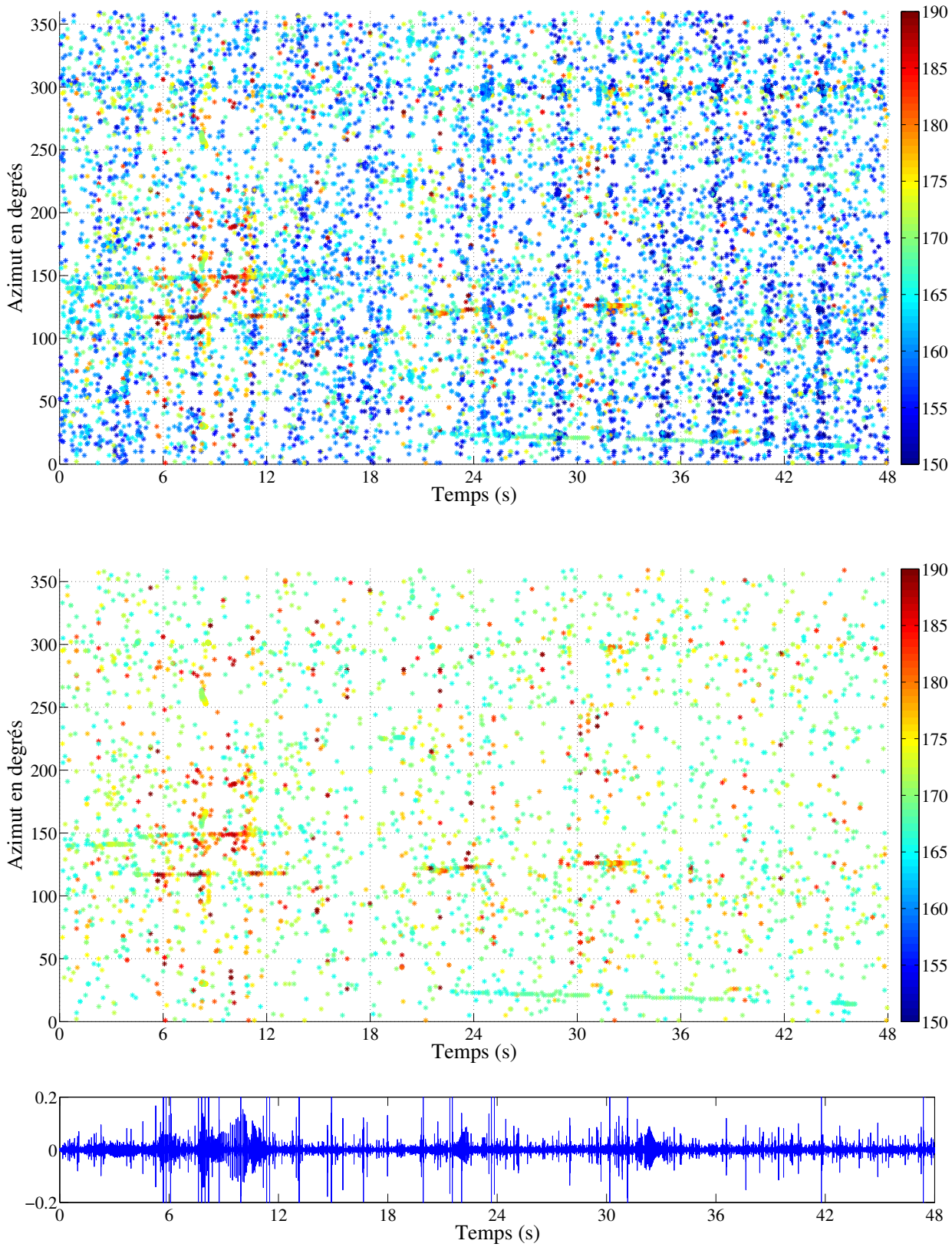

FIGURE 5.26 – Figure du haut : azimuts des sources impulsionnelles (mesurés à partir du CRPA) en fonction du temps et de l'amplitude maximum du transitoire. Figure du milieu : Azimuts des sources impulsionnelles (mesurés à partir du CRPA) en fonction du temps et de l'amplitude maximum du transitoire, après suppression des transitoires dont l'amplitude maximale est inférieure à 165 dB. Figure du bas : forme d'onde

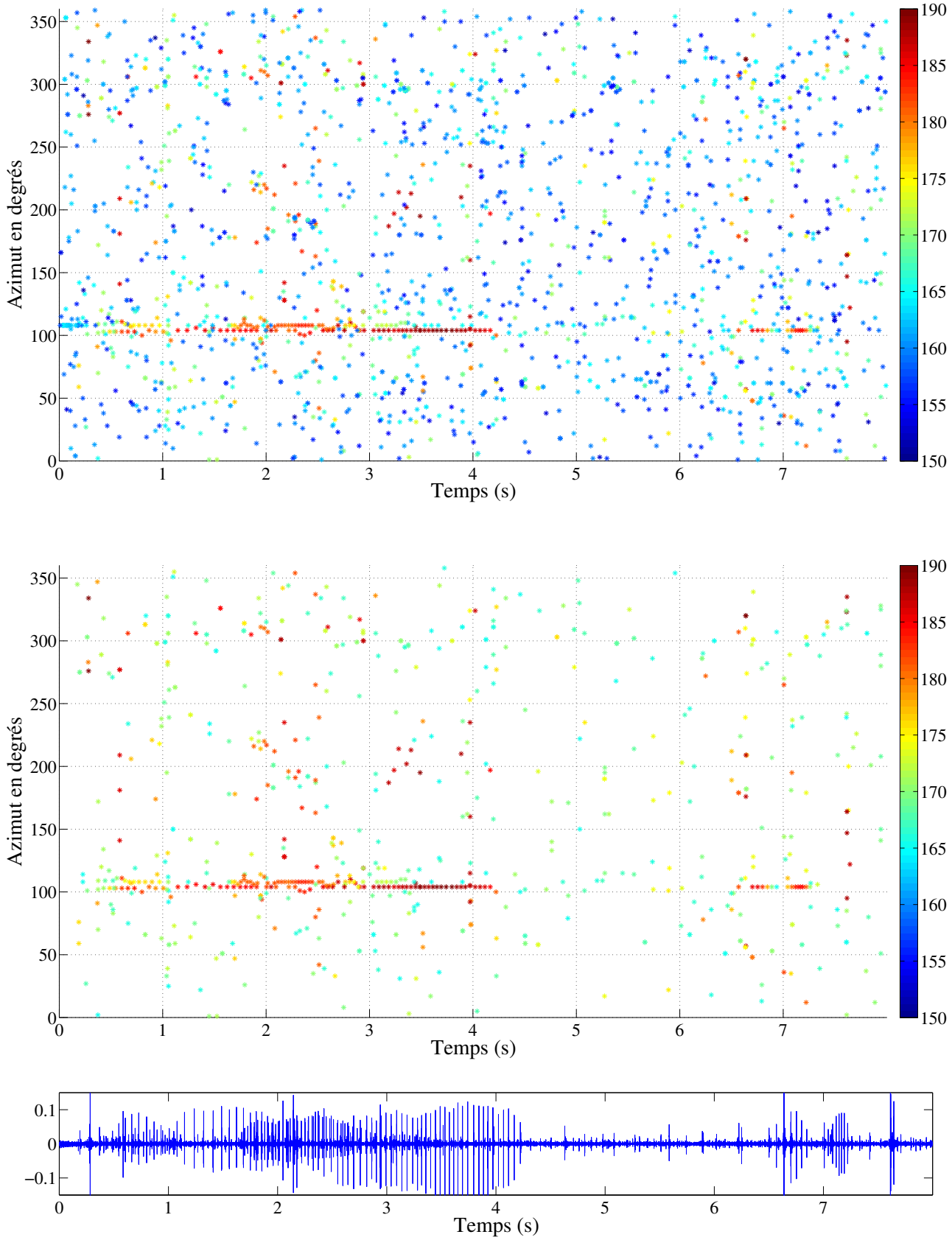

FIGURE 5.27 – Figure du haut : azimuts des sources impulsionnelles (mesurés à partir du CRPA) en fonction du temps et de l'amplitude maximum du transitoire. Figure du milieu : Azimuts des sources impulsionnelles (mesurés à partir du CRPA) en fonction du temps et de l'amplitude maximum du transitoire, après suppression des transitoires dont l'amplitude maximale est inférieure à 165 dB. Figure du bas : forme d'onde

Nous avons vu que la quantification automatique de ces représentations par des fonctions mathématiques, pouvait être rendue difficile par la présence sporadique de récurrences provenant de la déformation d'une partie de la forme d'onde au cours de sa propagation dans le milieu. L'utilisation du CRPA semble pour le moment être plus adaptée et plus robuste pour comparer efficacement les transitoires acoustiques sous-marins. En couplant le CRPA avec un algorithme de recherche des séries d'échantillons qui sont récurrents entre deux signaux, nous avons montré que cette méthode avait un fort potentiel pour une utilisation en reconnaissance de formes.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous avons exploité l'outil CRPA dans un contexte multicapteur et présenté son utilité pour le calcul de la TDOA entre deux capteurs. L'utilisation de cette méthode en lieu et place de l'intercorrélation, permet de resynchroniser les formes d'onde en ne s'appuyant que sur les échantillons les plus ressemblants, communs aux deux capteurs. En appliquant cette méthode sur un triplet d'hydrophones, nous avons été capables de retrouver les angles d'arrivée de sources impulsionnelles sous-marines, et en particulier de grands dauphins.

Conclusions et perspectives

Conclusions

Le travail de recherche présenté dans ce manuscrit avait pour objectif de proposer des outils de traitement du signal adaptés à la détection, la localisation et la caractérisation des transitoires acoustiques sous-marins, et en particulier, aux signaux impulsionnels issus de l'activité biologique (cétacés, organismes benthiques). Dans le cas des cétacés, ces signaux impulsionnels sont émis sous forme de séries de plusieurs impulsions consécutives (encore appelées trains de clics) et caractérisées par le temps écoulé entre deux impulsions successives (ICI).

Les sources impulsionnelles sont les principales contributrices du bruit de fond dans les zones côtières. Leur étude présente donc un intérêt important dans diverses communautés scientifiques. En bioacoustique, l'analyse de ces signaux permet de connaître le comportement des animaux qui les produisent et d'évaluer leur nombre. En écologie, cette producion sonore issue des organismes vivants est de plus en plus utilisée pour caractériser la santé d'un milieu, comprendre les rythmes biologiques de celui-ci, et connaître les animaux qui y vivent. Enfin, en traitement du signal, l'analyse et le développement d'outils adaptés à ces signaux reste un défi, en raison de leurs propriétés spécifiques : très courte durée (moins de 1 ms), faible nombre d'oscillations qui les composent, très forte directivité des sources qui les émettent, déformations importantes subies au cours de la propagation dans l'eau et lors des réflexions aux interfaces (surface, fond). Les méthodes développées au cours de cette thèse devaient donc être adaptées à ces caractéristiques.

Afin de nous affranchir des contraintes liées aux propriétés spécifiques des impulsions que nous venons d'énumérer, nous nous sommes tout d'abord focalisés sur l'utilisation des seuls temps d'arrivée (TOA) des impulsions au niveau de l'hydrophone. Nous avons proposé d'utiliser ces TOA pour détecter les trains d'impulsions rythmées, en particulier ceux produits par les odontocètes, en analysant le rythme des impulsions arrivant à l'hydrophone. La méthode proposée s'est appuyée sur des travaux antérieurs de la communauté du traitement du signal radar. Nous l'avons adaptée au contexte de l'acoustique sous-marine pour proposer une représentation des trains d'impulsions reçus sous la forme d'une *carte temps-ICI* nouvelle en bioacoustique sous marine. L'efficacité de la méthode a été prouvée sur des données simulées et réelles venant de plusieurs sites d'études (bélugas du Saint Laurent, grands dauphins de l'archipel de Molène).

Dans un second temps, nous nous sommes intéressés à la représentation des formes d'onde des impulsions par une méthode d'analyse encore peu exploitée en traitement du signal : l'*analyse par récurrence des phases*. Nous avons tout d'abord utilisé cette représentation pour détecter un signal transitoire mélangé à un bruit additif gaussien, puis à un bruit réel océanique. Nous avons ensuite montré que cette représentation avait un fort potentiel dans un contexte de reconnaissance des formes d'onde, à la fois pour des applications de caractérisation et de classification en monocapteur, mais aussi pour une application de calcul de TDOA

et de localisation en multicapteurs.

Le premier chapitre passe en revue l'ensemble des sources sonores présentes dans les océans, et qui peuvent être enregistrées par des systèmes d'acquisition acoustiques passifs. Nous montrons que les sources sonores sont extrèmement nombreuses et ont des origines très variées, allant de l'activité géologique et météorologique, aux activités humaines en mer et sur les côtes, en passant par l'activité biologique, telle que celle des poissons, des crustacés et des mammifères marins.
Du point de vue signal, nous montrons que ces sources se répartissent en trois catégories : i) les signaux aléatoires large bande, ii) les signaux à modulation de fréquence, iii) les signaux impulsionnels. Cette dernière famille de signaux est celle sur laquelle se concentre la suite du manuscrit, en raison des difficultés que pose l'analyse de ces impulsions en traitement du signal, et de l'intérêt porté par les biologistes et les écologistes à l'égard des sources qui les émettent (odontocètes, organismes benthiques).
Dans ce chapitre, nous insistons donc sur les propriétés spécifiques de ces signaux, telles que leur durée, leur fréquence, leur directivité, leur rythmicité. Un intérêt particulier est porté aux impulsions émises par les odontocètes, car ce sont les signaux que nous utilisons majoritairement pour valider les méthodes proposées dans ces travaux de thèse. La connaissance de ces propriétés s'avère indispensable pour développer dans les chapitres suivants, des outils de traitement du signal adaptés à ces signaux.

Le second chapitre exploite la rythmicité des émissions produites par certaines sources impulsionnelles, comme les odontocètes, qui émettent des séries de plusieurs impulsions consécutives suivant un motif rythmé. Nous avons proposé une architecture permettant de détecter ces trains d'impulsions rythmées, en nous inspirant d'outils précédemment développés dans le domaine du radar, tels que l'autocorrélation complexe et la représentation *temps-rythme*. Nous avons adapté ces outils à notre contexte d'étude, notamment en choisissant des paramètres appropriés aux signaux sous-marins, pour aboutir à une méthode nouvelle et inédite en acoustique sous-marine et en bioacoustique.
Nous avons ensuite consacré une large partie de ce chapitre à l'analyse des performances de cette architecture, en fonction du choix des degrés de liberté utilisés pour construire la représentation *temps-rythme*, et des caractéristiques du train d'impulsion que l'on veut détecter. Pour cela nous avons réutilisé certains développements analytiques déjà existants dans la communauté radar (étude du nombre minimum de clics que doit avoir le train que l'on veut détecter, jitter maximum), et nous les avons complétés par de nouvelles analyses (séparabilité des trains sur la *carte temps-rythme*, robustesse face aux clics "fausses alarmes"). Nous avons confronté ces résultats analytiques à quelques exemples réels judicieusement choisis afin de les illustrer et de les valider.
Nous avons également proposé une version modifiée de cette première architecture, afin de répondre à la grande dynamique des rythmes rencontrés au sein d'une même espèce d'odontocètes (facteur 1 à 100), et tenter de diminuer le nombre de fausses alarmes obtenues dans certaines situations.
Enfin, nous avons testé et validé les deux architectures proposées (RACESS initial et RACESS modifié) sur des données réelles contenant des trains de clics de deux espèces d'odontocètes (bélugas et grands dauphins) et des conditions de bruit variées.

Dans le troisième chapitre, nous présentons une méthode d'analyse des signaux, appelée *analyse par récurrence des phases (RPA)*. L'objectif de cette méthode est de chercher la présence de séries d'échantillons revenant de manière récurrente au cours du temps, en transformant le signal sous forme d'image binaire. Ce chapitre a pour objectif de présenter en détail cette méthode, avant de la mettre en œuvre dans les chapitres suivants pour détecter, localiser et caractériser les impulsions.
Dans un premier temps, nous détaillons les trois étapes intermédiaires (espace des phases, *matrice des similarités*, *matrice des récurrences*) permettant de passer du signal monodimensionnel à l'image binaire finale.
Nous présentons ensuite quelques exemples afin de montrer le type d'image obtenu avec des signaux simples connus.
Enfin dans un dernier temps, nous discutons de l'influence du choix des quatre degrés de liberté qui interviennent dans cette méthode. Pour cela nous nous appuyons à la fois sur la bibliographie existant à ce sujet, et sur quelques exemples d'impulsions synthétiques et réelles (clics de dauphin, de béluga, de baleine à bec). Ces derniers signaux permettent de décider quelles sont les valeurs des degrés de liberté appropriées à notre contexte.

Dans le quatrième chapitre nous proposons une architecture utilisant l'analyse par récurrence de phases (RPA) et les divergences statistiques pour détecter des transitoires, ce qui constitue une contribution nouvelle et majeure dans la communauté RPA.
Le premier apport de ce chapitre est la modélisation analytique de la distribution des coefficients de la *matrice des similarités* lorsque le signal analysé est un bruit blanc gaussien et que la fonction utilisée pour calculer la ressemblance des vecteurs de l'espace des phases et construire cette *matrice des similarités* est : soit la norme euclidienne, soit le coefficient de corrélation de Pearson, soit le produit scalaire.
Le deuxième apport est l'utilisation de fonctions divergences comme base d'un test statistique, permettant de décider quant à la ressemblance entre la distribution analytique des coefficients de la *matrice des similarités* sous l'hypothése H_0 et la distribution empirique obtenue pour un signal inconnu, et décider ainsi si le signal inconnu est lui même un bruit blanc gaussien ou un transitoire.
Nous étudions ensuite les performances de notre architecture lorsque le signal à détecter est un cosinus, et montrons qu'elles sont supérieures aux performances d'un détecteur d'énergie classique et similaires à celle d'un détecteur utilisant le périodogramme.
Dans une dernière partie, nous regardons le comportement de notre architecture sur des données réelles et discutons des adaptations qu'il serait nécessaire d'effectuer pour la rendre opérationnelle dans un bruit océanique non-blanc.

Dans le cinquième chapitre nous présentons le potentiel de l'analyse par récurrence de phases dans des tâches liées à la caractérisation et à la localisation des impulsions.
Dans la première partie du chapitre nous montrons à travers des exemples sur données réelles et simulées, que l'image obtenue par RPA ou CRPA est caractéristique de la forme d'onde analysée. Nous discutons de l'utilisation de fonctions de quantification trouvées dans la littérature pour caractériser ces images et montrons leurs limites dans notre contexte.
Nous proposons ensuite une architecture basée sur le CRPA pour détecter les impulsions se répétant de manière récurrente au cours du temps. Nous montrons le potentiel de cette architecture pour différencier les transitoires dont la forme d'onde apparaît sporadiquement, des

transitoires dont la forme d'onde se répète, comme les clics d'odontocètes venant d'un même train par exemple. Dans ce second cas, nous montrons que le CRPA permet de connaître précisément les échantillons les plus récurrents.
Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous proposons une architecture utilisant le CRPA pour calculer la différence de temps d'arrivée (TDOA) d'un transitoire sur deux capteurs. Nous validons la méthode proposée sur des données réelles. Nous utilisons ensuite cette architecture pour calculer les TDOA de transitoires appartenant à un signal de plusieurs dizaines de secondes acquis par une antenne de trois hydrophones. Ces TDOA sont ensuite utilisées pour localiser l'azimut des sources impulsionnelles présentes dans le milieu, et en particulier pour localiser plusieurs grands dauphins.

Perspectives

Les travaux développés au cours de cette thèse ont permis d'étudier le potentiel de nouvelles techniques d'analyse et de nouvelles représentations des signaux transitoires sous-marins. Ils ouvrent donc de nombreuses perspectives de développement et d'améliorations possibles, tant du point de vu méthodologique en traitement du signal, que du point de vu applicatif sur des données réelles.

Le temps-rythme ++

L'utilisation des seuls temps d'arrivée des impulsions dans l'algorithme RACESS est une contrainte extrêmement forte qui a cependant permis d'obtenir des résultats déjà très satisfaisants. Afin d'améliorer les résultats obtenus via cette méthode, il semble maintenant nécessaire d'injecter de l'information supplémentaire, pour prendre uniquement en compte les paires de clics qui se ressemblent vraiment, lors du calcul de la fonction d'autocorrélation complexe $D(t, \tau)$.

En suivant l'idée de Zaugg [Zaugg12] ou de Starkhammar [Starkhammar11], ce ou ces paramètres supplémentaires pourraient être des propriétés "signal" de l'impulsion, comme son spectre ou sa fréquence centrale. Nous pourrions également envisager l'utilisation du CRPA que nous avons présentés dans ce manuscrit, pour comparer les formes d'onde des impulsions. Dans des configurations multicapteurs, ce paramètre supplémentaire pourrait être la direction d'arrivée de l'impulsion. Quel que soit le paramètre supplémentaire choisi, chaque impulsion serait alors projetée dans un nouvel espace de représentation, qui prendrait, par exemple, l'une des formes suivantes : temps-rythme-fréquence, temps-rythme-CRPA, temps-rythme-angle.

Outre l'amélioration des probabilités de détection des trains et la diminution des fausses alarmes, l'utilisation d'un paramètre supplémentaire permettrait de confirmer le lien existant entre deux impulsions et donc d'aboutir au regroupement (ou au chaînage) des impulsions appartenant au même train. L'intérêt de la communauté bioacoustique pour de telles méthodes est réel, comme le montre les travaux récents de Baggenstoss [Baggenstoss11] et de Nosal [Nosal13].

Enfin, l'algorithme RACESS étant un outil de traitement généraliste, son utilisation dans d'autres domaines d'application ayant des signaux rythmés est envisageable (machines tournantes par exemple).

Les suites à donner au RPA

La détection

La détection de transitoires dans un bruit additif blanc gaussien par analyse des récurrences de phases a montré de bons résultats. Il reste cependant un travail important à faire pour rendre la méthode proposée applicable sur des données réelles contenant un bruit non-blanc et limiter les détections fausses-alarmes. Une possibilité envisagée, serait d'évaluer empiriquement la distribution des coefficients de la *matrice de similarité* dans le cas d'un bruit océanique, puis d'utiliser celle-ci comme référence lors du calcul de la divergence statistique. Une perspective intermédiaire avant d'utiliser des données réelles acquises en mer, serait de suivre la même démarche avec un bruit gaussien filtré, et d'étudier les performances du détecteur dans un tel cas, dans la continuité des travaux réalisés à la fin de la section 4.4.1.

Pour simplifier notre étude sur données simulées, nous avons utilisé un cosinus pour modéliser le signal transitoire à détecter. Il serait également intéressant de voir si les performances du détecteur sont conservées lorsque le transitoire est un clic simulé prenant la forme d'un cosinus pondéré par une fenêtre de Hamming ou par une fonction de Gabor.

Le détecteur proposé dans cette thèse a été fait pour une application monocapteur. Cependant, l'outil CRPA permet d'envisager également son utilisation dans le cas où deux capteurs sont disponibles, ou encore dans le cas où la forme d'onde est partiellement connue. Pour un bruit blanc gaussien, la modélisation analytique de la distribution des coefficients de la *matrice de similarité* sous l'hypothèse H_0 est de nouveau possible et la démarche reste quasi-identique au cas monocapteur. Le travail à réaliser serait davantage lié à l'évaluation des performances d'un tel détecteur et à son gain de traitement vis-à-vis des détecteurs classiques de la communauté.

La caractérisation

A travers les différents exemples présentés dans le chapitre cinq, nous avons vu que l'image binaire obtenue avec le RPA et le CRPA était caractéristique du signal analysé. La quantification automatique de l'image, c'est-à-dire l'étude du nombre et de la position des récurrences, reste néanmoins difficile. Les fonctions de quantification de la littérature ne semblent pas être adaptées à notre contexte, et n'arrivent généralement pas à rendre compte des différences entre les impulsions. La recherche de nouvelles méthodes de quantification des images RPA et CRPA fait donc partie des perspectives futures. Un axe de recherche possible, serait d'aller voir les algorithmes existant en traitement d'image binaire, comme la transformée de Hough par exemple. Les perspectives d'utilisation du RPA et du CRPA à des fins de caractérisation et de classification des impulsions passent nécessairement par la recherche préalable de fonctions

de quantification adaptées et discriminantes.

Le facteur principal pouvant biaiser la quantification de l'image est le plus souvent la présence de récurrences dues aux oscillations du bruit, avant ou après la forme d'onde d'intérêt. Il est donc nécessaire d'isoler finement la forme d'onde à analyser, afin de n'étudier et de ne quantifier que l'information jugée intéressante.

Concernant la détection de formes d'onde récurrentes effectuée dans la section 5.2.3, il serait intéressant de faire le lien entre l'outil CRPA utilisé à cet effet pendant ces travaux de thèse, et les outils classiquement utilisés par les communautés *pattern recognition* et *data mining*. Ceci permettrait certainement d'aboutir à la mise au point d'une architecture plus robuste et plus rapide.

La localisation

Nous avons démontré que le CRPA pouvait être utilisé pour le calcul de la différence du temps d'arrivée d'une impulsion sur deux hydrophones. Il est maintenant nécessaire d'évaluer l'apport de cette méthode, en terme de précision et de robustesse, par rapport aux méthodes classiques, telles que l'intercorrélation ou l'intercorrélation généralisée. Cela passe d'une part, par une étude sur données simulées, dans laquelle la méthode proposée dans ce manuscrit et les méthodes classiques seraient confrontées à des impulsions mélangées à du bruit avec différentes valeurs de RSB, et d'autre part, via l'utilisation de données réelles de difficultés graduelles, dans lesquelles les signaux subiraient des déformations plus ou moins importantes et/ou montreraient la présence de réflexions sur la surface ou sur le fond.

Enfin, les données que nous avons utilisées dans ce manuscrit ont été acquises avec une antenne de petite taille (environ 1m entre chaque hydrophone). Il serait donc intéressant de voir le comportemant du CRPA dans le cas d'hydrophones plus éloignés les uns des autres et dont les formes d'onde pourraient, par conséquent, être fortement différentes.

Annexe A

Production de trains de clics par les bélugas

Afin de valider l'hypothèse de la rythmicité des trains de clics d'odontocètes, sur laquelle se fonde le développement de l'algorithme du chapitre 2, nous avons étudié une grande base de données contenant des trains de clics de bélugas (*Delphinapterus leucas*). Cette annexe présente en détail le contexte dans lequel cette base de données a été enregistrée, les analyses effectuées et les résultats obtenus.

A.1 Matériels et méthodes

La base de données utilisée dans cette annexe contient un grand nombre de trains de clics de bélugas (*Delphinapterus leucas*) qui ont été enregistrés en Août 2011 dans la péninsule de Cumberland, au sud de l'ile de Baffin (66.577°N, 67.481°W, Canada) par le ministère des Pêches et Océans du Canada (Fig. A.1).

Les données ont été enregistrées avec un hydrophone HTI (High Tech Inc., Gulport, MS, USA) et pré-amplifiées avec un gain de 25 dB avant d'être enregistrées par une carte d'acquisition reliée à un PC (IOtech DaqBoard3000/USB). Les données sont numérisées en 16 bits au format wav, à une fréquence d'échantillonnage de 300 kHz.

Afin d'étudier la rythmicité des clics dans les trains, 248 trains contenant un total de 11881 clics ont été annotés manuellement. Les trains de clics annotés dans cette annexe sont donc constitués de l'ensemble des clics émis consécutivement par le même animal. Seuls les trains pour lesquels les clics pouvaient être associés de façon certaine à un unique animal par observation de la forme d'onde et du spectrogramme, ont été annotés.

Le temps d'arrivée de chaque clic a été associé à l'échantillon du clic d'amplitude maximale. La liste des temps d'arrivée obtenue pour chaque train a ensuite été utilisée pour calculer les ICI successifs. A partir de ces annotations, les propriétés suivantes ont été étudiées :
- nombre de clics dans chaque train ;
- distribution des ICI ;
- relation entre les ICI successifs ;
- jitter relatif entre deux ICI consécutifs.

FIGURE A.1 – Position des lieux d'acquisition de la base de données contenant des trains de clics de bélugas. (Saint-Laurent et Cumberland)

A.2 Résultats

A.2.1 Statistique des trains de clics de béluga

A.2.1.1 Nombre de clics par train

Le nombre de clics contenus dans chacun des 248 trains annotés a été calculé. La densité de probabilité et la fonction de répartition associée à cette variable sont représentées sur la figure A.2. Le nombre de clics émis par les bélugas dans leurs trains va de quelques unités (4 ou 5) à plus de 250. La médiane de cette série est de 29 clics par train. La figure A.2 et le tableau A.1 montrent que plus de 90 % des trains contenaient plus de 6 clics, 70 % en avaient plus de 15.

A.2.1.2 Distribution des ICI

Les ICI trouvés dans cette base de données vont principalement de 4 à 300 ms (Fig. A.3). La valeur médiane est de 44 ms ce qui est comparable à des observations faites sur d'autres populations de bélugas [Au93]. Plus de 60 % des ICI calculés durent entre 25 ms et 70 ms (Tableau A.1), ce qui, là aussi, correspond aux ordres de grandeur trouvés par [Roy10]. La répartition des ICI n'est cependant pas uniforme et la figure A.3 fait apparaître 3 modes. Le premier, situé à environ 10 ms correspond à des clics appartemant à des buzz. Les buzz

représentent moins de 10 % des ICI annotés. Le second mode se trouve autour de 40 ms et semble être une valeur privilégiée par les bélugas [Au93]. Le troisième mode correspond à un ICI de 60 ms.

A.2.1.3 Relation entre ICI et nombre de clics par train

La distribution des valeurs d'ICI en fonction du nombre de clics par train a été calculée. Les résultats sont représentés sous forme de diagramme-moustache sur la figure A.4. Les trains contenant peu de clics ont généralement de grandes valeurs d'ICI et une plus grande variabilité des ICI. À mesure que le nombre de clics par train augmente, la figure A.4 montre que l'ICI médian et la distance interquartile diminuent.

A.2.2 Propriété des trains en terme de rythmicité

Afin de valider l'hypothèse selon laquelle les trains de clics suivent un motif rythmé, nous avons examiné la relation existant entre les $n^{\text{ème}}$ et $(n+1)^{\text{ème}}$ valeurs d'ICI. Les résultats obtenus montrent que la loi entre le $n^{\text{ème}}$ ICI et le $(n+1)^{\text{ème}}$ est proche de $ICI_{n+1} = ICI_n$ (Fig. A.5). Cette linéarité est confirmée par le calcul du coefficient de détermination R^2, qui vaut 0.86. Nous voyons cependant que le nuage de points de la figure A.5 tend à s'élargir à mesure que l'ICI augmente.

Afin de quantifier cet élargissement, nous avons calculé le jitter relatif entre le $n^{\text{ème}}$ et le $(n+1)^{\text{ème}}$ ICI, en utilisant la formule suivante :

$$\delta_{ICI_1} = |\frac{ICI(n+1) - ICI(n)}{0.5 \times [ICI(n) + ICI(n+1)]}| \tag{A.1}$$

Bien que le jitter puisse parfois prendre de grandes valeurs, il reste majoritairement inférieur à 12% (Tableau A.1). Le jitter moyen a été calculé pour différents intervalles d'ICI. Les bornes de ces intervalles correspondent aux déciles des valeurs d'ICI. La figure A.6 montre les résultats obtenus et permet de constater qu'en moyenne, si l'on néglige les ICI correspondant à des buzz, le jitter tend à augmenter lorsque l'ICI augmente, confirmant les observations faites initialement sur la figure A.5.

percentile	$10^{\text{ème}}$	$20^{\text{ème}}$	$30^{\text{ème}}$	$40^{\text{ème}}$	$50^{\text{ème}}$	$60^{\text{ème}}$	$70^{\text{ème}}$	$80^{\text{ème}}$	$90^{\text{ème}}$	$100^{\text{ème}}$
Nombre de clics par train	6	9	15	21	29	40	55	76	120	293
ICI (s)	0.013	0.029	0.034	0.038	0.044	0.049	0.057	0.068	0.093	0.22
jitter calculé avec Eq. (A.1) (%)	0.17	0.37	0.6	0.94	1.4	2.0	3.1	5.2	12.4	100

Table A.1 – Percentiles des paramètres des trains de clics annotés de bélugas. Le nombre total de clics utilisés pour obtenir ces statistiques est 11881. Le nombre de valeurs d'ICI est 11633.

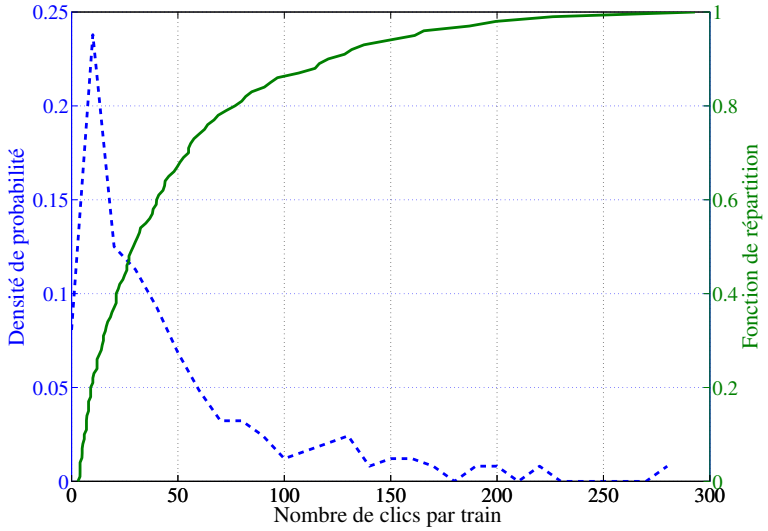

FIGURE A.2 – Densité de probabilité et fonction de répartition du nombre de clics dans les 248 trains annotés. Les trains annotés contenaient entre 4 et 300 clics par train. La médiane de cette série est 29 clics par train.

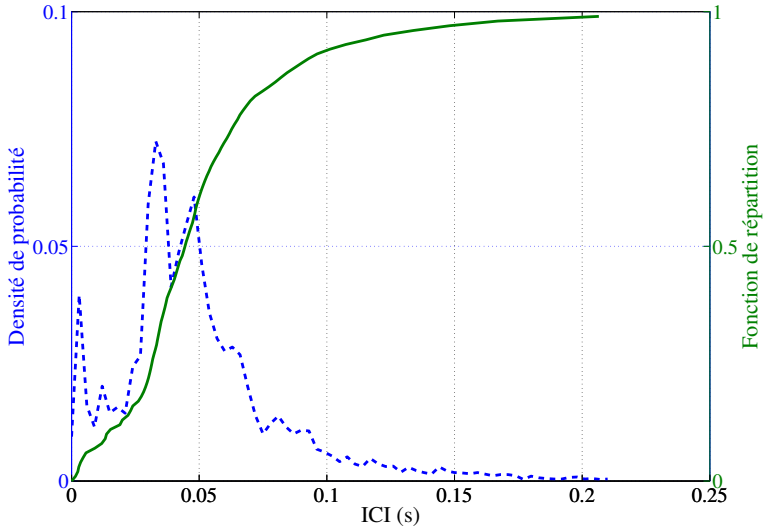

FIGURE A.3 – Densité de probabilité et fonction de répartition des 11633 valeurs d'ICI mesurées dans la base de données.

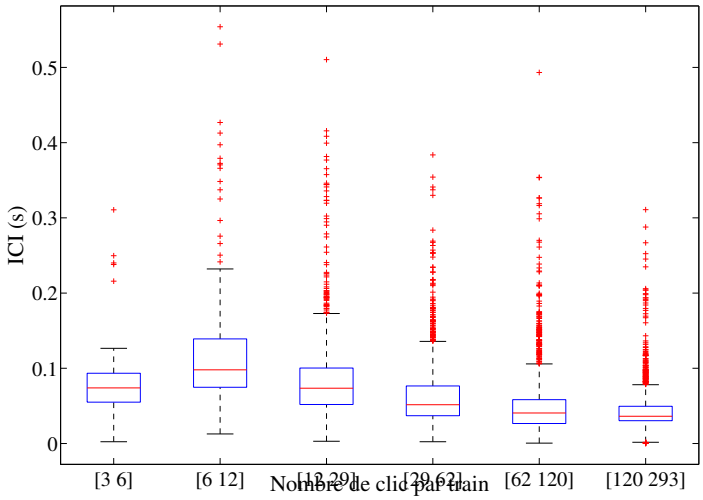

FIGURE A.4 – Diagramme-moustache montrant la distribution des ICI en fonction du nombre de clics par train. Les bornes des intervalles utilisées en abscisse correspondent aux centiles du nombre de clics par train. Cette figure montre que plus il y a de clics dans un train plus l'ICI médian du train est petit. Également, l'intervalle interquartile diminue quand le nombre de clics par train augmente.

A.3 Conclusion

En conclusion de cette annexe, les informations importantes à retenir sont les suivantes :

— plus un train de clic est court, plus la distribution des valeurs d'ICI est large ;
— plus un train de clic est court, plus les valeurs des ICI sont grandes ;
— plus l'ICI est grand, plus le jitter relatif entre le $n^{\text{ème}}$ and the $(n+1)^{\text{ème}}$ ICI est grand ;
— l'ICI moyen des trains de clics de béluga est 0.052 ± 0.041 s ;
— le nombre médian de clics par train chez les bélugas est 29.

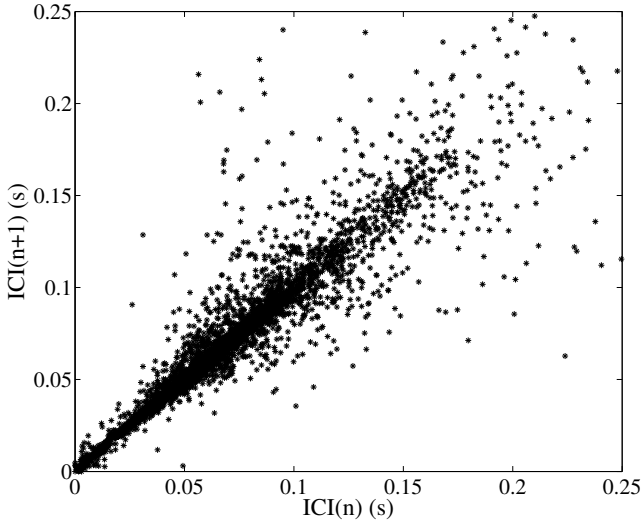

FIGURE A.5 – Nuage de points montrant la valeur du $(n+1)^{\text{ème}}$ ICI en fonction du $n^{\text{ème}}$ ICI. On voit que la relation entre les ICI successifs semble linéaire. Le coefficient de détermination R^2 vaut 0.86, ce qui confirme la bonne corrélation entre les valeurs successives d'ICI.

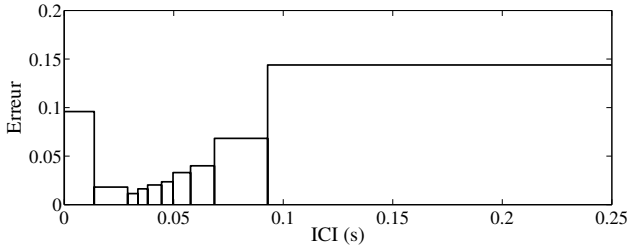

FIGURE A.6 – Moyenne du jitter calculée pour dix intervalles d'ICI. Les bornes de ces intervalles correspondent aux déciles des valeurs d'ICI.

Annexe B

Influence des degrés de liberté du RPA

Cette annexe a pour objectif d'étudier l'influence des degrés de liberté m et ε lors de la construction des *matrices des similarités* et des *matrices de récurrences* de clics réels d'un grand dauphin, d'un béluga et d'une baleine à bec de Blainville. Elle complète l'analyse faite dans la partie 3.4 en montrant des exemples supplémentaires.

B.1 Dimension de l'espace des phases m

Dans cette partie, nous calculons la *matrice des similarités* et la *matrice de récurrences* en fonction de m, avec τ constant. Nous choisissons $\tau = 1$, $\varepsilon = 0.75$ et $m \in \{2,\ 4,\ 6,\ 8 ...,\ 22,\ 24\}$. Nous utilisons le coefficient de corrélation de Pearson pour évaluer la ressemblance entre les vecteurs et un seuil $\varepsilon = 0.75$.

Nous voyons sur les figures B.2, B.6 et B.10 que le contenu des *matrices des similarités* change beaucoup quand m varie entre 2 et 8, et que le nombre de détections dans les matrices des récurrences diminue fortement, comme le montre les figures B.3, B.7 et B.11. Cette diminution des récurrences est quantifiée pour les trois clics, en calculant le pourcentage de points récurrents dans chaque image. L'évolution de ce pourcentage en fonction de m est donnée, pour chacun des trois clics, sur les figures B.4, B.8 et B.12. Lorsque m passe de 10 à 18, les valeurs des coefficients dans les *matrices des similarités* changent plus progressivement. Pour ces mêmes valeurs de m, nous constatons qu'à seuil ε constant, le nombre d'états de récurrences disparaissant à mesure que m augmente, est bien plus faible que lorsque m est passé de 2 à 8. La matrice des récurrences évolue alors plus lentement d'une valeur de m à l'autre. Cela semble indiquer que pour $m \geq 10$, il n'y a plus de points de l'espace des phases qui sont de faux voisins.

B.1.1 Grand dauphin

La figure B.1 montre la forme d'onde du clic de grand dauphin utilisé dans cette étude sur les degrés de liberté du RPA.

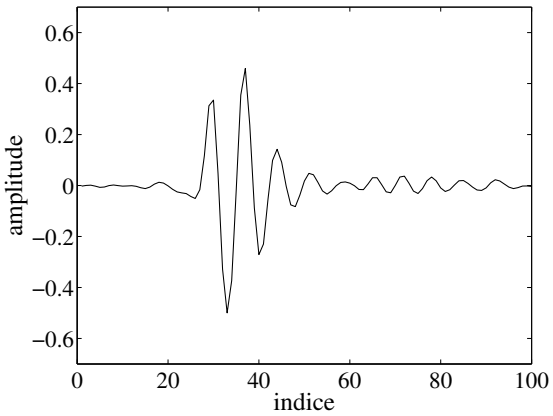

FIGURE B.1 – Forme d'onde d'un clic de grand dauphin (Données chaire CHORUS, archipel de Molène)

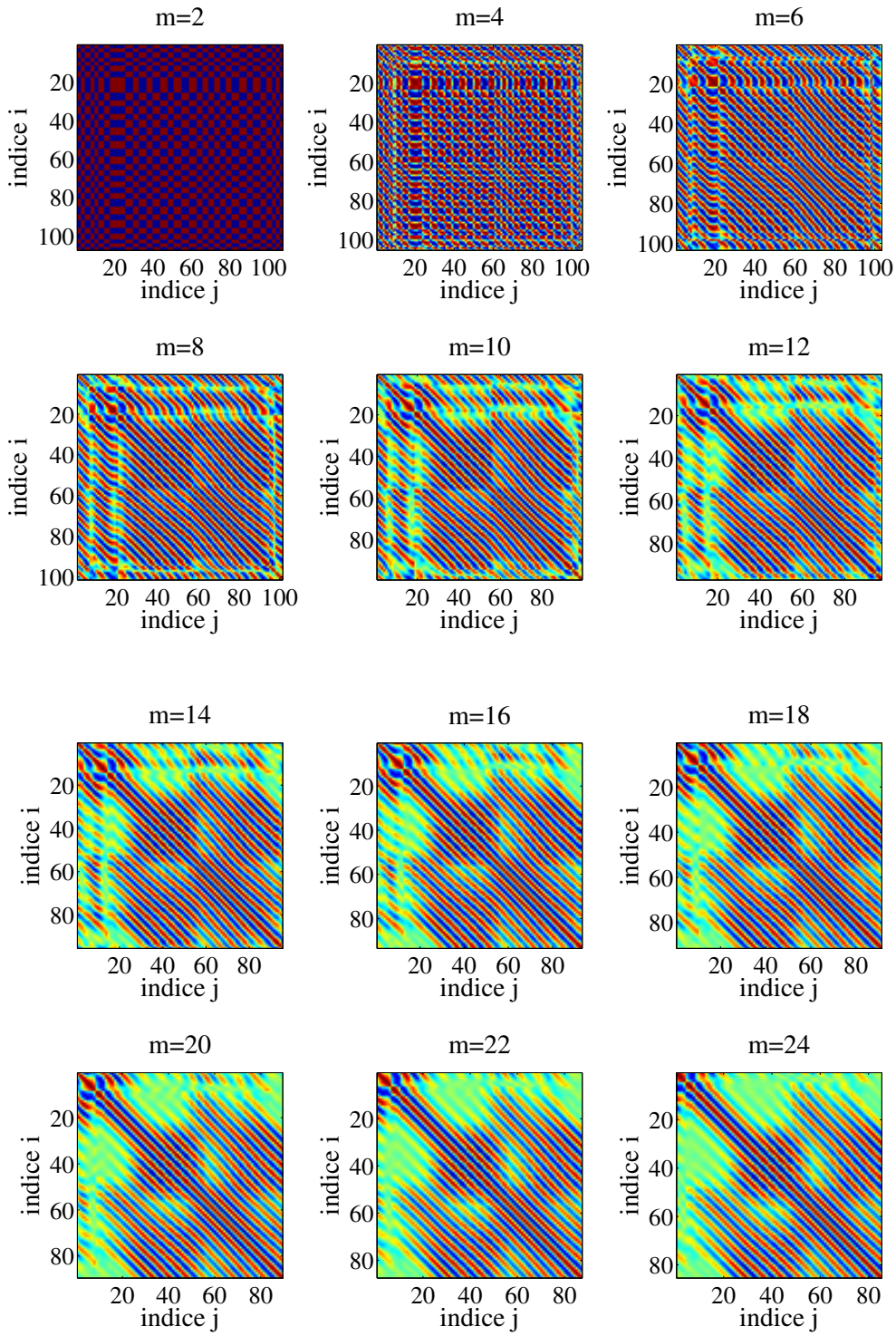

FIGURE B.2 – *Matrice des similarités* d'un clic de grand dauphin en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le délai est $\tau = 1$ et la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson.

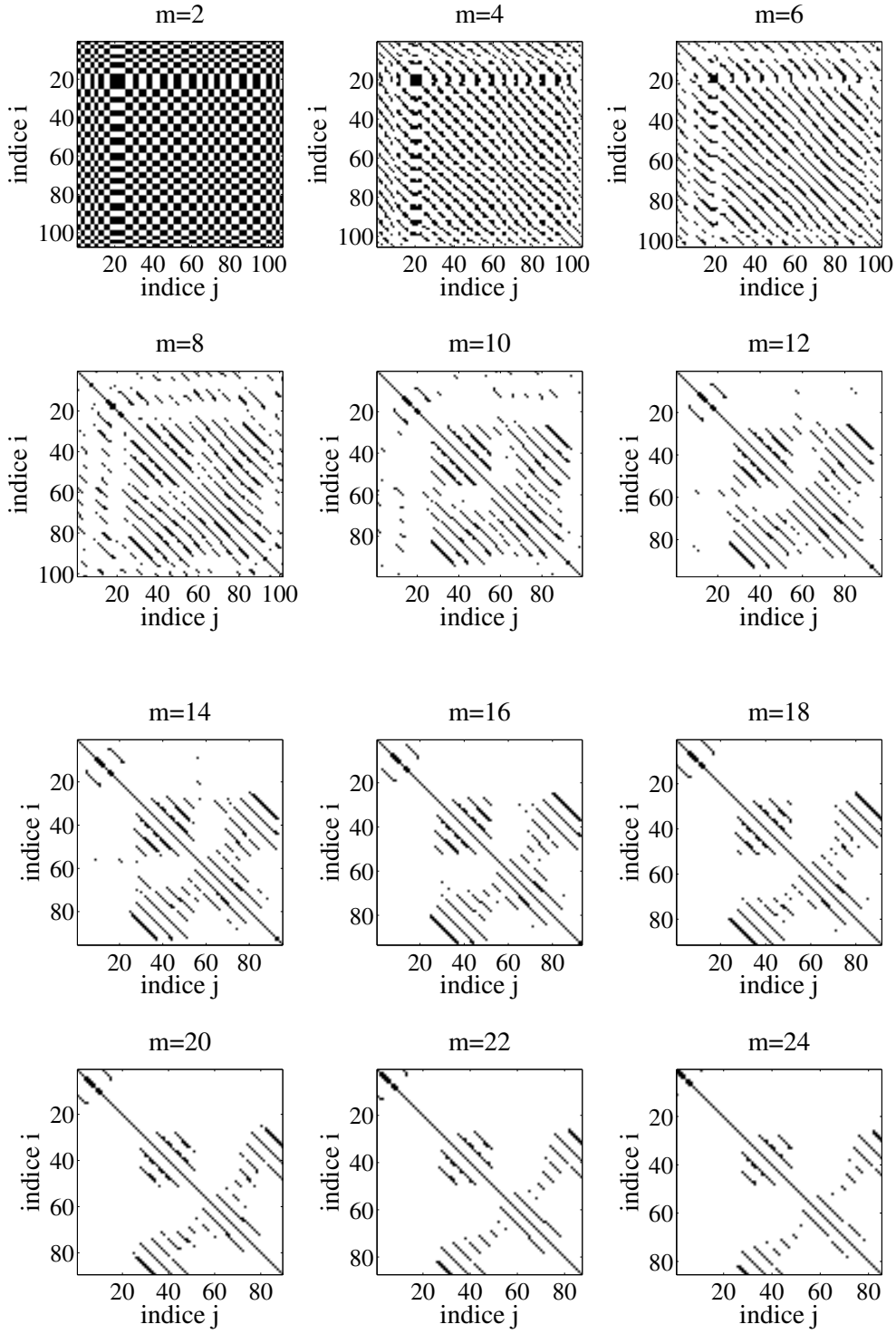

FIGURE B.3 – *Matrice des récurrences* d'un clic de grand dauphin en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le délai est $\tau = 1$ et la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson. Le seuil de récurrence est $\varepsilon = 0.75$.

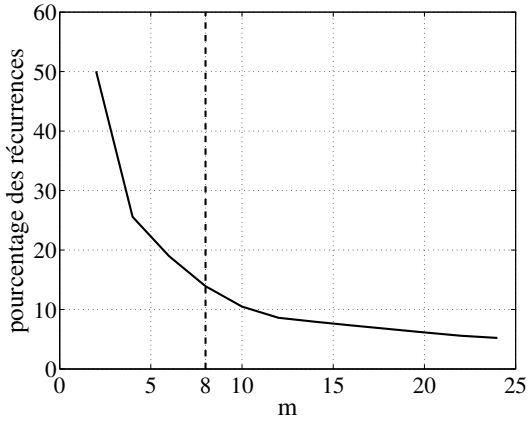

FIGURE B.4 – Pourcentage de récurrences dans la *matrice des récurrences* en fonction de la dimension de l'espace des phases m

B.1.2 Béluga

La figure B.5 montre la forme d'onde du clic de béluga utilisé dans cette étude sur les degrés de liberté du RPA.

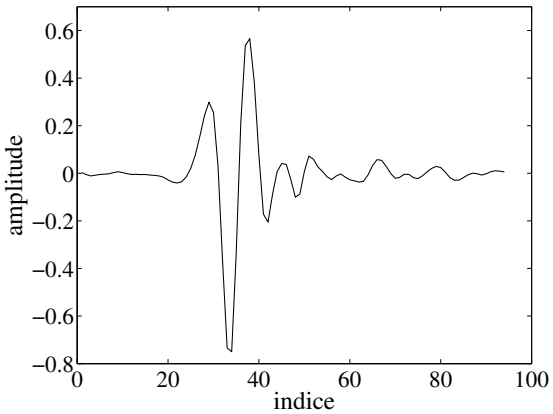

FIGURE B.5 – Forme d'onde d'un clic de béluga (Données ministère des Pêches et Océans du Canada, Golf du Saint Laurent)

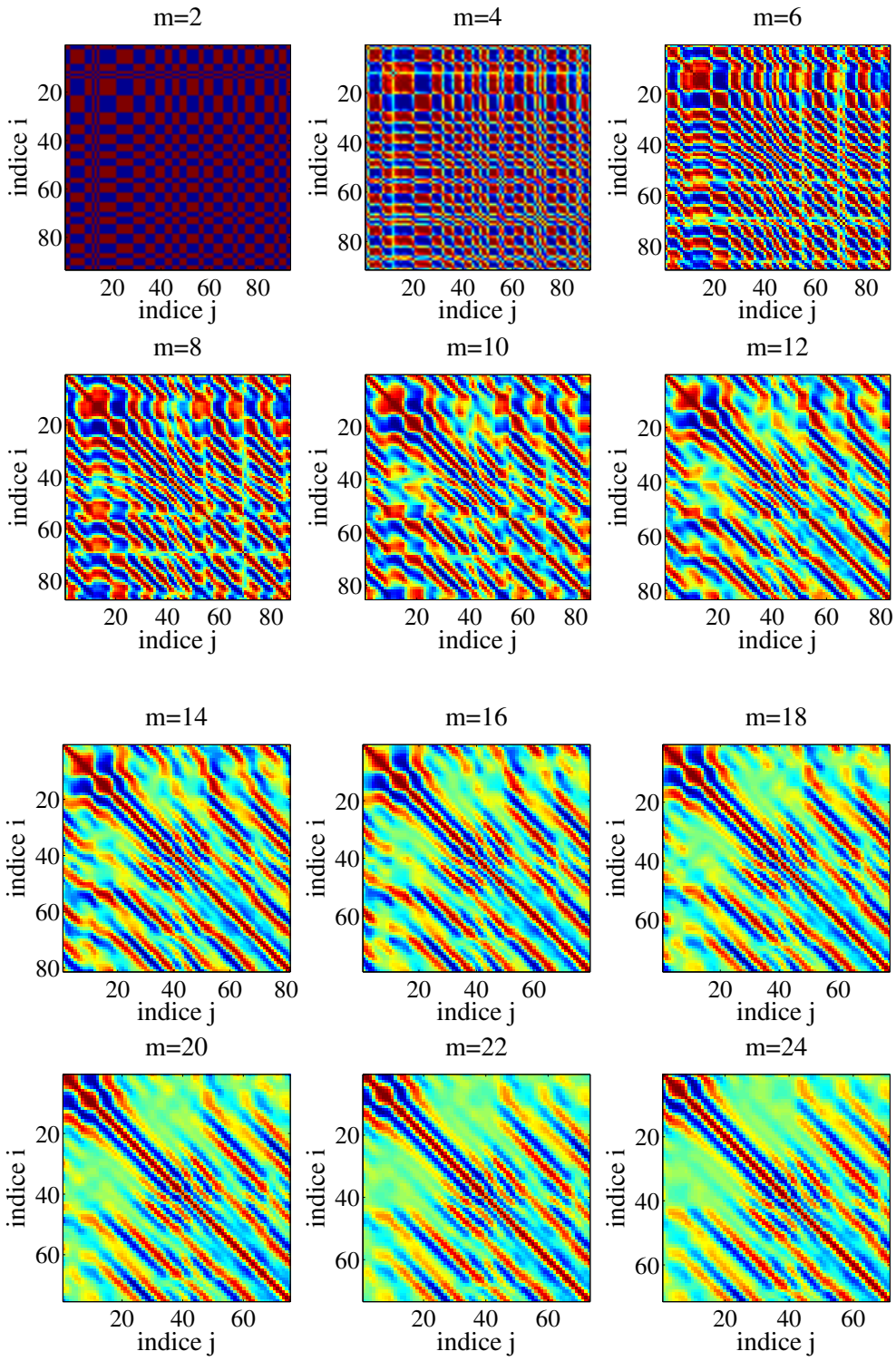

FIGURE B.6 – *Matrice des similarités* d'un clic de béluga en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le délai est $\tau = 1$ et la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson.

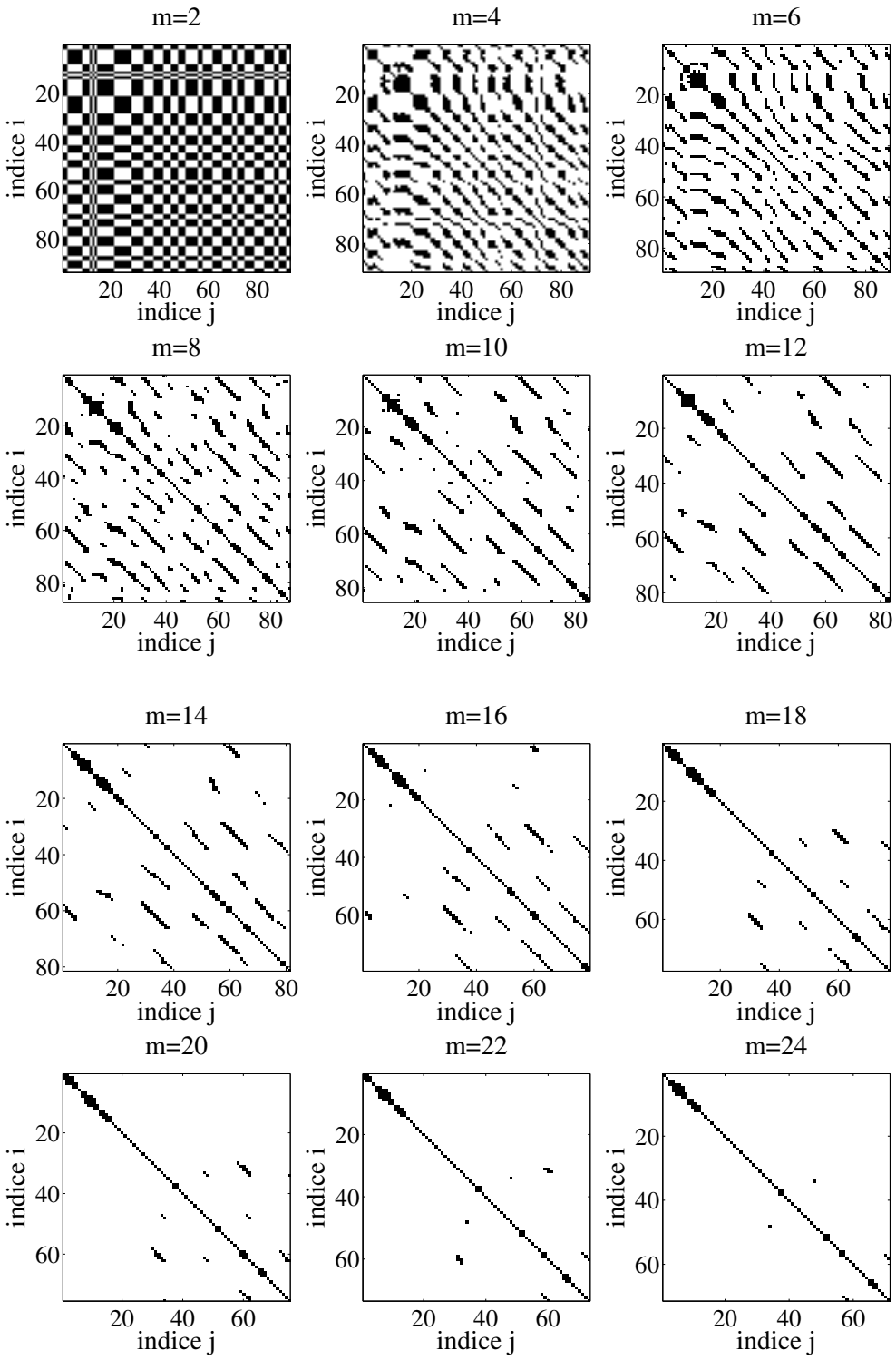

FIGURE B.7 – *Matrice des récurrences* d'un clic de béluga en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le délai est $\tau = 1$ et la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson. Le seuil de récurrence est $\varepsilon = 0.75$.

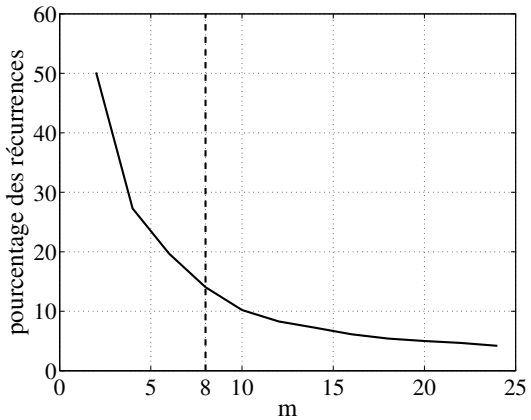

FIGURE B.8 – Pourcentage de récurrences dans la *matrice des récurrences* en fonction de la dimension de l'espace des phases m

B.1.3 Baleine à bec de Blainville

La figure B.9 montre la forme d'onde du clic de baleine à bec utilisé dans cette étude sur les degrés de liberté du RPA.

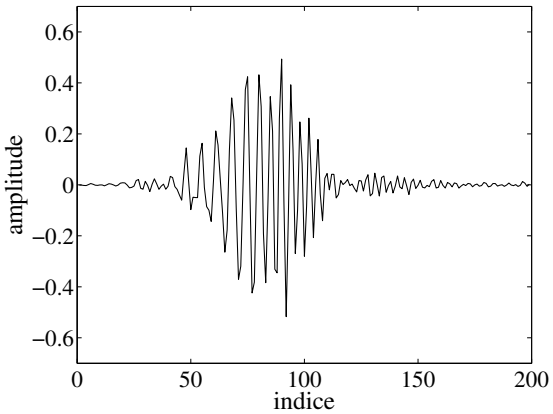

FIGURE B.9 – Forme d'onde d'un clic de baleine à bec de Blainville (Données Woods Hole Oceanographic Institution, *www.mobysound.org*, archipel des Canaris)

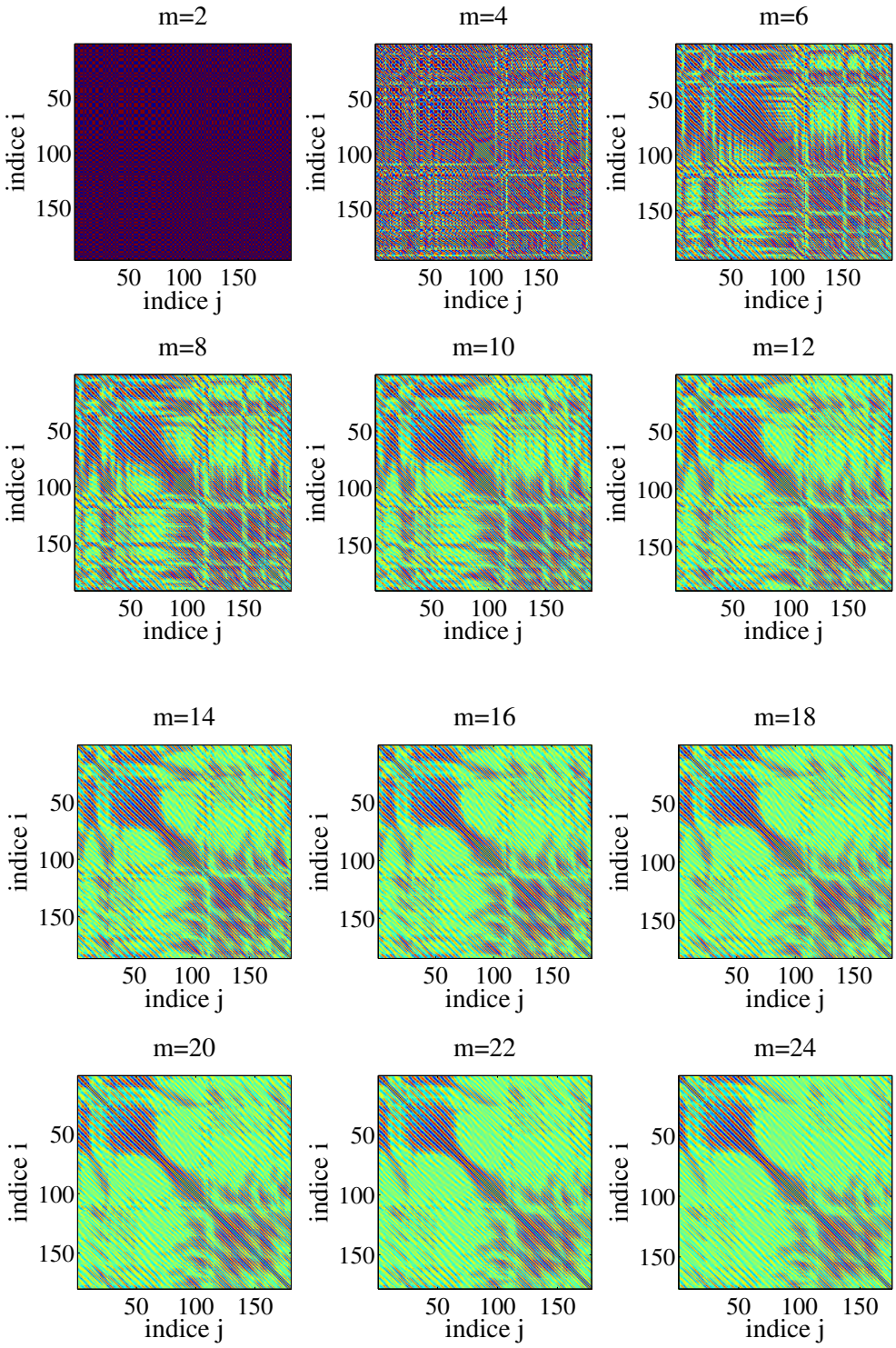

FIGURE B.10 – *Matrice des similarités* d'un clic de baleine à bec de Blainville en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le délai est $\tau = 1$ et la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson.

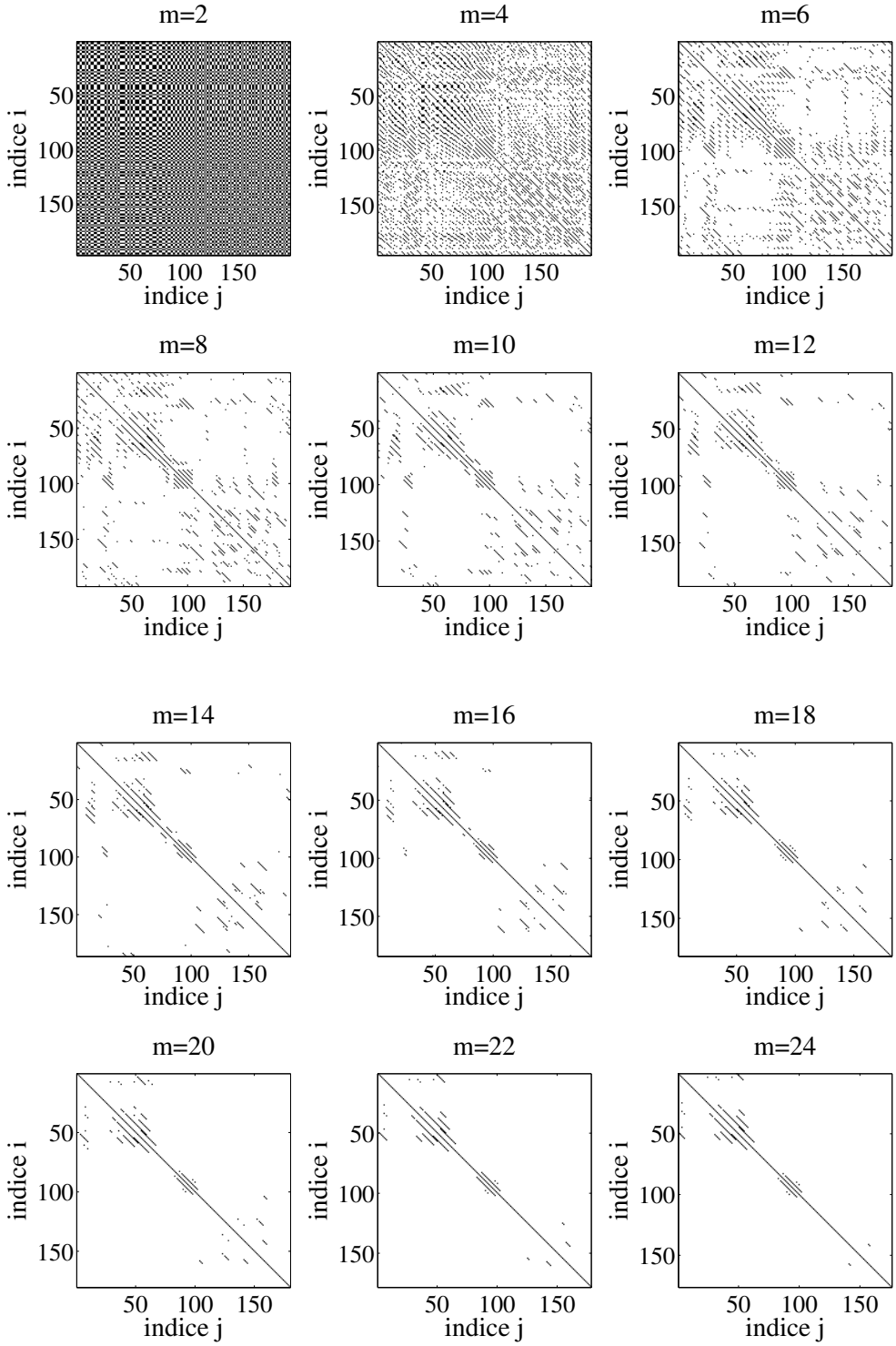

FIGURE B.11 – *Matrice des récurrences* d'un clic de baleine à bec de Blainville en fonction de la dimension de l'espace des phases m. Le délai est $\tau = 1$ et la ressemblance entre les vecteurs de l'espace des phases est calculée avec le coefficient de corrélation de Pearson. Le seuil de récurrence est $\varepsilon = 0.75$.

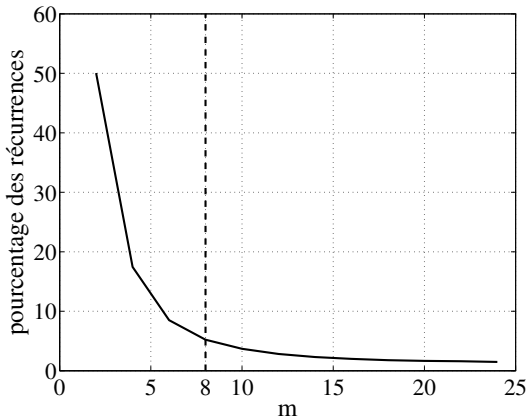

FIGURE B.12 – Pourcentage de récurrences dans la *matrice des récurrences* en fonction de la dimension de l'espace des phases m

B.2 Seuil de détection ε

Dans cette partie, nous calculons la *matrice de récurrences* en fonction de ε, avec $\tau = 1$ et $m = 14$ constants. Nous utilisons le coefficient de corrélation de Pearson pour évaluer la ressemblance entre les vecteurs. Les *matrices de récurrences* sont calculées pour $\varepsilon \in [-0.75; 1]$, par pas de 0.05.

Les figures B.13, B.15 et B.17 montrent l'ensemble des représentations RPA obtenues en fonction de la valeur du seuil, pour les trois clics réels d'odontocètes. Nous pouvons voir qu'à mesure que le seuil diminue, le nombre de récurrences augmente. Nous quantifions une nouvelle fois cette diminution en utilisant le pourcentage de points récurrents dans chaque image. Les résultats de cette quantification sont donnés par les figures B.14, B.16 et B.18. Sur ces trois exemples, nous voyons que pour un seuil entre 0.9 et 1, il y a très peu de récurrences détectées en dehors de la grande diagonale, qui on le rappel, correspond à la comparaison du vecteur à l'instant t_i avec lui-même. Ces seuils sont donc trop élevés. Lorsque le seuil se situe entre 0.7 et 0.85, le pourcentage de récurrences varie selon les cas entre 1 % et 7 %, ce qui correspond aux taux préconisés dans la littérature. Pour un seuil inférieur à 0.7, on augmente de risque d'avoir des récurrences correspondant à des points de l'espace des phases qui ne sont pas dans des états dynamiques similaires, et que l'on peut qualifier de "fausses récurrences". Aussi, lors de l'utilisation du coefficient de Pearson pour construire la représentation RPA d'un clic d'odontocète, une valeur de ε située dans l'intervalle [0.7 ; 0.85] sera satisfaisante.

B.2.1 Grand dauphin

La figure B.13 nous montre l'évolution de la *matrice des récurrences* en fonction de la valeur du seuil de détection. Nous constatons que la diminution de la valeur du seuil entraine une augmentation du nombre de récurrences (Fig. B.14).

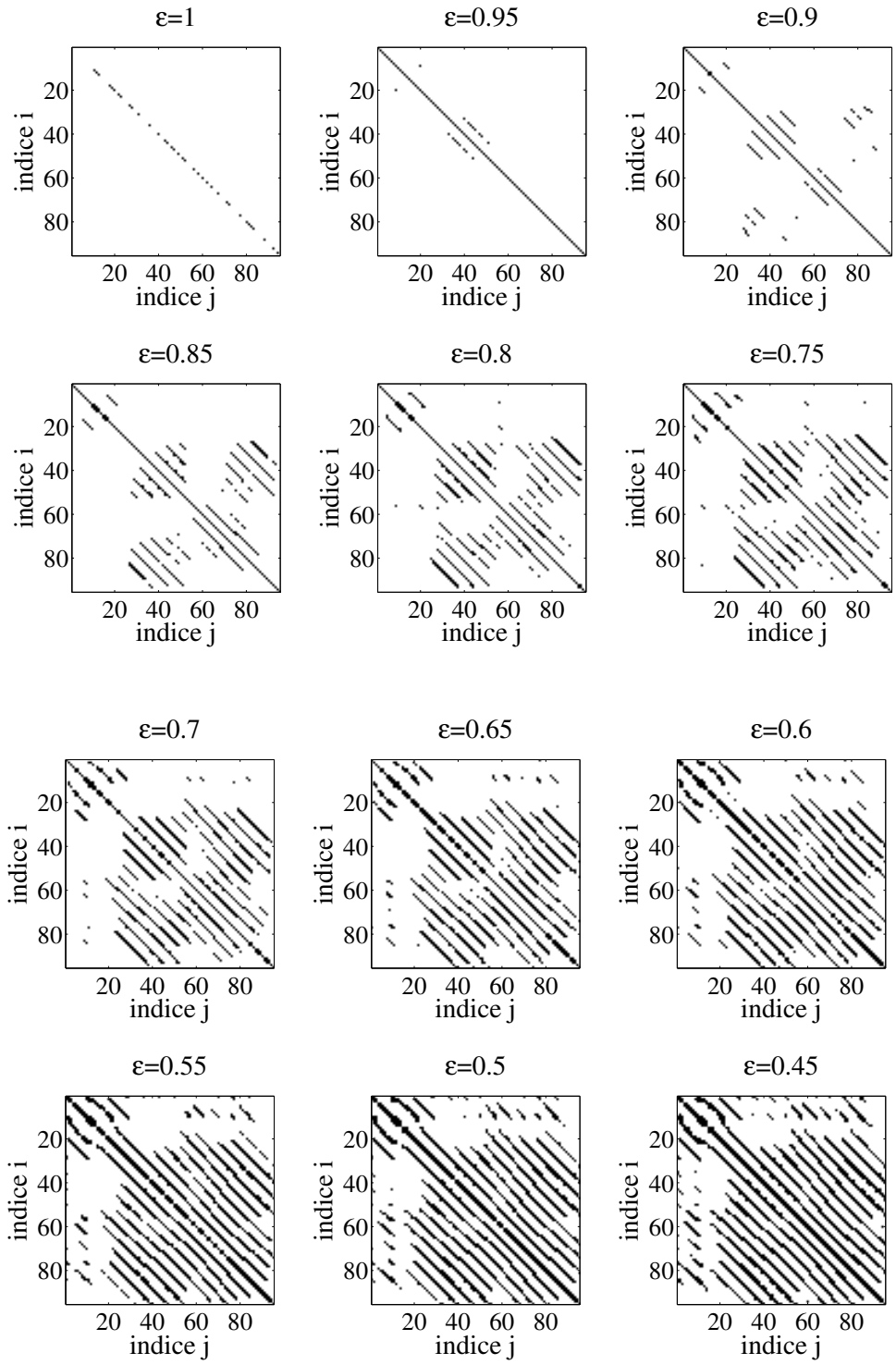

FIGURE B.13 – *Matrice des récurrences* du clic de grand dauphin de la figure B.1, en fonction de la valeur du seuil ε. Dans cet exemple, l'espace des phases a été reconstruit avec les paramètres $\tau = 1$ et $m = 14$. Nous voyons que le nombre de récurrences augmente à mesure que le seuil diminue.

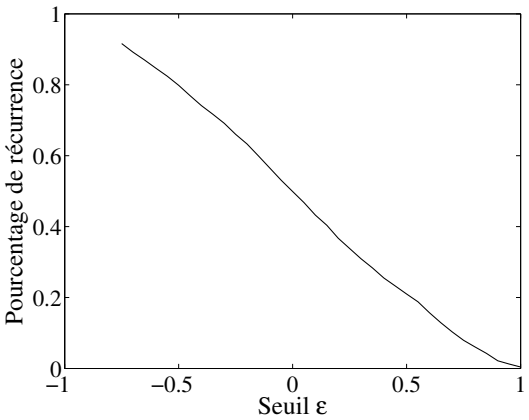

FIGURE B.14 – Évolution du pourcentage de récurrences dans les images de la figure B.13 en fonction du seuil ε.

B.2.2 Béluga

La figure B.15 nous montre l'évolution de la *matrice des récurrences* en fonction de la valeur du seuil de détection. Nous constatons que la diminution de la valeur du seuil entraine une augmentation du nombre de récurrences (Fig. B.16).

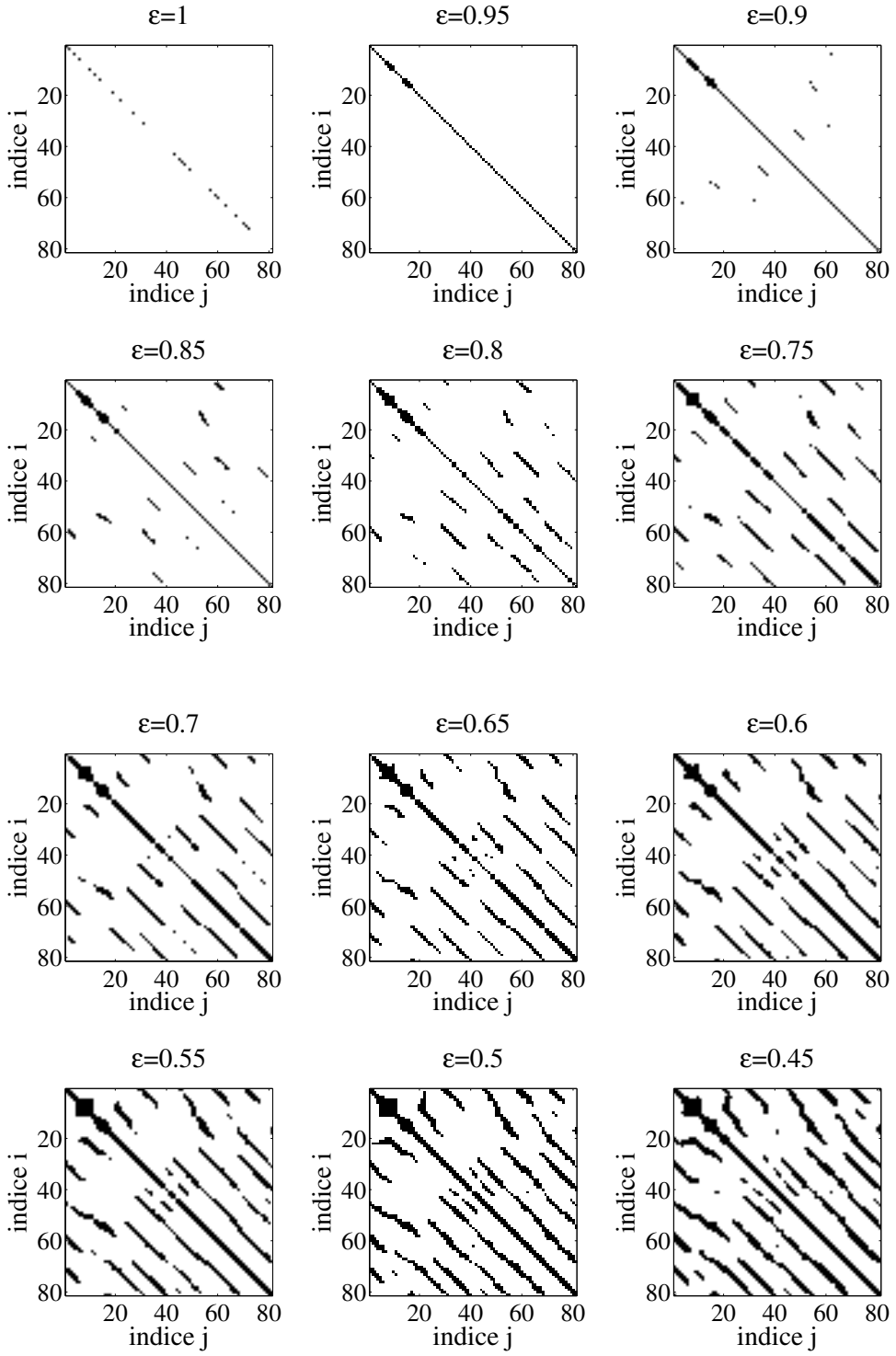

FIGURE B.15 – *Matrice des récurrences* du clic de béluga de la figure B.5, en fonction de la valeur du seuil ε. Dans cet exemple, l'espace des phases a été reconstruit avec les paramètres $\tau = 1$ et $m = 14$. Nous voyons que le nombre de récurrences augmente à mesure que le seuil diminue.

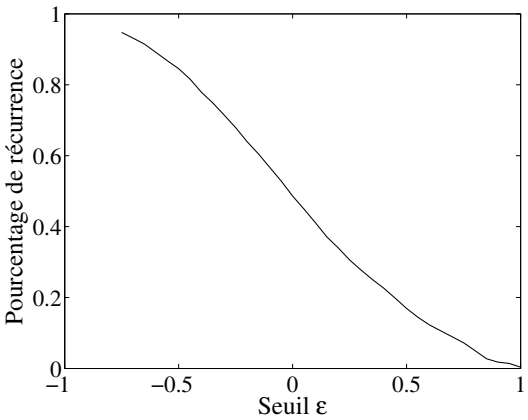

FIGURE B.16 – Évolution du pourcentage de récurrences dans les images de la figure B.15 en fonction du seuil ε.

B.2.3 Baleine à bec de Blainville

La figure B.17 nous montre l'évolution de la *matrice des récurrences* en fonction de la valeur du seuil de détection. Nous constatons que la diminution de la valeur du seuil entraine une augmentation du nombre de récurrences (Fig. B.18).

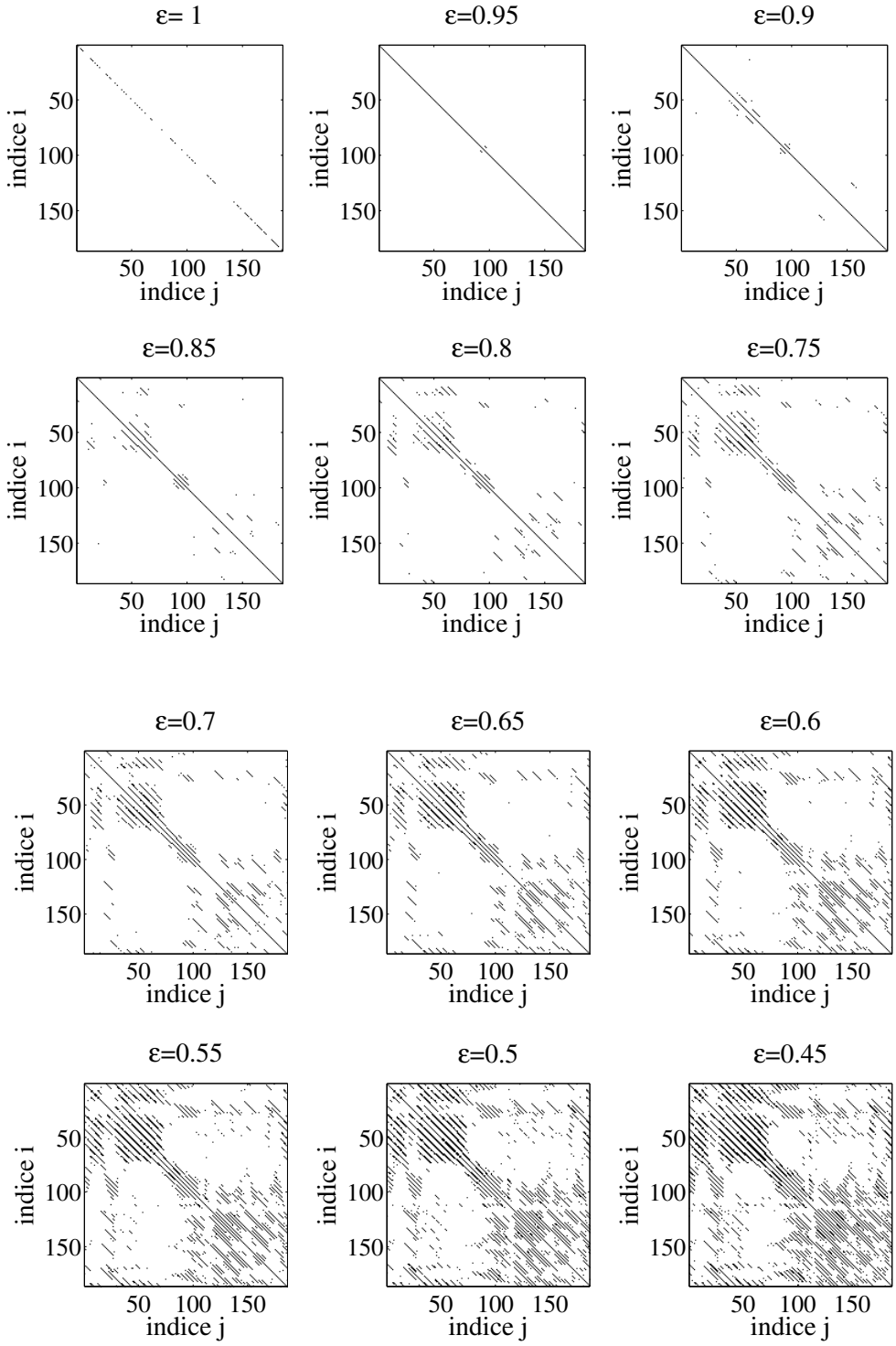

FIGURE B.17 – *Matrice des récurrences* du clic de la baleine de Blainville de la figure B.9, en fonction de la valeur du seuil ε. Dans cet exemple, l'espace des phases a été reconstruit avec les paramètres $\tau = 1$ et $m = 14$. Nous voyons que le nombre de récurrences augmente à mesure que le seuil diminue.

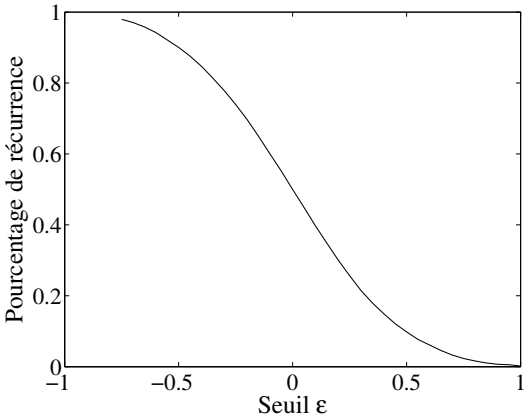

FIGURE B.18 – Évolution du pourcentage de récurrences dans les images de la figure B.17 en fonction du seuil ε.

Bibliographie

[Ainslie10] M. A. Ainslie. *Principles of sonar performance modelling.* Springer, 2010.

[Amorim06] M. Amorim and P. Clara. Diversity of sound production in fish. *Communication in fishes*, **1** :71–104, 2006.

[Andrew02] R. K. Andrew, B. M. Howe, J. A. Mercer, and M. A. Dzieciuch. Ocean ambient sound : comparing the 1960s with the 1990s for a receiver off the california coast. *Acoustics Research Letters Online*, **3**(2) :65–70, 2002.

[Andrew11] R. K. Andrew, B. M. Howe, and J. A. Mercer. Long-time trends in ship traffic noise for four sites off the north american west coast. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **129**(2) :642–651, 2011.

[André00] M. André and C. Kamminga. Rhythmic dimension in the echolocation click trains of sperm whales : a possible function of identification and communication. *Journal of Marine Biology Association*, **80** :163–169, 2000.

[Aparicio08] T. Aparicio, E. F. Pozo, and D. Saura. Detecting determinism using recurrence quantification analysis : Three test procedures. *Journal of Economic Behavior & Organization*, **65**(3) :768–787, 2008.

[Appeltans12] W. Appeltans, S. Ahyong, G. Anderson, M. Angel, T. Artois *et al.* The magnitude of global marine species diversity. *Current Biology*, **22**(23) :2189–2202, 2012.

[Au78] W. W. L. Au, R. W. Floyd, and J. E. Haun. Propagation of atlantic bottlenose dolphin echolocation signals. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **64**(2) :411–422, 1978.

[Au80] W. W. L. Au. Echolocation signals of the atlantic bottlenose dolphin (tursiops truncatus) in open waters. *In Animal sonar systems*, 251–282. Springer, 1980.

[Au85] W. W. L. Au, D. A. Carder, R. H. Penner, and B. L. Scronce. Demonstration of adaptation in beluga whale echolocation signals. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **77**(2) :726–730, 1985.

[Au87] W. W. L. Au, R. H. Penner, and C. W. Turl. Propagation of beluga echolocation signals. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **82**(3) :807–813, 1987.

[Au93] W. W. L. Au. *The SONAR of Dolphins.* Springer, 1993.

[Au95] W. W. L. Au, J. L. Pawloski, P. E. Nachtigall, M. Blonz, and R. C. Gisner. Echolocation signals and transmission beam pattern of a false killer whale (pseudorca crassidens). *The Journal of the Acoustical Society of America*, **98**(1) :51–59, 1995.

[Au99] W. W. L. Au, R. A. Kastelein, T. Rippe, and N. M. Schooneman. Transmission beam pattern and echolocation signals of a harbor porpoise (phocoena phocoena). *The Journal of the Acoustical Society of America*, **106**(6) :3699–3705, 1999.

[Au06] W. W. L. Au, A. A. Pack, M. O. Lammers, L. M. Herman, M. H. Deakos *et al.* Acoustic properties of humpback whale songs. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **120**(2) :1103–1110, 2006.

[Au08] W. W. L. Au and M. C. Hastings. *Principles of Marine Bioacoustics*. Springer, 2008.

[Au12] W. W. L. Au, B. Branstetter, P. W. Moore, and J. J. Finneran. The biosonar field around an atlantic bottlenose dolphin (tursiops truncatus). *The Journal of the Acoustical Society of America*, **131**(1) :569–576, 2012.

[Baggenstoss11] P. M. Baggenstoss. Separation of sperm whale click-trains for multipath rejection. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **129** :3598, 2011.

[Bahl02] R. Bahl, T. Ura, and T. Fukuchi. Towards identification of sperm whales from their vocalizations. *Seisan Kenkyu*, **54** :409–413, 2002.

[Baird06] R. W. Baird, D. L. Webster, D. J. McSweeney, A. D. Ligon, G. S. Schorr *et al.* Diving behaviour of cuvier's (ziphius cavirostris) and blainville's (mesoplodon densirostris) beaked whales in hawai'i. *Canadian Journal of Zoology*, **84**(8) :1120–1128, 2006.

[Bar-Shalom09] Y. Bar-Shalom, F. Daum, and J. Huang. The probabilistic data association filter - estimation in the presence of measurement origin uncertainty. *IEEE Control Systems Magazine*, **29** :82–100, 2009.

[Barlow05] J. Barlow and B. L. Taylor. Estimates of sperm whale abundance in the northeastern temperate pacific from a combined acoustic and visual survey. *Marine Mammal Science*, **21**(3) :429–445, 2005.

[Basseville89] M. Basseville. Distance measures for signal processing and pattern recognition. *Signal processing*, **18**(4) :349–369, 1989.

[Basseville13] M. Basseville. Divergence measures for statistical data processing—an annotated bibliography. *Signal Processing*, **93**(4) :621–633, 2013.

[Baumann-Pickering13] S. Baumann-Pickering, M. A. McDonald, A. E. Simonis, A. S. Berga, K. P. B. Merkens *et al.* Species-specific beaked whale echolocation signals. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **134**(3) :2293–2301, 2013.

[Benoit08] D. Benoit, Y. Simard, and L. Fortier. Hydroacoustic detection of large winter aggregations of arctic cod (boreogadus saida) at depth in ice-covered franklin bay (beaufort sea). *Journal of Geophysical Research : Oceans (1978–2012)*, **113**(C6), 2008.

[Bernasconi13] M. Bernasconi, R. Patel, L. Nottestad, F. R. Knudsen, and A. S. Brierley. Use of active sonar for cetacean conservation and behavioral-ecology studies : A paradox ? *In Proceedings of the Institute of Acoustics*, vol. 31, 112–118. 2013.

[Birleanu11] F. M. Birleanu, I. Ioana, A. Serbanescu, and J. Chanussot. A time-distributed phase space histogram for detecting transient signals. *In Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011 IEEE International Conference on*. 2011.

[Birleanu12a] F. M. Birleanu. *Construction des espaces de représentation RPA pour l'analyse des signaux transitoires*. Ph.D. thesis, Université de Grenoble, 2012.

[Birleanu12b] F. M. Birleanu, I. Candel, I. Ioana, C. Gervaise, A. Serbanescu *et al.* A vector approach to transient signal processing. *In 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA 2012)*. Montréal, Canada, 2012.

[Blake14] R. F. Blake. Submarine signaling : The protection of shipping by a wall of sound and other uses of the submarine telegraph oscillator. *American Institute of Electrical Engineers, Transactions of the*, **33**(2) :1549–1565, 1914.

[Boyd11] I. L. Boyd, G. Frisk, E. Urban, P. Tyack, J. Ausubel *et al.* An international quiet ocean experiment. *Oceanography*, **24** :174–181, 2011.

[Branstetter12] B. Branstetter, P. W. Moore, J. J. Finneran, M. N. Tormey, and H. Aihara. Directional properties of bottlenose dolphin (tursiops truncatus) clicks, burst-pulse, and whistle sounds. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **131**(2) :1613–1621, 2012.

[Broniatowski09] M. Broniatowski and A. Keziou. Parametric estimation and tests through divergences and the duality technique. *Journal of Multivariate Analysis*, **100**(1) :16–36, 2009.

[Broomhead86] D. S. Broomhead and G. P. King. Extracting qualitative dynamics from experimental data. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **20**(2-3) :217–236, 1986.

[Cao97] L. Cao. Practical method for determining the minimum embedding dimension of a scalar time series. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **110**(1) :43–50, 1997.

[Casdagli91] M. Casdagli, S. Eubank, J. D. Farmer, and J. Gibson. State space reconstruction in the presence of noise. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **51**(1) :52–98, 1991.

[Castle75] M. J. Castle and A. C. Kibblewhite. The contribution of the sea urchin to ambient sea noise. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **58**(S1) :S122–S122, 1975.

[Cato92a] D. H. Cato. The biological contribution to the ambient noise in waters near australia. *Acoustics Australia*, **20** :76–76, 1992.

[Cato92b] D. H. Cato and M. J. Bell. *Ultrasonic ambient noise in Australian shallow waters at frequencies up to 200 kHz*. Tech. rep., DTIC Document, 1992.

[Cha07] S. H. Cha. Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions. *City*, **1**(2) :300–307, 2007.

[Chmelnitsky12] E. G. Chmelnitsky and S. H. Ferguson. Beluga whale, delphinapterus leucas, vocalizations from the churchill river, manitoba, canada. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **131**(6) :4821–4835, 2012.

[Chong03] C. Y. Chong and S. P. Kumar. Sensor networks : evolution, opportunities, and challenges. *Proceedings of the IEEE*, **91**(8) :1247–1256, 2003.

[Cichocki10] A. Cichocki and S. Amari. Families of alpha- beta- and gamma-divergences : Flexible and robust measures of similarities. *Entropy*, **12** :1532–1568, 2010.

[Clausen11] K. T. Clausen, M. Wahlberg, K. Beedholm, S. Deruiter, and P. T. Madsen. Click communication in harbour porpoises phocoena phocoena. *Bioacoustics*, **20**(1) :1–28, 2011.

[Cobb11] J. T. Cobb and J. Principe. Seabed segmentation in synthetic aperture sonar images. *In SPIE Defense, Security, and Sensing*, 80170M–80170M. International Society for Optics and Photonics, 2011.

[Commission07] M. M. Commission. Marine mammals and noise : a sound approach to research and management. *In Report to Congress from the Marine Mammal Commission*. 2007.

[Conroy98] T. L. Conroy and J. B. Moore. The limits of extended kalman filtering for pulse train deinterleaving. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, **46** :3326–3332, 1998.

[Conroy00] T. L. Conroy and J. B. Moore. On the estimation of interleaved pulse train phases. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, **48**(12) :3420–3425, 2000.

[Costa03] J. Costa, A. Hero, and C. Vignat. On solutions to multivariate maximum α-entropy problems. *In Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition*, 211–226. Springer, 2003.

[Costello12] M. J. Costello, S. Wilson, and B. Houlding. Predicting total global species richness using rates of species description and estimates of taxonomic effort. *Systematic Biology*, **61**(5) :871–883, 2012.

[Cox06] T. M. Cox, T. J. Ragen, A. J. Read, E. Vos, R. W. Baird *et al.* Understanding the impacts of anthropogenic sound on beaked whales. *Journal of cetacean research and management*, **7**(3) :177–187, 2006.

[De Jong08] C. A. De Jong and M. A. Ainslie. Underwater radiated noise due to the piling for the q7 offshore wind park. *Journal of the Acoustical Society of America*, **123**(5) :2987, 2008.

[Demoulin10] X. Demoulin. Étude acoustique du bruit de mer. *Annales hydrographiques*, **776** :1–12, 2010.

[DeRuiter09] S. L. DeRuiter, M. A. Bahr, A.and Blanchet, S. F. Hansen, J. H. Kristensen, P. T. Madsen *et al.* Acoustic behaviour of echolocating porpoises during prey capture. *Journal of Experimental Biology*, **212**(19) :3100–3107, 2009.

[Deza09] M. M. Deza and E. Deza. *Encyclopedia of distances*. Springer, 2009.

[Di Iorio12] L. Di Iorio, C. Gervaise, V. Jaud, A. Robson, and L. Chauvaud. Hydrophone detects cracking sounds : Non-intrusive monitoring of bivalve movement. *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*, **432** :9–16, 2012.

[Doksæter09] L. Doksæter, O. R. Godø, E. Olsen, L. Nøttestad, and R. Patel. Ecological studies of marine mammals using a seabed-mounted echosounder. *ICES Journal of Marine Science*, **66**(6) :1029–1036, 2009.

[Donner10] R. V. Donner, Y. Zou, J. F. Donges, N. Marwan, and J. Kurths. Recurrence networks—a novel paradigm for nonlinear time series analysis. *New Journal of Physics*, **12**(3) :033025, 2010.

[D'spain06] G. L. D'spain and H. H. Batchelor. Observations of biological choruses in the southern california bight : A chorus at midfrequencies. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **120**(4) :1942–1955, 2006.

[Eckmann87] J. P. Eckmann, S. Oliffson Kamphorst, and D. Ruelle. Recurrence plots of dynamical systems. *Europhysics letters*, **4** :973–977, 1987.

[Everest05] F. A. Everest, R. W. Young, and M. W. Johnson. Acoustical characteristics of noise produced by snapping shrimp. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **20**(2) :137–142, 2005.

[Evren12] A. Evren and E. Tuna. On some properties of goodness of fit measures based on statistical entropy. *International Journal of Research & Reviews in Applied Sciences*, **13**(1) :192–205, 2012.

[Farmer89] D. M. Farmer and Y. Xie. The sound generated by propagating cracks in sea ice. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **85**(4) :1489–1500, 1989.

[Filligoi10] G. Filligoi, F. Felici, M. Vicini, and A. Rosponi. Recurrence quantification analysis of surface electromyograms, 2010.

[Fisher15] R. A. Fisher. Frequency distribution of the values of the correlation coefficient in samples from an indefinitely large population. *Biometrika*, **10**(4) :507–521, 1915.

[Fraser86] A. M. Fraser and H. L. Swinney. Independent coordinates for strange attractors from mutual information. *Physical review A*, **33**(2) :1134, 1986.

[Freeman13] S. E. Freeman, F. L. Rohwer, A. Gregg, L. Coleman, and M. Buckingham. On the origins of ambient biological sounds in shallow water tropical ecosystems. *In Proceedings of Meetings on Acoustics*, vol. 19. Acoustical Society of America, 2013.

[Frey12] S. Frey, F. Sadlo, and T. Ertl. Visualization of temporal similarity in field data. *In IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2012.

[Gannon08] D. P. Gannon. Passive acoustic techniques in fisheries science : a review and prospectus. *Transactions of the American Fisheries Society*, **137**(2) :638–656, 2008.

[Ganton05] J. H. Ganton and A. R. Milne. Temperature-and wind-dependent ambient noise under midwinter pack ice. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **38**(3) :406–411, 2005.

[Gerard08] O. Gerard, C. Carthel, and S. Corraluppi. Estimating the number of beaked whales using an mht tracker. *In Proceedings of New Trends for Environmental Monitoring using Passive Systems (PASSIVE'08)*. 2008.

[Gerard09] O. Gerard, C. Carthel, and S. Corraluppi. Classification of odontocete buzz clicks using a multi-hypothesis tracker. *In Proceeding of OCEAN 2009*. 2009.

[Gervaise10] C. Gervaise, A. Barazzutti, S. Busson, Y. Simard, and N. Roy. Automatic detection of bioacoustics impulses based on kurtosis under weak signal to noise ratio. *Appl. Acoust.*, **71** :1144–1163, 2010.

[Gervaise12] C. Gervaise, Y. Simard, N. Roy, B. Kinda, and N. Ménard. Shipping noise in whale habitat : Characteristics, sources, budget, and impact on belugas in saguenay-st. lawrence marine park hub. *Acous*, **132** :76–89, 2012.

[Gillespie08] D. Gillespie and M. Caillat. Statistical classification of odontocete clicks. *Journal of the Canadian Acoustical Association*, **36** :20–26, 2008.

[Giraudet06] P. Giraudet and H. Glotin. Real-time 3d tracking of whales by echo-robust precise tdoa estimates with a widely-spaced hydrophone array. *Applied Acoustics*, **67**(11-12) :1106–1117, 2006.

[Glotin08] H. Glotin, F. Caudal, and P. Giraudet. Whale cocktail party : real-time multiple tracking and signal analyses. *Journal of the Canadian Acoustical Association*, **36** :139–145, 2008.

[Grassberger83] P. Grassberger and I. Procaccia. Measuring the strangeness of strange attractors. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **9**(1) :189–208, 1983.

[Hatch08] L. Hatch, C. Clark, R. Merrick, S. Van Parijs, D. Ponirakis *et al.* Characterizing the relative contributions of large vessels to total ocean noise fields : a case study using the gerry e. studds stellwagen bank national marine sanctuary. *Environmental management*, **42**(5) :735–752, 2008.

[Hayes09] M. P. Hayes and P. T. Gough. Synthetic aperture sonar : a review of current status. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, **34**(3) :207–224, 2009.

[Hazlett62] B. A. Hazlett and H. E. Winn. Sound production and associated behavior of bermuda crustaceans (panulirus, gonodactylus, alpheus, and synalpheus). *Crustaceana*, **4** :25–38, 1962.

[Herzing96] D. L. Herzing. Vocalizations and associated underwater behavior of free-ranging atlantic spotted dolphins, stenella frontalis and bottlenose dolphins, tursiops truncatus. *Aquatic Mammals*, **22** :61–80, 1996.

[Hildebrand04] J. Hildebrand. Sources of anthropogenic sound in the marine environment. *In Report to the Policy on Sound and Marine Mammals : An International Workshop. US Marine Mammal Commission and Joint Nature Conservation Committee, UK. London, England.* 2004.

[Hill62] M. N. Hill and A. R. Robinson. *Physical oceanography*, vol. 1. Harvard University Press, 1962.

[Homère] Homère. *L'Odyssée.*

[Houser99] D. S. Houser, D. A. Helweg, and P. W. Moore. Classification of dolphin echolocation clicks by energy and frequency distribution. *Journal of Acoustical Society of America*, **106** :1579–1585, 1999.

[Huke06] J. P. Huke. *Embedding nonlinear dynamical systems : A guide to Takens' theorem.* Tech. rep., DRA Malvern, 2006.

[Hurezeanu13] B. Hurezeanu, G. M. Ungureanu, A. Digulescu, A. Serbanescu, H. Costin *et al.* Fetal heart rate variability study with recurrence plot analysis. *In E-Health and Bioengineering Conference (EHB), 2013*, 1–4. IEEE, 2013.

[IISE08] IISE. *State of observed species.* Tech. rep., Arizona State University, 2008.

[IISE09] IISE. *State of observed species.* Tech. rep., Arizona State University, 2009.

[IISE10] IISE. *State of observed species.* Tech. rep., Arizona State University, 2010.

[IISE11] IISE. *State of observed species.* Tech. rep., Arizona State University, 2011.

[Ioana14] C. Ioana, A. Serbanescu, A. Digulescu, O. Le Bot, J. I. Mars *et al.* Non-stationary signal analysis using phase diagram-based techniques. *In International workshop on non-stationary signal and image processing : theory and application, COMM2014 international conference.* 2014.

[Ioup07] G. E. Ioup, J. W. Ioup, L. A. Pflug, A. M. Tashmukhambetov, and N. A. Sidorovskaia. Acoustic identification of beaked and sperm whales. *J. Acoust. Soc. Am*, **122** :3003, 2007.

[Jensen09] F. H. Jensen, L. Bejder, M. Wahlberg, and P. T. Madsen. Biosonar adjustments to target range of echolocating bottlenose dolphins (tursiops sp.) in the wild. *Journal of Experimental Biology*, **212**(8) :1078–1086, 2009.

[Jida08] B. Jida. *Intégration du contexte par réseaux bayésiens pour la détection et le suivi multi-cibles.* Ph.D. thesis, Université du Littoral Côte d'Opale, 2008.

[Johnson04] M. Johnson, P. T. Madsen, W. M. X. Zimmer, N. Aguilar De Soto, and P. L. Tyack. Beaked whales echolocate on prey. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B : Biological Sciences*, **271**(Suppl 6) :S383–S386, 2004.

[Johnson06] M. Johnson, P. T. Madsen, W. M. X. Zimmer, N. A. De Soto, and P. L. Tyack. Foraging blainville's beaked whales (mesoplodon densirostris) produce distinct click types matched to different phases of echolocation. *Journal of Experimental Biology*, **209**(24) :5038–5050, 2006.

[Johnson08] M. Johnson, L. S. Hickmott, N. Aguilar de Soto, and P. T. Madsen. Echolocation behaviour adapted to prey in foraging blainville's beaked whale (mesoplodon densirostris). *Proceedings of the Royal Society B : Biological Sciences*, **275**(1631) :133–139, 2008.

[Kaiser90] J. F. Kaiser. On teager's energy algorithm and its generalization to continuous signals. *In Proc. 4th IEEE digital signal processing workshop*. 1990.

[Kaiser93] J. F. Kaiser. Some useful properties of teager's energy operators. *In Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1993. ICASSP-93., 1993 IEEE International Conference on*, vol. 3, 149–152. IEEE, 1993.

[Kamminga90] C. Kamminga and G. R. Beitsma. Investigations on cetacean sonar ix : remarks on dominant sonar frequencies from tursiops truncatus. *Aquatic Mammals*, **16**(1) :14–20, 1990.

[Kandia06] V. Kandia and Y. Stylianou. Detection of sperm whale clicks based on the teager-kaiser energy operator. *Applied Acoustics*, **67** :1144–1163, 2006.

[Kandia08] V. Kandia and Y. Stylianou. Detection of clicks based on group delay. *Journal of the Canadian Acoustical Association*, **36** :48–54, 2008.

[Kastelein08] R. A. Kastelein, M. Verlaan, and N. Jennings. Number and duration of echolocation click trains produced by a harbor porpoise (phocoena phocoena) in relation to target and performance. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **124**(1) :40–43, 2008.

[Kaushik05] B. Kaushik, D. Nance, and K. K. Ahuja. A review of the role of acoustic sensors in the modern battlefield. *In 11th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference*. Monterey, California, 2005.

[Kay93] S. M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing, volume 2 : Detection theory*. Prentice Hall, 1993.

[Kendall61] M. G. Kendall and A. Stuart. *The advanced theory of statistics. Vols. I and II*. Hafner, 1961.

[Kennel92] M. B. Kennel, R. Brown, and H. D. Abarbanel. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction. *Physical review A*, **45**(6) :3403, 1992.

[Kinda13a] B. Kinda. *Acoustic remote sensing of Arctic Sea Ice from long term-soundscape measurements*. Ph.D. thesis, Université de Grenoble, 2013.

[Kinda13b] G. B. Kinda, Y. Simard, C. Gervaise, J. I. Mars, and L. Fortier. Under-ice ambient noise in eastern beaufort sea, canadian arctic, and its relation to environmental forcing. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **134**(1) :77–87, 2013.

[Koblitz12] J. C. Koblitz, M. Wahlberg, P. Stilz, P. T. Madsen, K. Beedholm *et al.* Asymmetry and dynamics of a narrow sonar beam in an echolocating harbor porpoise. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **131**(3) :2315–2324, 2012.

[Kostaschuk05] R. Kostaschuk, J. Best, P. Villard, J. Peakall, and M. Franklin. Measuring flow velocity and sediment transport with an acoustic doppler current profiler. *Geomorphology*, **68**(1) :25–37, 2005.

[Krause87] B. Krause. Bioacoustics, habitat ambience in ecological balance. *Whole Earth Review*, **57** :14–18, 1987.

[Kullback51] S. Kullback and R. A. Leibler. On information and sufficiency. *The Annals of Mathematical Statistics*, **22**(1) :79–86, 1951.

[Lagerquist00] B. A. Lagerquist, K. M. Stafford, and B. R. Mate. Dive characteristics of satellite-monitored blue whales (balaenoptera musculus) off the central california coast. *Marine Mammal Science*, **16**(2) :375–391, 2000.

[Lammers03] M. O. Lammers, W. W. L. Au, and D. L. Herzing. The broadband social acoustic signaling behavior of spinner and spotted dolphins. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **114**(3) :1629–1639, 2003.

[Lammers09] M. O. Lammers and M. Castellote. The beluga whale produces two pulses to form its sonar signal. *Biology letters*, **5**(3) :297–301, 2009.

[Le Bot13a] O. Le Bot, J. Bonnel, J. I. Mars, and C. Gervaise. Odontocete click train deinterleaving using a single hydrophone and rhythm analysis. *In Proceedings of Meetings on Acoustics*, vol. 19, 010019. Acoustical Society of America, 2013.

[Le Bot13b] O. Le Bot, C. Gervaise, J. Bonnel, and J. I. Mars. Désentrelacement de clics par analyse du rythme. *Traitement du signal*, **30**(3-4-5) :196–218, 2013.

[Le Bot13c] O. Le Bot, C. Gervaise, J. I. Mars, and J. Bonnel. Séparation d'impulsions bio-acoustique par analyse du rythme. *In Actes du colloque du GRETSI*. 2013.

[Le Bot13d] O. Le Bot, Y. Simard, J. I. Mars, and C. Gervaise. Separation of odontocete click trains by rhythmic analysis. *In 6th International Workshop on Detection, Classification, Localization, and Density Estimation (DCLDE) of Marine Mammals using Passive Acoustics*. 2013.

[Le Bot14] O. Le Bot, J. I. Mars, Y. Simard, and C. Gervaise. Rhythmic analysis for click train detection and source separation with examples on beluga whales. *Appl. Acoust.*, **soumis**, 2014.

[Lepper05] P. Lepper, N. Dumortier, K. Dudzinski, and S. Datta. Separation of complex excholocation signal trains from multiple bio-sonar sources. *In Proceedings of the International Conference "Underwater Acoustic Measurements : Technologies &Results"*. 2005.

[Lewis87] J. K. Lewis and W. W. Denner. Arctic ambient noise in the beaufort sea : Seasonal space and time scales. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **82**(3) :988–997, 1987.

[Lindström00] K. Lindström and M. Lugli. A quantitative analysis of the courtship acoustic behaviour and sound patterning in male sand goby, pomatoschistus minutus. *Environmental biology of fishes*, **58**(4) :411–424, 2000.

[Lowerre-Barbieri08] S. K. Lowerre-Barbieri, L. R. Barbieri, J. R. Flanders, A. G. Woodward, C. F. Cotton *et al.* Use of passive acoustics to determine red drum spawning in georgia waters. *Transactions of the American Fisheries Society*, **137**(2) :562–575, 2008.

[Lucifredi07] I. Lucifredi and P. J. Stein. Gray whale target strength measurements and the analysis of the backscattered response. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **121**(3) :1383–1391, 2007.

[Luczkovich08] J. J. Luczkovich, D. A. Mann, and R. A. Rountree. Passive acoustics as a tool in fisheries science. *Transactions of the American Fisheries Society*, **137**(2) :533–541, 2008.

[Ma05] B. B. Ma and J. A. Nystuen. Passive acoustic detection and measurement of rainfall at sea. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, **22**(8) :1225–1248, 2005.

[Madsen02] P. Madsen, M. Wahlberg, and B. Mohl. Male sperm whale (physeter macrocephalus) acoustics in a high-latitude habitat : implications for echolocation and communication. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, **53**(1) :31–41, 2002.

[Madsen05] P. T. Madsen, M. Johnson, N. Aguilar de Soto, W. M. X. Zimmer, and P. Tyack. Biosonar performance of foraging beaked whales (mesoplodon densirostris). *Journal of Experimental Biology*, **208**(2) :181–194, 2005.

[Mahdavi11] A. Mahdavi and A. M. Pezeshk. A fast enhanced algorithm of pri transform. *In Parallel Computing in Electrical Engineering (PARELEC), 2011 6th International Symposium on*, 179–184. IEEE, 2011.

[Mardia89] H. K. Mardia. New techniques for the deinterleaving of repetitive sequences. *In Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, vol. 136, 149–154. IET, 1989.

[Marwan02a] N. Marwan, M. Thiel, and N. K. Nowaczyk. Cross recurrence plots based synchronization of time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, **1** :325–331, 2002.

[Marwan02b] N. Marwan, N. Wessel, U. Meyerfeldt, A. Schirdewan, and J. Kurths. Recurrence-plot-based measures of complexity and their application to heart-rate-variability. *Physical review E*, **66**(2) :026702, 2002.

[Marwan03a] N. Marwan. *Encounters with neighbours, current developments of concepts based on recurrence plots and their applications.* Ph.D. thesis, Institut für physik, Fakultät mathematik und naturwissenschaften, Universität Potsdam, 2003.

[Marwan03b] N. Marwan, M. H. Trauth, M. Vuille, and J. Kurths. Comparing modern and pleistocene enso-like in nw argentina using nonlinear time series analysesmethods. *Climate Dynamics*, **21**(3-4) :317–326, 2003.

[Marwan05] N. Marwan, A. Groth, and J. Kurths. *Quantification of order patterns recurrence plots of event related potentials.* Zentrum für Technomathematik, 2005.

[Marwan07] N. Marwan, M. Carmen Romano, M. Thiel, and J. Kurths. Recurrence plots for the analysis of complex systems. *Physics Reports*, **438**(5-6) :237–329, 2007.

[Marwan09] N. Marwan and J. Kurths. Comment on "stochastic analysis of recurrence plots with applications to the detection of deterministic signals" by rohde et al.[physica d 237 (2008) 619–629]. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **238**(16) :1711–1715, 2009.

[Marwan11] N. Marwan. How to avoid potential pitfalls in recurrence plot based data analysis. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, **21**(04) :1003–1017, 2011.

[Matassini02] L. Matassini, H. Kantz, J. Hołyst, and R. Hegger. Optimizing of recurrence plots for noise reduction. *Physical Review E*, **65**(2) :021102, 2002.

[Mathias13] D. Mathias, C. Gervaise, and L. Di Iorio. Wind dependence of shallow water ambient noise in a biologically rich temperate coastal area. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **134**(5) :4179–4179, 2013.

[McDonald02] M. A. McDonald and S. E. Moore. Calls recorded from north pacific right whales (eubalaena japonica) in eastern bearing sea. *Journal of Cetacean Research and Management*, **4** :262–266, 2002.

[Medwin92] H. Medwin, J. A. Nystuen, P. W. Jacobus, L. H. Ostwald, and D. E. Snyder. The anatomy of underwater rain noise. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **92**(3) :1613–1623, 1992.

[Mellinger03] D. K. Mellinger and J. Barlow. Future directions for acoustic marine mammal surveys : stock assessment and habitat use. *NOAA OAR Special Report, NOAA/PMEL Contribution*, **2557** :37, 2003.

[Mellinger07] D. K. Mellinger and K. A. N. M. Stafford. An overview of fixed passive acoustic observation methods for cetaceans. *Oceanography*, **20**(4) :36, 2007.

[Menéndez98] M. L. Menéndez, D. Morales, L. Pardo, and I. Vajda. Asymptotic distributions of φ-divergences of hypothetical and observed frequencies on refined partitions. *Statistica Neerlandica*, **52**(1) :71–89, 1998.

[Michalowicz08] J. V. Michalowicz, J. M. Nichols, and F. Bucholtz. Signal detection based on recurrence matrix statistics. *Physics Letters A*, **372**(48) :7172–7178, 2008.

[Mikhalevsky95] P. N. Mikhalevsky, A. B. Baggeroer, A. Gavrilov, and M. Slavinsky. Experiment tests use of acoustics to monitor temperature and ice in arctic ocean. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, **76**(27) :265–269, 1995.

[Mikhalevsky01] P. N. Mikhalevsky and A. N. Gavrilov. Acoustic thermometry in the arctic ocean. *Polar Research*, **20**(2) :185–192, 2001.

[Miller04] P. J. O. Miller, M. P. Johnson, and P. L. Tyack. Sperm whale behaviour indicates the use of echolocation click buzzes 'creaks' in prey capture. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B : Biological Sciences*, **271**(1554) :2239–2247, 2004.

[Milne72] A. R. Milne. Thermal tension cracking in sea ice : A source of underice noise. *Journal of Geophysical Research*, **77**(12) :2177–2192, 1972.

[Milojevic92] D. J. Milojevic and B. M. Popovic. Improved algorithm for the deinterleaving of radar pulses. *In Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, vol. 139, 98–104. IET, 1992.

[Mindlin92] G. M. Mindlin and R. Gilmore. Topological analysis and synthesis of chaotic time series. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **58**(1) :229–242, 1992.

[Moore94] J. B. Moore and V. Krishnamurthy. Deinterleaving pulse trains using discrete-time stochastic dynamic-linear models. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **42** :3092–3103, 1994.

[Morales95] D. Morales, L. Pardo, and I. Vajda. Asymptotic divergence of estimates of discrete distributions. *Journal of Statistical Planning and Inference*, **48**(3) :347–369, 1995.

[Moulton57] J. M. Moulton. Sound production in the spiny lobster panulirus argus (latreille). *The Biological Bulletin*, **113**(2) :286–295, 1957.

[Nait-Chabane13] A. Nait-Chabane. *Segmentation invariante en rasance des images sonar latéral par une approche neuronale compétitive.* Ph.D. thesis, Université de Bretagne occidentale-Brest, 2013.

[Nakamura98] K. Nakamura, T. Akamatsu, and K. Shimazaki. Threat clicks of captive harbor porpoises, phocoena phocoena. *Bulletin of the Faculty of Fisheries-Hokkaido University (Japan)*, 1998.

[Nelson93] D. Nelson. Special purpose correlation functions for improved signal detection and parameter estimation. *In Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1993. ICASSP-93., 1993 IEEE International Conference on*, vol. 4, 73–76. IEEE, 1993.

[Nishiguchi00] K. Nishiguchi and M. Kobayashi. Improved algorithm for estimating pulse repetition intervals. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, **36**(2) :407–421, 2000.

[Nishiguchi05] K. Nishiguchi. Time-period analysis for pulse train deinterleaving. *Computers of the Society of Instrument and Control Engineers, Transaction on*, **E-4** :68–78, 2005.

[Norris61] K. S. Norris, J. H. Prescott, P. V. Asa-Dorian, and P. Perkins. An experimental demonstration of echolocation behavior in the porpoise, tursiops truncatus (montagu). *The Biological Bulletin*, **120**(2) :163–176, 1961.

[Nosal13] E. M. Nosal. Methods for tracking multiple marine mammals with wide-baseline passive acoustic arrays. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **134**(3) :2383–2392, 2013.

[Nystuen86] J. A. Nystuen. Rainfall measurements using underwater ambient noise. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **79**(4) :972–982, 1986.

[Nystuen93] J. A. Nystuen, C. C. McGlothin, and M. S. Cook. The underwater sound generated by heavy rainfall. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **93**(6) :3169–3177, 1993.

[Orris00] G. J. Orris and M. Nicholas. Collective oscillations of fresh and salt water bubble plumes. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **107**(2) :771–787, 2000.

[Oswald07] J. N. Oswald, S. Rankin, J. Barlow, and M. O. Lammers. A tool for real-time acoustic species identification of delphinid whistles. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **122**(1) :587–595, 2007.

[Packard80] N. H. Packard, J. P. Crutchfield, J. D. Farmer, and R. S. Shaw. Geometry from a time series. *Physical Review Letters*, **45**(9) :712–716, 1980.

[Papoulis91] A. Papoulis and R. V. Probability. *Stochastic processes*, vol. 3. McGraw-Hill, 1991.

[Patek01] S. N. Patek. Spiny lobsters stick and slip to make sound. *Nature*, **411**(6834) :153–154, 2001.

[Pijanowski11] B. C. Pijanowski, L. J. Villanueva-Rivera, S. L. Dumyahn, A. Farina, B. L. Krause *et al.* Soundscape ecology : the science of sound in the landscape. *BioScience*, **61**(3) :203–216, 2011.

[Poincaré90] H. Poincaré. Sur la probleme des trois corps et les équations de la dynamique. *Acta Mathematica*, **13** :1–271, 1890.

[Popper01] A. N. Popper, M. Salmon, and K. W. Horch. Acoustic detection and communication by decapod crustaceans. *Journal of Comparative Physiology A*, **187**(2) :83–89, 2001.

[Prosperetti89] A. Prosperetti, L. A. Crum, and H. C. Pumphrey. The underwater noise of rain. *Journal of Geophysical Research : Oceans (1978–2012)*, **94**(C3) :3255–3259, 1989.

[Pumphrey89] H. C. Pumphrey, L. A. Crum, and L. Bjo. Underwater sound produced by individual drop impacts and rainfall. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **85**(4) :1518–1526, 1989.

[Quidu01] I. Quidu. *Classification multi-vues d'un objet immergé à partir d'images sonar et de son ombre portée sur le fond.* Ph.D. thesis, Université de Bretagne occidentale-Brest, 2001.

[Quidu12] I. Quidu, L. Jaulin, A. Bertholom, and Y. Dupas. Robust multitarget tracking in forward-looking sonar image sequences using navigational data. *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, **37**(3) :417–430, 2012.

[Radford08] C. Radford, A. Jeffs, C. Tindle, and J. C. Montgomery. Resonating sea urchin skeletons create coastal choruses. *Mar. Ecol. Prog. Ser.*, **362** :37–43, 2008.

[Ramji08] S. Ramji, G. Latha, V. Rajendran, and S. Ramakrishnan. Wind dependence of ambient noise in shallow water of bay of bengal. *Applied Acoustics*, **69**(12) :1294–1298, 2008.

[Rankin07] S. Rankin, T. F. Norris, M. A. Smultea, C. Oedekoven, A. M. Zoidis *et al.* A visual sighting and acoustic detections of minke whales, balaenoptera acutorostrata (cetacea : Balaenopteridae), in nearshore hawaiian waters. *Pacific Science*, **61**(3) :395–398, 2007.

[Reeder11] D. B. Reeder, E. S. Sheffield, and S. M. Mach. Wind-generated ambient noise in a topographically isolated basin : A pre-industrial era proxya). *The Journal of the Acoustical Society of America*, **129**(1) :64–73, 2011.

[Roch11] M. A. Roch, H. Klinck, S. Baumann-Pickering, D. K. Mellinger, S. Qui *et al.* Classification of echolocation clicks from odontocetes in the southern california bight. *Journal of Acoustical Society of America*, **129** :467—-475, 2011.

[Rohde08] G. K. Rohde, J. M. Nichols, B. M. Dissinger, and F. Bucholtz. Stochastic analysis of recurrence plots with applications to the detection of deterministic signals. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **237**(5) :619–629, 2008.

[Roth12] E. H. Roth, J. A. Hildebrand, S. M. Wiggins, and D. Ross. Underwater ambient noise on the chukchi sea continental slope from 2006–2009. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **131**(1) :104–110, 2012.

[Rountree06] R. A. Rountree, R. G. Gilmore, C. A. Goudey, A. D. Hawkins, J. J. Luczkovich *et al.* Listening to fish : applications of passive acoustics to fisheries science. *Fisheries*, **31**(9) :433–446, 2006.

[Roy10] N. Roy, Y. Simard, and C. Gervaise. 3d tracking of foraging belugas from their clicks : Experiment from a coastal hydrophone array. *Applied Acoustics*, **71**(11) :1050–1056, 2010.

[Salicrú94] M. Salicrú, D. Morales, M. L. Menéndez, and L. Pardo. On the applications of divergence type measures in testing statistical hypotheses. *Journal of Multivariate Analysis*, **51**(2) :372–391, 1994.

[Salmon83] M. Salmon. Acoustic calling by fiddler and ghost crabs. *Mem. Aust. Museum*, **18** :63–76, 1983.

[Schinkel08] S. Schinkel, O. Dimigen, and N. Marwan. Selection of recurrence threshold for signal detection. *The european physical journal special topics*, **164** :45–53, 2008.

[Schmitz02] B. Schmitz. Sound production in crustacea with special reference to the alpheidae. *In The crustacean nervous system*, 536–547. Springer, 2002.

[Senthilkumar10] D. V. Senthilkumar, N. Marwan, and J. Kurths. Recurrence network approach to a phase space of a time-delay system. *In Proceedings of the International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications, Krakow, Poland.* 2010.

[Serbanescu13] A. Serbanescu, F. M. Birleanu, and A. Digulescu. Overview of our recent results in signal analysis using recurrence plots. *In Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI), 2013 International Conference on*, 1–6. IEEE, 2013.

[Serrà09] J. Serrà, X. Serra, and R. G. Andrzejak. Cross recurrence quantification for cover song identification. *New Journal of Physics*, **11** :093017, 2009.

[Serrà12] J. Serrà, M. Zanin, P. Herrera, and X. Serra. Characterization and exploitation of community structure in cover song networks. *Pattern Recognition Letters*, **33** :1032–1041, 2012.

[Shaffer-Ward13] J. Shaffer-Ward, D. Moretti, S. Jarvis, P. Tyack, and M. Johnson. Effective beam pattern of the blainville's beaked whale (mesoplodon densirostris) and implications for passive acoustic monitoring. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **133**(3) :1770–1784, 2013.

[Shannon48] C. E. Shannon. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, **27** :379–423, 1948.

[Simard10] Y. Simard, N. Roy, S. Giard, C. Gervaise, M. Conversano *et al.* Estimating whale density from their whistling activity : Example with st. lawrence beluga. *Applied Acoustics*, **71**(11) :1081–1086, 2010.

[Slocumb98] B. J. Slocumb. *Adaptive data association methods for pulse train analysis and deinterleav- ing.* Ph.D. thesis, Georgia Tech Research Institute, 1998.

[Small05] M. Small. *Applied nonlinear time series analysis : applications in physics, physiology and finance*, vol. 52. World Scientific, 2005.

[Soper17] H. E. Soper, A. W. Young, B. M. Cave, A. Lee, and K. Pearson. On the distribution of the correlation coefficient in small samples. appendix ii to the papers of "student" and r.a. fisher - a cooperative study. *Biometrika*, **11**(4) :328–413, 1917.

[Stafford08] K. M. Stafford, S. E. Moore, K. L. Laidre, and M. P. Heide-Jørgensen. Bowhead whale springtime song off west greenland. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **124**(5) :3315–3323, 2008.

[Starkhammar11] J. Starkhammar, J. Nilsson, M. Amundin, S. A. Kuczaj II, M. Almqvist *et al.* Separating overlapping click trains originating from multiple individuals in echolocation recordings. *J. Acoust. Soc. Am*, **129** :458–466, 2011.

[Stephan10] Y. Stephan, C. Gervaise, and C. Liret. Surveillance, étude et reconnaissance de l'environnement par acoustique discrète : le séminaire serenade. *Annales hydrographiques*, **7** :1–6, 2010.

[Sugiyama13] M. Sugiyama, S. Liu, M. C. Du Plessis, M. Yamanaka, M. Yamada *et al.* Direct divergence approximation between probability distributions and its applications in machine learning. *Journal of Computing Science and Engineering*, **7**(2) :99–111, 2013.

[Sultornsanee11] S. Sultornsanee, I. Zeid, and S. Kamarthi. Classification of electromyogram using recurrence quantification analysis. *Procedia Computer Science*, **6** :375–380, 2011.

[Szkolnik04] J. J. Szkolnik. *Application des méthodes de Monte-Carlo séquentielles à l'extraction de trames radar.* Ph.D. thesis, Université de Bretagne Occidentale, 2004.

[Takens81] F. Takens. *Detecting strange attractors in turbulence.*, vol. 898 of *Dynamical systems and turbulence, Lecture Notes in Mathematics.* Springer, Berlin, 1981.

[Teilmann02] J. Teilmann, L. A. Miller, T. Kirketerp, R. A. Kastelein, P. T. Madsen *et al.* Characteristics of echolocation signals used by a harbour porpoise (phocoena phocoena) in a target detection experiment. *Aquatic Mammals*, **28**(3) :275–284, 2002.

[Thiel02] M. Thiel, M. C. Romano, J. Kurths, R. Meucci, E. Allaria *et al.* Influence of observational noise on the recurrence quantification analysis. *Physica D : Nonlinear Phenomena*, **171**(3) :138–152, 2002.

[Thode04] A. Thode. Tracking sperm whale (physeter macrocephalus) dive profiles using a towed passive acoustic array. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **116**(1) :245–253, 2004.

[Thomsen06] F. Thomsen, K. Lüdemann, R. Kafemann, and W. Piper. *Effects of offshore wind farm noise on marine mammals and fish.* Tech. rep., Biola, Hamburg, Germany on behalf of COWRIE Ltd, 2006.

[Tougaard09] J. Tougaard, O. D. Henriksen, and L. A. Miller. Underwater noise from three types of offshore wind turbines : Estimation of impact zones for harbor porpoises and harbor seals. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **125**(6) :3766–3773, 2009.

[Trygonis13] V. Trygonis, E. Gerstein, J. Moir, and S. McCulloch. Vocalization characteristics of north atlantic right whale surface active groups in the calving habitat, southeastern united states. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **134**(6) :4518–4531, 2013.

[Urkowitz67] H. Urkowitz. Energy detection of unknown deterministic signals. *Proceedings of the IEEE*, **55**(4) :523–531, 1967.

[Verfuß09] U. K. Verfuß, L. A. Miller, P. K. D. Pilz, and H. U. Schnitzler. Echolocation by two foraging harbour porpoises (phocoena phocoena). *Journal of Experimental Biology*, **212**(6) :823–834, 2009.

[Villadsgaard07] A. Villadsgaard, M. Wahlberg, and J. Tougaard. Echolocation signals of wild harbour porpoises, phocoena phocoena. *Journal of Experimental Biology*, **210**(1) :56–64, 2007.

[Wahlberg11] M. Wahlberg, F. H. Jensen, N. A. Soto, K. Beedholm, L. Bejder *et al.* Source parameters of echolocation clicks from wild bottlenose dolphins (tursiops aduncus and tursiops truncatus). *The Journal of the Acoustical Society of America*, **130**(4) :2263–2274, 2011.

[Watkins77] W. A. Watkins and W. E. Schevill. Sperm whale codas. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **62**(6) :1485–1490, 1977.

[Watkins87] W. A. Watkins, P. Tyack, K. E. Moore, and J. E. Bird. The 20-hz signals of finback whales (balaenopteraphysalus). *The Journal of the Acoustical Society of America*, **82**(6) :1901–1912, 1987.

[Watwood06] S. L. Watwood, P. J. O. Miller, M. Johnson, P. T. Madsen, and P. L. Tyack. Deep-diving foraging behaviour of sperm whales (physeter macrocephalus). *Journal of Animal Ecology*, **75**(3) :814–825, 2006.

[Webber Jr05] C. L. Webber Jr and J. P. Zbilut. Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems. *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences*, **Chap 2** :26–94, 2005.

[Webber94] C. Webber and J. P. Zbilut. Dynamical assessment of physiological systems and states using recurrence plot strategies. *Journal of applied physiology*, **76**(2) :965–973, 1994.

[Weilgart93] L. Weilgart and H. Whitehead. Coda communication by sperm whales (physeter macrocephalus) off the galapagos islands. *Canadian Journal of Zoology*, **71**(4) :744–752, 1993.

[Wiley93] R. G. Wiley. Electronic intelligence : The analysis of radar signals, pp. *Artech House [Buy Via Ask* IEEE]*, **2nd edition** :chap 8, 1993.

[Yang08] Y. Yang and H. Yang. Complex network-based time series analysis. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, **387**(5) :1381–1386, 2008.

[Young13] J. Young, A. Host-Madsen, and E. M. Nosal. Impulsive source separation with application to sperm whale clicks. *In Digital Signal Processing and Signal Processing Education Meeting (DSP/SPE), 2013 IEEE*, 147–152. IEEE, 2013.

[Zaugg12] S. Zaugg, M. Van der Schaar, L. Houegnignan, and M. André. Extraction of pulse repetition intervals from sperm whale click trains for ocean acoustic data mining. *J. Acoust. Soc. Am*, **133** :902–911, 2012.

[Zbilut90] J. P. Zbilut, M. Koebbe, H. Loeb, and G. M. K. Use of recurrence plots in the analysis of heart beat intervals. *In Computers in Cardiology 1990, Proceedings.*, 263–266. 1990.

[Zbilut92] J. P. Zbilut and C. L. Webber Jr. Embeddings and delays as derived from quantification of recurrence plots. *Physics letters A*, **171**(3) :199–203, 1992.

[Zbilut98a] J. P. Zbilut, A. Giuliani, and C. L. Webber. Recurrence quantification analysis and principal components in the detection of short complex signals. *Physics Letters A*, **237**(3) :131–135, 1998.

[Zbilut98b] J. P. Zbilut, A. Giuliani, and C. L. Webber Jr. Detecting deterministic signals in exceptionally noisy environments using cross-recurrence quantification. *Physics Letters A*, **246**(1) :122–128, 1998.

[Zbilut00] J. P. Zbilut, A. Giuliani, and C. L. Webber Jr. Recurrence quantification analysis as an empirical test to distinguish relatively short deterministic versus random number series. *Physics Letters A*, **267**(2) :174–178, 2000.

[Zbilut02a] J. P. Zbilut, N. Thomasson, and C. L. Webber. Recurrence quantification analysis as a tool for nonlinear exploration of nonstationary cardiac signals. *Medical engineering & physics*, **24**(1) :53–60, 2002.

[Zbilut02b] J. P. Zbilut, J. M. Zaldivar-Comenges, and F. Strozzi. Recurrence quantification based liapunov exponents for monitoring divergence in experimental data. *Physics Letters A*, **297**(3) :173–181, 2002.

[Zhang11] L. Zhang, C. C. BAO, X. Liu, X. Zhang, F. Bao *et al.* Audio classification algorithm based on nonlinear characteristics analysis. *In APSIPA ASC*. 2011.

[Zhao12] X. Zhao, H. Wang, C. Yang, and H. Wu. A new pri transform for the deinterleaving of radar pulses. *Applied mechanics and materials*, **109** :528–531, 2012.

[Zimmer05] W. M. X. Zimmer, M. P. Johnson, P. T. Madsen, and P. L. Tyack. Echolocation clicks of free-ranging cuvier's beaked whales (ziphius cavirostris). *Journal of Acoustical Society of America*, **117** :3919–3927, 2005.

[Zimmer08] W. Zimmer, J. Harwood, P. L. Tyack, M. P. Johnson, and P. T. Madsen. Passive acoustic detection of deep-diving beaked whales. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **124**(5) :2823–2832, 2008.

[Zimmer11] W. M. X. Zimmer. *Passive acoustic monitoring of cetaceans*. University press, 2011.

[Zografos99] K. Zografos. On maximum entropy characterization of pearson's type ii and vii multivariate distributions. *Journal of Multivariate Analysis*, **71**(1) :67–75, 1999.

[Zou10] Y. Zou, R. Donner, J. Donges, N. Marwan, and J. Kurths. Identifying complex periodic windows in continuous-time dynamical systems using recurrence-based methods. *Chaos : An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, **20**(4) :043130, 2010.

Résumé — Le milieu marin est insonifié par une grand variété de sources acoustiques, qui peuvent être monitorées par des enregistreurs acoustiques passifs autonomes. Parmi les sons enregistrés, on trouve un grand nombre de signaux transitoires (signaux éphémères de durée courte), auxquels appartiennent notamment les signaux impulsionnels que nous étudions dans cette thèse. Les signaux impulsionnels ont des propriétés spécifiques, telles que leur durée très courte (<1ms), leur faible nombre d'oscillations, leur forte directivité, qui les rendent difficiles à étudier avec les outils de traitement du signal traditionnels (transformée de Fourier, autocorrélation, etc.).
Dans un premier temps, nous nous intéressons à la détection des sources qui émettent des séries d'impulsions rythmées (dauphins, cachalots, bélugas). Cette détection, s'appuie uniquement sur les temps d'arrivée des impulsions reçues, pour effectuer une analyse du rythme au moyen d'une autocorrélation complexe, et construire une représentation *temps-rythme*, permettant : i) de détecter les rythmes, ii) de connaître les temps de début et fin des émissions rythmées, iii) de connaître la valeur du rythme et son évolution.
Dans un second temps, nous étudions le potentiel d'une technique appelée *analyse par récurrence des phases*, pour caractériser les formes d'onde des impulsions. Après avoir présenté le cadre général de cette méthode d'analyse, nous l'utilisons dans trois chaînes de traitement répondant à chacune des tâches suivantes : i) détection des transitoires, ii) caractérisation et reconnaissance des transitoires, iii) estimation des différences des temps d'arrivée des transitoires sur deux capteurs.
Toutes les méthodes développées dans cette étude ont été testées et validées sur des données simulées et sur des données réelles acquises en mer.

Mots clés : monitorage acoustique passif, transitoires, impulsions, détection, localisation, caractérisation, analyse de rythme, analyse par récurrence de phase.

Abstract — The underwater environment is insonified by a wide variety of acoustic sources that can be monitored by autonomous passive acoustic recorders. A large number of the recorded sounds are transient signals (short-finite duration signals), among which the pulse signals that we study in this thesis. Pulse signals have specific properties, such as a very short duration (<1ms), few oscillations, a high directivity, which make them difficult to study by classical signal processing tools (Fourier transform, autocorrelation).
In the first part of this study, we develop a method to detect sound sources emitting rhythmic pulse trains (dolphins, sperm whales, beluga whales). This detector uses only the time of arrival of pulses at the hydrophone to perform a rhythm analysis based on a complex autocorrelation and a *time-rhythm* representation. This allows : i) to detect rhythmic pulse trains, ii) to know the beginning and ending times of pulse trains, iii) to know the value of the rhythm.
In the second part of this thesis, we study the potential of a method called *Recurrence Plot Analysis* to characterize waveforms of pulse signals. After a general presentation of this method we develop three signal processing architectures based on it, to perform the following tasks : i) transient detection, ii) transient characterization and pattern recognition, iii) estimation of time difference of arrival of the transient on two hydrophones.
All the methods developped in this thesis are validated on simulated and real data recorded at sea.

Keywords : passive acoustic monitoring, transients, clicks, detection, localization, caracterization, rhythm analysis, recurrence plot analysis.

Laboratoire Grenoble Image Parole Signal et Automatique
Département des Images et des Signaux
11 rue des Mathématiques, Domaine Universitaire, BP 46,
38402 St-Martin-d'Hères Cedex, France.