



HAL
open science

Analyses et traitements : de l'imagerie ultrasonore médicale aux séries temporelles biomédicales

Jean Marc Girault

► **To cite this version:**

Jean Marc Girault. Analyses et traitements : de l'imagerie ultrasonore médicale aux séries temporelles biomédicales . Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université François-Rabelais de Tours, 2010. tel-01279990

HAL Id: tel-01279990

<https://hal.science/tel-01279990>

Submitted on 28 Feb 2016

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.

**Analyses et traitements :
de l'imagerie ultrasonore médicale
aux séries temporelles biomédicales**

MÉMOIRE

présenté et soutenu publiquement le 25 juin 2010
à l'**Université François Rabelais** de TOURS

pour l'obtention de l'

Habilitation à Diriger des Recherches

(Spécialité Traitement du signal en Sciences pour l'ingénieur)

par

Jean-Marc GIRAULT

Composition du jury

Rapporteurs : **P. Flandrin**, Directeur de Recherche, ENS de Lyon
G. Gimenez, Professeur des Universités, INSA de Lyon
L. Senahdji, Professeur des Universités, Université Rennes 1

Examineurs : **C. Depollier**, Professeur des Universités, Université du Maine
D. Kouamé, Professeur des Universités, Université Paul Sabatier Toulouse 3
A. Ouahabi, Professeur des Universités, Université François Rabelais Tours

*Je dédie ce mémoire
à Fanfan,
à Tanguy et Quentin,
ainsi qu'à toute ma famille.*

Table des matières

Partie I	CV, Activités d'Enseignement et Responsabilités Administratives	1
1	Curriculum vitæ	3
1.3	Activités professionnelles	4
2	Enseignements	5
3	Responsabilité administrative	5
Partie II	Activités de Recherche et d'Encadrement	7
Chapitre 1	Introduction Générale	9
1.1	Préambule et contexte	9
1.2	Plan du manuscrit	10
1.3	Tableau de synthèse	11
Chapitre 2	Signal en Imagerie médicale Doppler:	13
2.1	Instrumentation et signal en imagerie US Doppler transcrânienne:	14
2.1.1	Introduction:	14
2.1.2	La détection des micro-embolies:	16
2.1.3	La réjection d'artefacts:	21
2.1.4	La discrimination des micro-embolies:	23
2.2	Instrumentation et signal en imagerie US Doppler foetale:	27
2.2.1	Introduction	27
2.2.2	Le système Actifoetus:	30
2.2.3	Rythme cardiaque foetal (RCF) fusionné:	30
2.2.4	Mouvements foetaux	31
2.2.5	Scores et classification	32
Chapitre 3	Estimation de Fréquence des signaux US	35
3.1	Estimation paramétrique de fréquence	36
3.2	Estimation du rythme cardiaque	38
3.3	Longueur et fréquence de signaux déterministes:	39
3.4	Applications	41
3.4.1	Imagerie ultrasonore quantitative du coefficient d'atténuation.	41
3.4.2	Vitesse/Fréquence Doppler de signaux sanguins.	43
3.4.3	Mesure de la Vitesse d'un véhicule et détection de bandes blanches.	44
3.4.4	Mesure de la Vitesse de fluide pétrolier.	45
3.4.5	Estimation de rythme cardiaque en Synchronisation DTC.	46
3.4.6	Rythme cardiaque foetal (RCF):	48
3.4.7	Normalisation de stimuli audio	48

Partie III	Nouvelles activités de recherche	51
	Chapitre 4 Analyse géométrique des séries temporelles:	53
4.1	Mesure de longueur	54
4.1.1	Rapport de longueur et dimension fractale de signaux aléatoires colorés:	54
4.1.2	Longueur et Information mutuelle:	57
4.1.3	Mesure de similarité	59
4.2	Mesure de la complexité	61
4.2.1	Entropie approchée:	61
4.2.2	Entropie multi-échelle(MSE):	61
4.2.3	Complexité de Lempel-Ziv:	62
4.2.4	Entropie de permutation:	62
4.3	Applications	62
4.3.1	Rythme cardiaque foetale.	62
4.3.2	Eye tracking.	64
	Chapitre 5 Signal en imagerie ultrasonore	67
5.1	Signal en Imagerie échographique	68
5.1.1	Amélioration de la résolution et du contraste:	69
5.1.2	Optimisation Sensibilité/Bande par égalisation:	70
5.2	Signal en Imagerie médicale de contraste	71
5.2.1	Imagerie adaptative de la résonance de l'agent de contraste:	73
5.2.2	Imagerie par retournement temporel filtré:	75
5.2.3	Imagerie par contrôle inverse adaptatif:	78
5.3	Signal en imagerie Doppler	81
5.3.1	Le Doppler transcrânien	81
5.3.2	Le Doppler foetal	82
Partie IV	Perspective de recherche	83
	Chapitre 6 Analyse géométrique des séries temporelles	85
6.1	Isométrie et symétrie:	87
6.2	Analyse de la symétrie	91
6.2.1	Corrélations, symétries, récurrences:	92
6.2.2	Entropie et symétrie	93
6.2.3	Changement de phase: bifurcation	94
	Conclusion et perspectives	95
Partie V	Bilan des encadrements, contrats et résumé des travaux	105
	Chapitre 7 Bilans	107
7.1	Encadrements	107
7.2	Animations et Collaborations	108
7.2.1	Animations locale et national	108
7.2.2	Collaborations	109
7.2.3	Organisation de manifestations scientifiques	109

7.3	Transfert de technologie et Contrats	110
7.4	Activités annexes	111

Première partie

CV, Activités d'Enseignement et Responsabilités Administratives

1 Curriculum vitæ

1.1 Notice individuelle

Nom patronymique : GIRAULT
 Prénoms : Jean-Marc, Jacques
 Date et lieu de naissance : 17 septembre 1969, Mantes-la -Jolie (78)
 Nationalité : Française
 Situation de famille : Marié, 2 enfants
 Service national : Accompli (Novembre 1994 - Août 1995)
 Adresse personnelle : 33 allée des mûriers, 37550 Saint Avertin
 Téléphone : 02 47 28 98 94
 Fonction : MCU 61^{ieme}
 Établissement de Recherche : UMRS "Imagerie & Cerveau"
 10 boulevard Tonnellé, B.P. 3223, 37032 TOURS Cedex
 Téléphone : 02 47 36 62 22
 Fax : 02 47 36 61 20
 Établissement d'Enseignement : UFR Sciences & Techniques
 Téléphone : 02 47 36 60 55
 Fax : 02 47 36 61 20
 e-mail : jmgirault@univ-tours.fr

1.2 Formation

Année	Diplôme	Lieu
96-99	Doctorat, Spécialité Sciences pour l'Ingénieur	Université de Tours
95-96	D.E.A. S.I.B.M.	Université d'Angers
92-94	Licence et Maîtrise E.E.A.	Université de Poitiers
90-92	D.U.T. G.E.I.I	Université de Bordeaux

Doctorat de l'Université François Rabelais (Tours) : *"Apport des techniques du Traitement du Signal à l'Analyse et Détection de signaux Emboliques"*. Thèse soutenue le 17 décembre 1999 et effectuée au G.I.P. Ultrasons-Laboratoire d'UltraSons Signaux et Instrumentation (L.U.S.S.I.).

Président	L. Pourcelot	Professeur	Université de Tours
Rapporteurs	C. Depollier	Professeur	Université du Maine
	J.L. Saumet	Professeur	Université d'Angers
Examineurs	M. Benidir	Professeur	Supélec Paris
	D. Kouamé	Maître de Conférences	Université de Tours
	D. Parzy	Docteur	Société ATYS MEDICAL
Directeur de Thèse	A. Ouahabi	Professeur	Université de Tours

Mention : Très Honorable avec félicitations du Jury.

DEA S.I.B.M.: Signaux et Images en Biologie et Médecine de l'Université d'Angers: *"Analyse Spectrale Moderne : Application à l'estimation de l'Atténuation Ultrasonore"*, effectué au G.I.P. Ultrasons-Laboratoire d'UltraSons Signaux et Instrumentation (L.U.S.S.I.) sous la direction du Professeur A. Ouahabi. **TB**

E.E.A.: Maîtrise électronique, Électrotechnique et Automatique, option Hyper-fréquence et traitement du signal, **AB**.

DUT G.E.I.I.: Génie Électrique et Informatique Industrielle option Automatique et systèmes, **AB**.

1.3 Activités professionnelles

Mes activités professionnelles post-bac qui relèvent du domaine des SPI et des STIC, se sont effectuées dans différents lieux : Bordeaux, Châtellerauld, Rochefort, Poitiers, Angers, Tours et Blois (voir le tableau ci-dessous).

Année	Activités	Lieu
2009-2010	MCF-61	Fac. Sciences & Techniques, Université de Tours
2001-2009	MCF-61	IUT Blois, Département SRC, Université de Tours
2000-2001	ATER	IUT Blois, Département R&T, Université de Tours
1999-2000	ATER	IUT Blois, Département R&T, Université de Tours
1995-1999	Étudiant	Universités Poitiers, Angers, Tours
1994-1995	Service Militaire	Base Aérienne, Rochefort
1992-1994	Etudiant	Université Poitiers
1992-1993	Technicien (3 mois)	Fonderies du Poitou, Châtellerauld
1990-1992	Étudiant	Université de Bordeaux

2 Enseignements

A la suite de ma nomination en 2001 à l'IUT de Blois dans le département "Services et Réseaux de Communication", j'ai participé à la mise en place du département, puis à l'organisation et à la gestion des unités d'enseignements (CM-TD-TP-Projets) relatives aux domaines des signaux et des systèmes en audiovisuel et multimédia (compression audio et vidéo, codage PAL, SECAM, NTSC, traitements des signaux et des images).

J'ai aussi participé de façon active à la mise en oeuvre du programme pédagogique national (PPN) dans le département "Services et Réseaux de Communication", dans lequel j'étais en charge d'animer et de proposer le programme concernant le "traitement de l'information" dans le centre "Cultures scientifiques et Techniques". J'ai également participé aux réflexions sur le programme pédagogique national (PPN) dans le département "Réseaux - Télécommunications". Par ailleurs, j'ai été en charge de deux unités d'enseignement dans le département "Réseaux et Télécommunications" qui concernaient plus particulièrement les signaux et les systèmes de transmission numériques (modulations multiporteuses, codage, brouillage, étalement de spectre, ...) en seconde année.

Depuis février 2009 je suis attaché à la Faculté des Sciences et Techniques et détaché à la Faculté de Médecine. Dans la spécialité "Physique-Imagerie" de la Faculté des Sciences et Techniques au niveau M1, j'assure les cours de traitement d'image (voir le tableau ci-dessous). Dans les spécialités "Technologies de l'Imagerie Médicale" (M2P-TIM) et "Imagerie du Vivant" (M2R-IV), j'ai en charge les enseignements de traitement du signal et de l'image, signaux physiologiques, applications en imagerie ultrasonore, conduite de projet, archivage des données médicales (voir le tableau ci-dessous et voir attestation jointe). Depuis mars 2010, j'interviens également en Ecole d'ingénieur à Polytech'Tours dans le département Informatique Industriel (DII-4) où j'assure les cours de filtrage optimal et de traitement du signal (voir le tableau ci-dessous).

	Diplôme	Département	Matière	CM	TD	TP	Total
2001 à janv. 2009	DUT	R&T2	Signal-Télécoms	15	50	50	105
	DUT	SRC1-2	Signal-Audiovisuel	20	30	20	70
	Master	M1 Phys-Imagerie	Signal-Image	14		14	25
Fév. 2009 à aujourd'hui	Master	M2P TIM	Signal-instrumentation	16	8	14	46
	Master	M2P TIM	Signal-Image	10	2	12	29
	Master	M2P TIM	Archivage	4		2	8
	Master	M2P TIM	Projet	4		16	22
	Master	M2R IV	Signaux Physio	8		4	16
	Master	M2R IV	Applications Imagerie	8			12
aujourd'hui	École Ing	DII-4	Filtrage opt.	18	12	10	49
	École Ing	DII-4	Signal	8	4	4	20

3 Responsabilité administrative

A la suite du non-renouvellement du DEA "Signaux, Images en Biologie et Médecine" d'Angers lors de la réforme LMD, j'ai, avec Denis Kouamé, initié et mis en place à Tours, une Mention "Physique-Imagerie" dans laquelle prennent place deux masters en imagerie médicale, l'un professionnel (M2P) intitulé "Technologies de l'Imagerie Médicale (TIM)", l'autre recherche intitulé "Imagerie du Vivant (IdV)". J'ai pris la responsabilité du master recherche (M2R) composé de deux options : "Imagerie Moléculaire et Radio Pharmaceutiques (IMRP)" dirigée par Jean-Claude Besnard et "Imagerie Médicale (IM)" dirigée par moi-même. Depuis le départ de Denis Kouamé, je suis responsable des deux masters où je continue à assurer la gestion de l'équipe pédagogique, la gestion budgétaire et la gestion de l'emploi du temps sous ADE CAMPUS.

En octobre 2009, je suis parti une semaine au Liban pour aider à mettre en place un master en "Imagerie Médicale". Une collaboration étroite avec le Pr. J. Charara de l'Université Libanaise à Beyrouth me permet d'encadrer actuellement deux étudiants dans le master "Imagerie Médicale".

A la rentrée 2010, le master M2P TIM ouvrira un parcours par apprentissage (M2P-A) en collaboration avec le CFA Inter-Universitaire de la Région Centre.

Actuellement, je coordonne le projet de la mention "Physique-Imagerie" pour le prochain plan quadriennal. Dans ce prochain plan, j'ai proposé de modifier la maquette existante de nos deux masters afin que le M2P puisse devenir le 6ième Master habilité pour préparer le DQPRM (Métier Radio-Physicien), ce travail est en cours.

Deuxième partie

Activités de Recherche et d'Encadrement

Chapitre 1

Introduction Générale

1.1 Préambule et contexte

J'ai été nommé Maître de Conférences (CNU 61) à l'IUT de Blois de l'Université de Tours en 2001. Je suis depuis Février 2009 rattaché à la faculté des Sciences de Tours. J'exerce mon activité de recherche au sein de l'UMRS "Imagerie et Cerveau" INSERM U930, CNRS ERL 3106, Université François Rabelais de Tours. Cette Unité est composée de 6 équipes, c'est principalement dans l'équipe 5 intitulée "De la maturation à la dégénérescence : exploration par ultrasons" que je développe mes travaux de recherche. Cette équipe, composée d'une trentaine de permanents balaye un champ assez vaste des STIC et SPI allant de la biophysique, à l'instrumentation acoustique en passant par le traitement du signal ultrasonore (US). Notre équipe intervient d'un bout à l'autre de la chaîne d'imagerie, allant de la fabrication des sondes ultrasonores, en passant par l'étude des interactions entre les US et le milieu biologique exploré, jusqu'à la conception de nouveaux systèmes d'instrumentation et d'imagerie. La première thématique que j'anime, dédiée à l'étude des "signaux en imagerie ultrasonore" fait partie de la thématique plus générale intitulée " Exploration de milieux sanguins modifiés ". La seconde activité que j'anime, dédiée à l'étude des séries temporelles biomédicales, est une activité transversale à l'Unité.

Mon travail de recherche s'effectue globalement dans de bonnes conditions grâce à un tissu local favorable dans les domaines de l'imagerie médicale et du biomédical grâce à la présence :

- de deux masters en imagerie qui assurent un potentiel d'étudiants non négligeable pour le laboratoire ;
- de l'Institut Fédératif de Recherche en imagerie (IFR 135) et de l'Institut des Ultrasons qui permettent de soutenir financièrement un certain nombre de projets ;
- du Centre Hospitalier Régional Universitaire de Tours (CHRU) et du Centre d'Investigation Clinique et Innovations Technologiques (CIC-IT) en US qui nous permettent la validation dans de bonnes conditions des prototypes directement sur les patients sous la tutelle de médecins référents.

Mon activité de recherche s'effectue à l'interface de trois domaines : **le traitement du signal, l'acoustique ultrasonore et l'instrumentation biomédicale**. Le point fort est donc la **pluridisciplinarité** avec une préférence marquée en traitement du signal. Mes efforts se focalisent à la fois dans l'**applicatif** mais aussi dans le **fondamental**.

Au niveau **applicatif**, j'interviens principalement en **imagerie ultrasonore**. En **imagerie Doppler**, l'objectif principal de mon activité est d'améliorer les performances et la qualité des appareils Doppler ultrasonores jusqu'à la conception de nouveaux. Ces appareils de monitoring, utilisés en routine clinique, permettent la surveillance des patients ayant subi une embolie cérébrale¹ (migration de caillots ou bien de bulles de gaz dans l'artère) ou la surveillance des foetus en vue d'objectiver leur souffrance. Depuis quelques années, j'étends mes compétences en imagerie Doppler codée à l'**imagerie de contraste** (projet en cours et à venir).

En signal appliqué à l'imagerie ultrasonore, j'ai concentré mon activité sur la modélisation paramétrique,

1. Les enjeux en terme de santé public sont considérables puisqu'il s'agit de prévenir les accidents vasculaires cérébraux (AVC) qui représentent la troisième cause de mortalité dans les pays occidentaux.

la détection de sur-intensités basée sur les détections d'énergie et de rupture de modèle, la détection synchrone (cyclostationnarité), la détection en sous-bande par ondelettes, la classification des emboles gazeux et solides et la réjection d'artefacts par des techniques classiques et "neuro-floues", l'émission d'excitations codées du type ASK, PSK, FSK, QAM en Doppler, l'optimisation et le contrôle optimal en imagerie de contraste Doppler et échographique, l'estimation de fréquence, du rythme cardiaque et d'énergie et la fusion d'informations (rythme cardiaque, mouvements foetaux).

Au niveau **fondamental**, je me suis focalisé sur l'**analyse géométrique des séries temporelles** en vue d'apprécier la **complexité** ou la **régularité** des signaux. L'objectif final est de pourvoir caractériser les séries temporelles biomédicales du type ECG ou Doppler cardiaques issues d'un système dynamique non-linéaire. Ce type de technique joue aussi un rôle fondamental en classification et agrégation (clustering).

En analyse de séries géométriques, j'ai concentré mon activité sur des mesures de complexité comme les mesures de longueur, distance, similarité et de symétrie.

1.2 Plan du manuscrit

Ce manuscrit est composé de cinq parties. La première, déjà présentée, relate mes activités d'enseignement et d'administration. La deuxième partie (CH2-CH3) présente mes **activités de recherche plus ou moins passées**, la troisième (CH4-CH5) relate mes **nouvelles activités de recherche** et la quatrième partie indique mes **perspectives de recherche à moyen terme**. La cinquième partie, quant-à-elle dresse un **bilan quantitatif** de toutes mes activités.

Dans ce manuscrit, les activités de recherche méthodologiques concernent principalement l'imagerie ultrasonore médicale au sens large et les séries temporelles biomédicales. Ces deux thématiques distinctes (n'y cherchez donc aucun lien) seront présentées à tour de rôle dans les parties relatives à mes activités de recherche passées et en cours.

Dans la deuxième partie, je présenterai d'abord "l'imagerie Doppler". Toutefois, au lieu d'y présenter d'emblée la méthodologie puis les applications, j'ai préféré mettre l'accent (CH2) sur deux applications médicales : les monitorings Doppler transcrâniens et transplacentaires. Cette présentation possède l'avantage de permettre un suivi instantané des avancées méthodologiques (Estimation, détection, classification) au détriment d'un seul et même fil conducteur méthodologique. Ce choix délibéré souligne qu'historiquement mes activités méthodologiques étaient d'abord guidées par les applications. Avec le temps, j'ai modifié cet équilibre pour placer finalement le "Signal" au centre de mes activités scientifiques pour finalement l'étendre à toute l'Unité. Pour marquer ce changement, je présenterai d'abord (CH3) la méthodologie puis les applications associées. Je commencerai par présenter l'analyse spectrale qui a joué un rôle fondamental dans les applications ultrasonores (Équipe 5).

Dans la troisième partie, je présenterai mes nouvelles activités de recherche. Le premier volet (CH4), qui s'est étendue transversalement au sein de l'Unité toute entière, s'appuie sur l'analyse des séries temporelles. Le second volet (CH5) correspond à une extension naturelle des techniques mises en place en imagerie Doppler à l'imagerie ultrasonore échographique (avec et sans contraste).

La quatrième partie, qui relate mes activités actuelles et à venir, constitue mes perspectives de recherche à moyen terme (CH6). Les thématiques abordées poursuivent et complètent les thématiques précédemment présentées en imagerie ultrasonore médicale et en analyse des séries temporelles biomédicales. En imagerie échographique et en imagerie de contraste (CH5), le fil conducteur méthodologique est un mélange subtil entre la déconvolution et la commande optimale. Dans le chapitre 6, je présenterai des méthodes géométriques originales qui s'appuient sur les notions de symétrie, de récurrences et de corrélation.

Finalement dans le chapitre 7, un bilan sur mes activités d'encadrement, les contrats et ma bibliographie, est présenté.

Pour terminer, je tiens à remercier toutes les personnes impliquées de près ou de loin dans ce travail de recherche et d'enseignement.

1.3 Tableau de synthèse

Activités	Détails
Compétences Recherches Pluridisciplinaires	<p align="center">Analyse et Traitement du signal Acoustique ultrasonore Instrumentation Biomedicale</p>
Enseignements	<p align="center">Audio-video (IUT Dept SRC (Bac+1 et Bac +2)) Télécommunications & Réseaux (IUT Dept R & T (Bac+1 et Bac +2)) Signal-Automatique (Ecole Polytech'Tours (Bac+4)) Compression images (ENIVL (Bac +5)) Imagerie, Tomographie, PACS, Projets (M2P UFR Médecine (Bac + 5)) Traitement des signaux et des images (M2R UFR Sciences (Bac +4)) Traitement des signaux et des images (M2R UFR Médecine (Bac + 5)) Traitement des signaux (DII-4 Polytech'Tours (Bac + 4))</p>
Encadrements	<p align="center">8 stages de Masters M2R (50%, 50%,100%, 100%, 100%, 100%, 100%, 100%) 4 stages de Masters M2R en cours (2 au Liban) (100%, 100%, 80%, 80%) 2 thèses en cours (60 %, 90 %) 2 thèses non-soutenues (50 %, 90%) 1 thèse soutenue (40 %) 1 Postdoc (100 %)</p>
Publications	<p align="center">13 Articles de Revues, 1 chapitre de livre 22 Congrès Internationaux avec Comité de Lecture et actes 1 Congrès International Invité avec Comité de Lecture et acte 11 Congrès Nationaux avec Comité de Lecture et actes 4 Congrès Internationaux et Nationaux avec Comité de Lecture sans acte 1 brevet</p>
Animations Scientifiques	<p align="center">Responsabilité scientifique du GMTS (SFA) Organisateur et Modérateur de 2 sessions au CFA, Lyon 2010 Modérateur de 1 session Conf. intern. AMHT, Cluj 2009 Membre du Comité d'Organisation du Congrès "EEA", Tours 2009 Organisateur et Modérateur de 3 sessions au CFA, Tours 2006 Membre du Comité Scientifique du Congrès CFA, Tours 2006 Membre du Comité d'Organisation du Congrès UBM, Cargèse 2006</p>
Contrats	<p align="center">CASC (RNTS : 2001-2004) UMEDS (5ième PCRD: 2002-2005) EMBOLE (CIT : 2001-2005) SURFOETUS (ANR TecSan 2007-2010) MONITHER (ANR TecSan 2007-2010) EMBOLTER (ANR TecSan déposé en mars 2010)</p>
Divers	<p align="center">"Reviewer" dans IEEE Trans BME, et CMPB Membre du CA de la SFA (2002-2008) Membre Commission Spécialiste (CDSP) 60-61-63 Co-Responsable Mention "Physique-Imagerie" Responsable Master (M2R) "Imagerie du Vivant" Responsable Master (M2P & M2P-A) "Technologies de l'Imagerie Médicale" Expert AERES & OSEO</p>

GMTS : Groupe "Métrologie et traitement du signal"; SFA : Société Française d'Acoustique; SFR : Société Française de Radiologie; CFA : Congrès Français d'Acoustique; UBM : Ultrasonic Biomedical Microscanning; RNTS : Réseaux National des Techniques pour la santé; PCRD: Programme Cadre de Recherche et Développement.

Chapitre 2

Signal en Imagerie médicale Doppler :

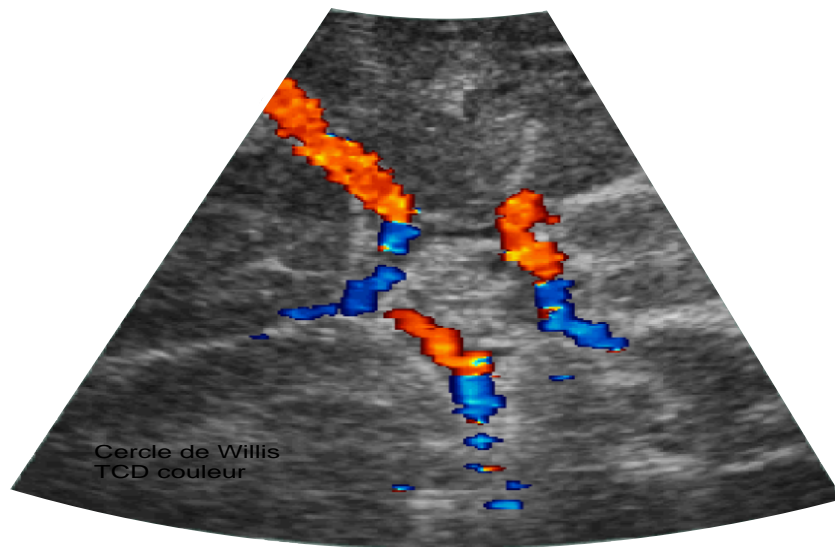


FIG. 2.1 – Image issue d'un système Doppler transcrânien couleur (artères du cercle de Willis).

Les techniques d'imagerie US ont été utilisées en quasi-routine clinique vers le début des années 70, soit vingt ans après leur première utilisation en médecine (1). Leur faible coût, leur facilité d'utilisation et leurs propriétés non ionisantes et non invasives, en font des outils d'aide aux diagnostics incontournables.

L'exploration structurelle des organes est devenue possible grâce à l'utilisation d'échographes à balayages mécanique ou électronique, alors que l'exploration fonctionnelle a nécessité l'utilisation des systèmes Doppler². L'exploration du flux sanguin dans les vaisseaux profonds ou dans les cavités cardiaques est devenue, quant-à-elle possible, grâce à l'utilisation conjointe d'un échographe et d'un système Doppler pulsé (système Duplex). Les systèmes Triplex, qui intègrent le système Duplex et l'imagerie Doppler couleur (voir la figure (2.1)) ont considérablement modifié la place des ultrasons dans le diagnostic médical grâce à la prise en compte des modifications vasculaires et/ou hémodynamiques des territoires explorés.

Sous l'impulsion de L. Pourcelot, nos activités en Doppler n'ont cessé de se développer aussi bien dans le domaine médical qu'industriel. Toutefois, la France ne disposant plus de grands constructeurs en imagerie médicale sur lesquels s'appuyer, nous nous sommes tournés vers des dispositifs Doppler plus simples comme les Doppler transcrâniens (DTC) et les Doppler foetaux (DF).

Les deux applications Doppler que je présenterai par la suite ont été initiées par les médecins du laboratoire : L. Pourcelot, F. Patat, F. Tranquart pour la thématique "embolie" et F. Perrotin, F. Tranquart pour la partie foetale. D. Kouamé et moi-même avons en charge d'animer ces deux thématiques. Aujourd'hui, j'anime seul cette

2. Le principe d'un système Doppler US consiste à émettre une onde de fréquence porteuse f_0 , puis à démoduler le signal réémis par le milieu insonifié en mouvement (à la fréquence f_0) et enfin à extraire le spectre du signal autour de la fréquence Doppler : $f_d = 2f_0 v \cos \theta / c$.

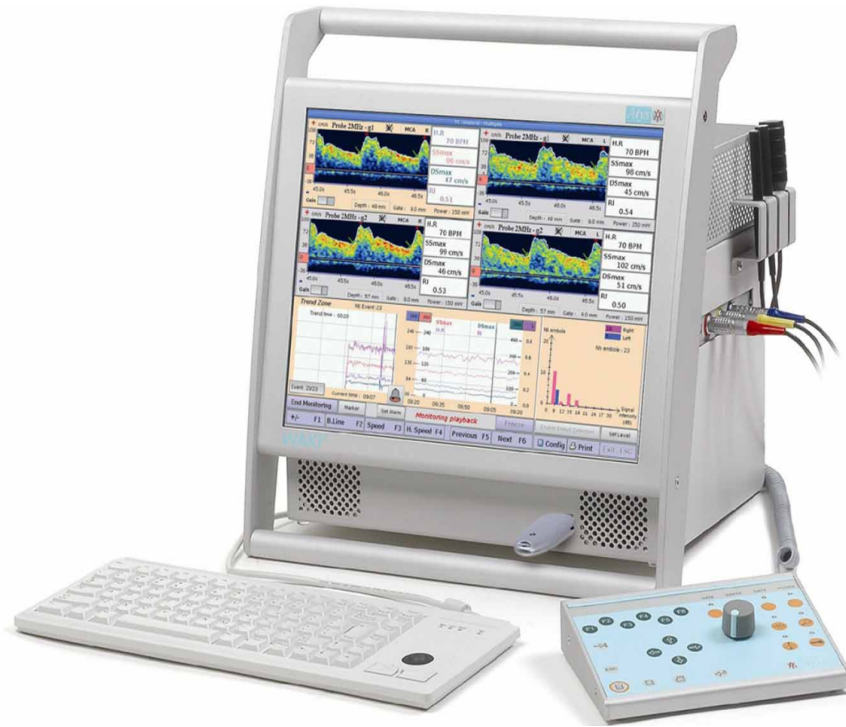


FIG. 2.2 – Système Doppler Transcrânien portable de la société ATYS MEDICAL.

thématique au sein de l'Unité. D'autre part, la présence du centre d'étude et de transfert universitaire (CETU) ALTHAIS a grandement contribué au développement technologiques des projets.

Bien que les thématiques "transcrânienne" et "foetale" ont commencé pratiquement en même temps au laboratoire (une dizaine d'années), la présentation que j'en ferai sera volontairement déséquilibrée puisque je suis impliqué dans la thématique "foetale" que depuis quelques années seulement.

2.1 Instrumentation et signal en imagerie US Doppler transcrânienne :

Pour l'instant c'est l'activité qui a été la plus féconde en termes d'encadrements, de publications et de contrats. Ce travail d'encadrement doctorale, que j'anime seul dans l'unité, s'est effectué avec la participation de : M. Biard (PhD), G. Souchon (Thèse), S. Ménigot (Thèse), G. Penelet (M2R), G. Robin (M2R), N. Meziati (M2R), I. Voicu (M2R), L. Drebine (M2R), M. Ben Mlouka (M2R). Ce projet de recherche a été soutenu financièrement par : CASC (RNTS), UMEDS (5ème PCRD), EMBOLE (CIT), MONITHER (ANR-TECSAN).

2.1.1 Introduction :

Les systèmes ultrasonores d'imagerie vasculaire cérébrale sont aujourd'hui des outils d'exploration indispensables dans les différents services de cardiologie, de réanimation et de neurologie. Les accidents vasculaires cérébraux (AVC) représentent en France comme dans la plupart des pays industrialisés la troisième cause de mortalité après les cancers et la première cause de handicap physique acquis³. Ils se déclinent en deux grandes familles : les hémorragies (20%) et les infarctus (80%). C'est donc plus de 100 000 personnes qui sont concernées par an, les enjeux en terme de santé publique sont donc considérables.

Les systèmes d'imagerie utilisés en routine clinique pour observer les conséquences des infarctus cérébraux (30 % correspondent à des embolies), des malformations (anévrisme), des hémorragies méningées et des thromboses veineuses, sont les scanners et les systèmes d'angio-IRM (ARM). Le système Doppler transcrânien quant-à-lui est souvent indiqué pour compléter l'évaluation initiale par scanner des accidents vasculaires cérébraux (AVC) et plus particulièrement des micro-embolies cérébrales. L'embolie correspond à la migration

3. voir les sites www.caducee.net/DossierSpecialises/cardiologie/accidents-vasculairescerebraux.asp#introduction et www.doctissimo.fr/html/dossiers/avc/

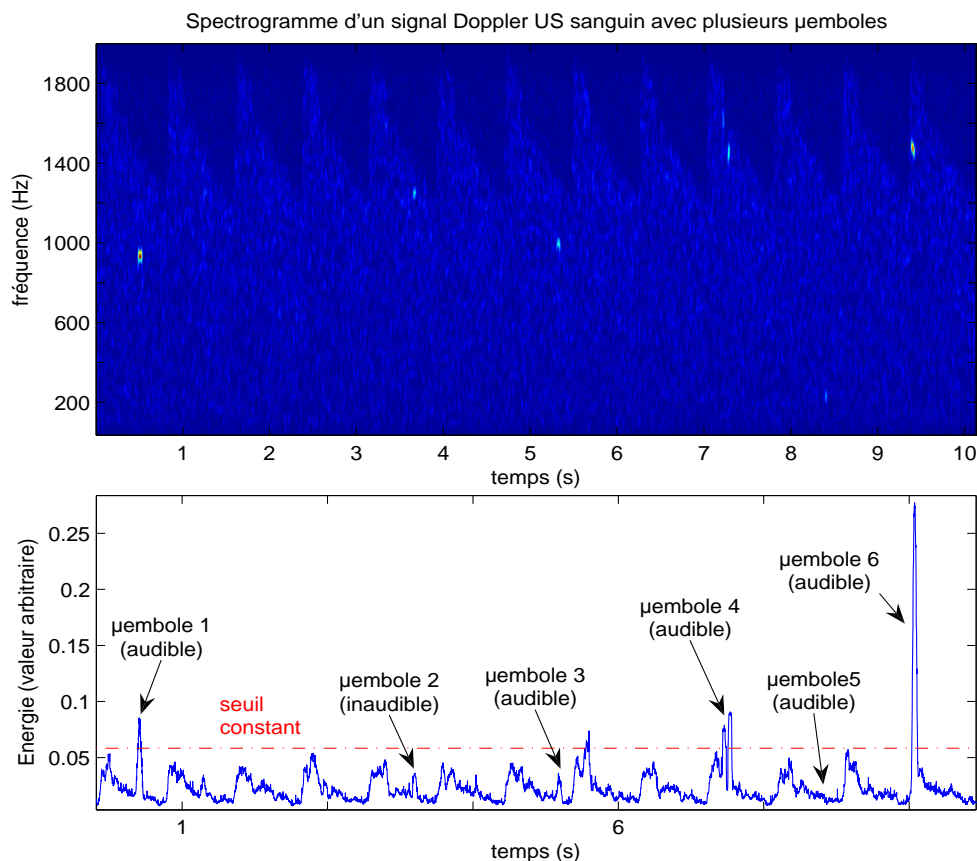


FIG. 2.3 – Spectrogramme et énergie instantanée d'un signal Doppler sanguin micro-embolique.

de micro-embolies dans le système vasculaire. Ces micro-embolies (<400 microns) peuvent être de différentes natures : des agrégats de globules rouges, des morceaux de thrombus, des morceaux de graisse ou des bulles d'air. L'obstruction d'une artériole par le micro-embolie conduit à une ischémie dont les conséquences peuvent être plus ou moins importantes selon la zone initialement irriguée. Les cliniciens sont intimement convaincus que la détection des petits micro-embolies est précurseur de la venue de gros micro-embolies. L'enjeu est de détecter, à l'aide d'un système Doppler transcrânien (DTC, voir figure (2.2)), de façon précise et robuste les plus petits micro-embolies.

La première utilisation des systèmes Doppler transcrânien dans l'accident ischémique cérébral remonte à 1982 avec les travaux de Rune Aaslid (2) alors que son utilisation en décompression hyperbarique remonte aux années 70 (3; 4; 5). Ces systèmes Doppler - couleur ou non - sont des outils d'exploration intéressants (non invasifs) qui permettent d'une part l'évaluation qualitative : du retentissement hémodynamique des sténoses artérielles cervicales, l'appréciation de l'état du cercle de Willis (voir la figure (2.1)) et la détection de malformations, et d'autre part une approche quantitative comme le comptage des micro-embolies.

Depuis quelques années, le DTC couleur (DTCC) est préféré au DTC standard car il permet d'une part un repérage anatomique (échographie), et d'autre part réalise la colorisation du vecteur vitesse du flux sanguin (voir la figure (2.1)) ou celle de l'énergie permettant ainsi une "angiographie" ultrasonore des vaisseaux. Toutefois le coût de ce type d'appareil est encore très élevé rendant sa diffusion et son utilisation limitées à certains services de l'hôpital. De plus ils ne disposent pas de détecteur de microembolies. La portabilité des DTC est un atout par rapport aux autres modalités comme le scanner, l'ARM et le DTCC.

Deux difficultés majeures, liées à l'utilisation du DTC, peuvent rebuter les praticiens : la phase préliminaire de l'examen et la longueur de l'examen. En effet, lors de la phase préparatoire, le positionnement du casque et des sondes ultrasonores est peu aisé et rend l'examen clinique parfois fastidieux pour les praticiens. Ce problème de positionnement a été très vite bien compris par la société "Spencer Technologie" située à Seattle, qui a proposé dès 2000, sur le marché un système Doppler révolutionnaire, le système mode-M (6), permettant un positionnement rapide et aisé de la zone à explorer. D'autre part, lorsqu'il s'agit de détecter des événements

sporadiques (<200 ms) lors d'un examen médical de longue durée (>à 20 minutes), il est très difficile pour le clinicien d'avoir une attention accrue durant la totalité de l'examen. La mise en place de systèmes de détection automatique est donc devenue essentielle. C'est dans ce cadre que se place mon activité de recherche.

D'une façon générale la problématique peut être abordée sous 2 angles différents mais complémentaires, l'instrumentation ultrasonore et le signal. En ce qui concerne l'instrumentation ultrasonore Doppler transcrânienne, les avancées ont suivi celles de l'échographie. En effet les systèmes Doppler multiportes ont succédé et ont remplacé avantageusement les systèmes monoportes et les systèmes à excitation standard. Quant aux systèmes à excitation codée (7), bien que possédant un plus fort potentiel, ils n'ont pas encore convaincu les constructeurs du domaine en raison de leur jeunesse et de leur complexité (nécessité d'un émetteur programmable trop coûteux). Toutefois des tentatives de détections radiofréquences (8) (A-scan) ont vu le jour, il semblerait que ces dernières n'aient pas acquis suffisamment de maturité pour intéresser les constructeurs de DTC.

La plupart des laboratoires et des sociétés du secteur ont en réalité été confrontés à trois problématiques fortement imbriquées : la détection des micro-embolies (énergie, rupture de modèle AR-GARCH, synchronisation, sous-bande), la réjection d'artefacts (neuro-floue) et la discrimination des micro-embolies solides et gazeux. Historiquement ce triptyque a d'abord été abordé en considérant chacune des trois parties indépendantes, puis peu à peu des solutions intégrant deux voire trois des modalités ont vu le jour.

Ma contribution dans le domaine du Doppler transcrânien se décline en 3 volets : la détection, la réjection et la discrimination (excitations codées) des micro-embolies cérébraux. J'ai abordé cette problématique sous deux angles : l'instrumentation et le traitement du signal Doppler. En instrumentation, j'ai abordé le sujet en proposant des systèmes multiportes à excitation codées et synchrones. En signal j'ai abordé le sujet de façon classique en étudiant d'abord les estimateurs d'énergie, les détecteurs et les classifieurs.

2.1.2 La détection des micro-embolies :

La détection de micro-embolies a naturellement été abordée à l'aide de systèmes Doppler monoporte classiques adaptés à l'application transcrânienne (2),(4). Historiquement, les examens Doppler étaient tout simplement basés sur l'écoute des signaux Doppler (2). D'ailleurs, bien qu'il ait été montré (9) que la détection auditive ne pouvait détecter que certains microembolies⁴, notamment en raison des effets de masquage bien connus dans le domaine de l'audio, la détection auditive est toujours considérée aujourd'hui comme le "Gold standard".

C'est grâce à l'émergence de l'électronique numérique embarquée, et en particulier à l'implémentation temps réel du sonogramme dans les systèmes commerciaux, que les DTC ont pu avoir une place de choix parmi les outils diagnostics disponibles pour le clinicien. A cette époque, la détection énergétique des micro-embolies était encore auditive et visuelle (sonogramme). Par la suite, des techniques temps-fréquence et temps-échelle ont été proposées pour améliorer la résolution temps-fréquence permettant ainsi la détection de plusieurs micro-embolies très proches les uns des autres. Toutefois ces techniques n'ont pas réellement percé en raison de la difficulté à interpréter les signatures temps-fréquence. C'est notamment vrai pour la transformée de Wigner-Ville, technique initialement proposée par (10) à cause de la présence d'interférences intra-signal et pour le scalogramme (11; 12), en raison de la distorsion des signatures emboliques multirésolutions.

Notre contribution (La mienne et celle de D. Kouamé) dans ce domaine s'est résumée dans un premier temps à comparer ces méthodes entre elles (16). Nous avons ensuite proposé des approches complètement novatrices dans le domaine. Au lieu de développer des détecteurs basés sur le calcul, à court terme, de l'énergie du signal Doppler $y(n)$ (voir la figure(2.3)), nous avons envisagé la détection adaptative de rupture de modèle (14),(15),(13), (16). J'ai ensuite conduit seul cette problématique qui avait d'abord été initiée par D. Kouamé. J'ai introduit deux types de modèles, les modèles AR et GARCH. En utilisant les défauts de la méthode AR, j'ai proposé des détecteurs synchrones, en bande complète et en sous-bande.

4. D'ailleurs nous avons vérifié ici à Tours qu'en diminuant d'un facteur 2 la lecture des enregistrements audio, il était possible de détecter des microembolies indécélérables lors de la lecture à vitesse normale.

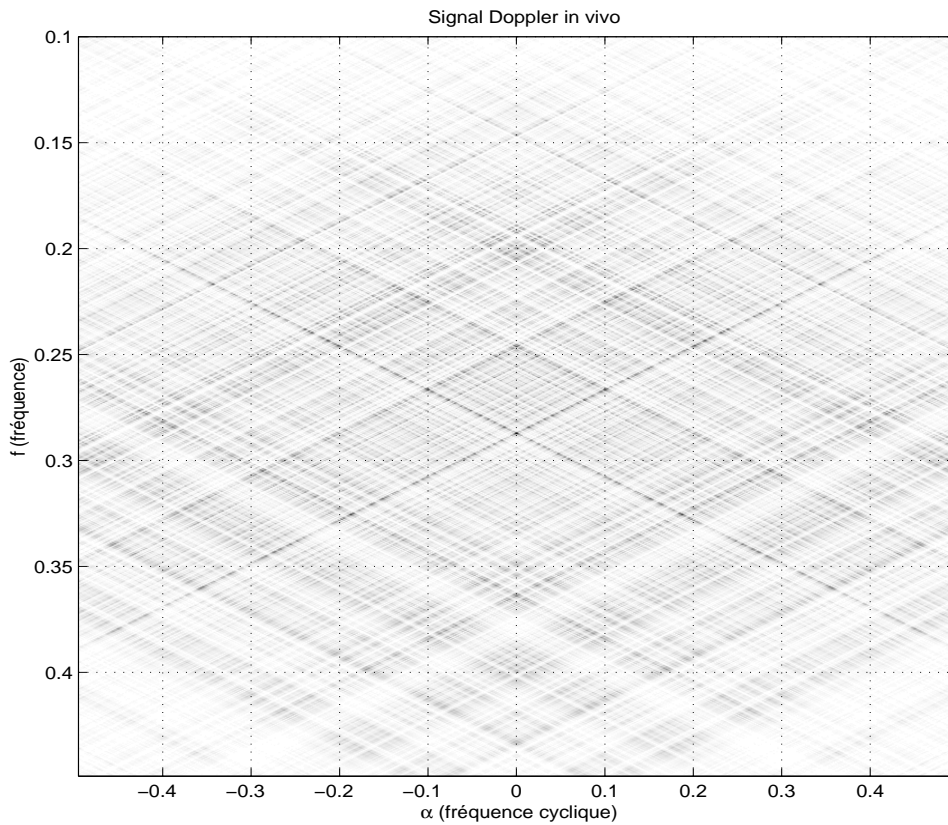


FIG. 2.4 – Spectre de Corrélation d'un signal Doppler (artère cérébrale moyenne).

La méthode de rupture de modèle a consisté à détecter la non-blancheur de l'erreur de prédiction $\epsilon(n) = y(n) - \hat{y}(n)$. Nous avons montré (16) qu'un modèle ARMA(P,Q) (Auto-Régressif à Moyenne Ajustée) ne procure pas des performances suffisantes en termes de complexité algorithmique et de détectabilité pour s'imposer face au modèle AR(P) beaucoup plus simple. Le modèle auto-régressif (AR) à variance constante (dit aussi homoscédastique) a donc été préféré, il est défini par :

$$\hat{y}(n) = - \sum_{i=1}^p a_i y(n-i) \quad (2.1)$$

La fonction de coût a été optimisée par la méthodes des moindres carrés récursifs :

$$J_k = \sum_{n=1}^k \alpha^{k-n} \epsilon(n)^2 \quad (2.2)$$

où en pratique α est un facteur d'oubli $0.80 < \alpha < 1$, et k est l'indice du dernier échantillon considéré. En pratique, un modèle AR d'ordre P=2 est suffisant pour détecter de façon précise les micro-emboles.

Le détection de la non-blancheur de l'erreur de prédiction passe par le calcul de l'autocorrélation de l'erreur de prédiction $R_\epsilon(n,k)$ à l'instant $k = 1$:

$$R_\epsilon(n,1) = \gamma R_\epsilon(n-1,1) + (1-\gamma)\epsilon(n-1)\epsilon(n) \quad (2.3)$$

où γ est un facteur d'oubli $0.80 < \gamma < 1$. Le test ainsi réalisé revient à comparer une information de décision $R_\epsilon(n,1)$ à un seuil λ constant :

$$\begin{array}{l} H_1 \\ R_\epsilon(n,1) \geq \lambda \\ H_0 \end{array} \quad (2.4)$$

H_1 correspond à l'hypothèse où un micro-embole est détecté et H_0 correspond à l'hypothèse où aucun micro-embole est présent.

Les premiers tests des détecteurs de rupture de modèle AR ont donné des résultats très satisfaisants qui m'ont amené à intégrer ces algorithmes dans un DTC commercial. Toutefois lors de la validation clinique effectuée au sein du CIC-IT Ultrasons de Tours, il s'est avéré que pour environ 3% des patients, le détecteur se déclenchait à chaque cycle cardiaque. La recherche manuelle d'un seuil assurant un bon compromis entre la non-détection de ces changements de rythmes et une précision suffisante, a rendu cette technique caduque en l'état. J'ai poursuivi ces investigations en cherchant des modèles sensibles aux variations temporelles d'énergie et insensibles aux variations de fréquences. Je me suis focalisé naturellement vers les modèles GARCH(P,Q) (17) dits hétéroscédastiques (à variance conditionnelle variable) très usités dans les domaines de l'économétrie et de la finance. Dans sa forme générale, le signal $y(n)$ s'écrit :

$$y(n) = C + \epsilon(n), \quad (2.5)$$

où C est une constante, et $\epsilon(n)$ est un bruit blanc gaussien de variance $\sigma(n)^2$ évoluant dans le temps .

Le modèle GARCH(P,Q) de la variance conditionnelle des innovations s'écrit :

$$\sigma^2(n) = \kappa + \sum_{i=1}^P \alpha_i \sigma^2(n-i) + \sum_{j=1}^Q \beta_j \epsilon^2(n-j). \quad (2.6)$$

A la constante κ près, on reconnaît le modèle ARMA(P,Q) de la variance conditionnelle $\sigma^2(n)$, avec $\sum_{i=1}^P \alpha_i + \sum_{j=1}^Q \beta_j < 1$, $\kappa > 0$, $\alpha_i \geq 0$ et $\beta_j \geq 0$.

Avec L. Drebine (M2R), j'ai montré que pour les signaux Doppler emboliques, un modèle GARCH(1,1) était suffisant pour détecter de façon précise les micro-embolies.

Un peu avant l'étude GARCH, j'ai étudié la détection des micro-embolies sous un nouvel angle. Cette approche s'est appuyée sur les défauts de notre détecteur de rupture de modèle qui se déclenchait à chaque rythme cardiaque. J'ai considéré que le signal Doppler avait des propriétés cyclostationnaires. Je me suis rendu compte rapidement que tous les détecteurs énergétiques existants étaient fondés sur des propriétés locales de stationnarité. Ce paradoxe m'a conduit à reconsidérer la représentation standard (sonogramme sur l'écran du DTC) d'une durée de 4 secondes puisque les détecteurs étaient calés sur une centaine de milli-secondes. C'est le clinicien qui, pour disposer d'informations *a priori* cycliques utiles à la détection d'événements sporadiques, a imposé de choix aux ingénieurs.

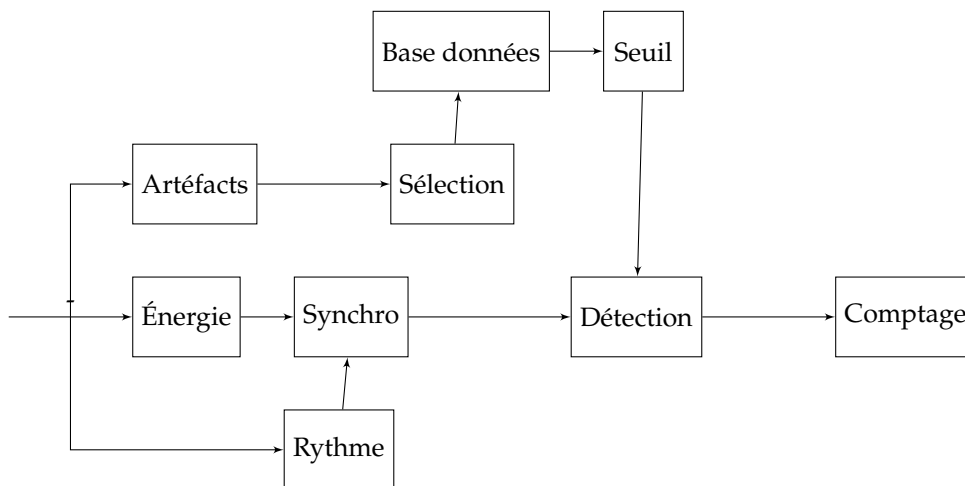


FIG. 2.5 – Schéma Fonctionnel du détecteur synchrone.

Depuis, les nouveaux détecteurs d'énergie sont fondés sur des statistiques cycliques⁵, et non plus sur des statistiques localement stationnaires. Initialement j'avais envisagé la détection directement au niveau du Spectre de Corrélation SC_x du signal $x(t)$ (voir la figure 2.4) défini par :

$$SC_x(\alpha, f) = TF \left[WV_x(t, f) \right]_t, \quad (2.7)$$

5. Un processus stochastique sera cyclostationnaire à l'ordre 2 si ces moments statistiques sont périodiques de période T.

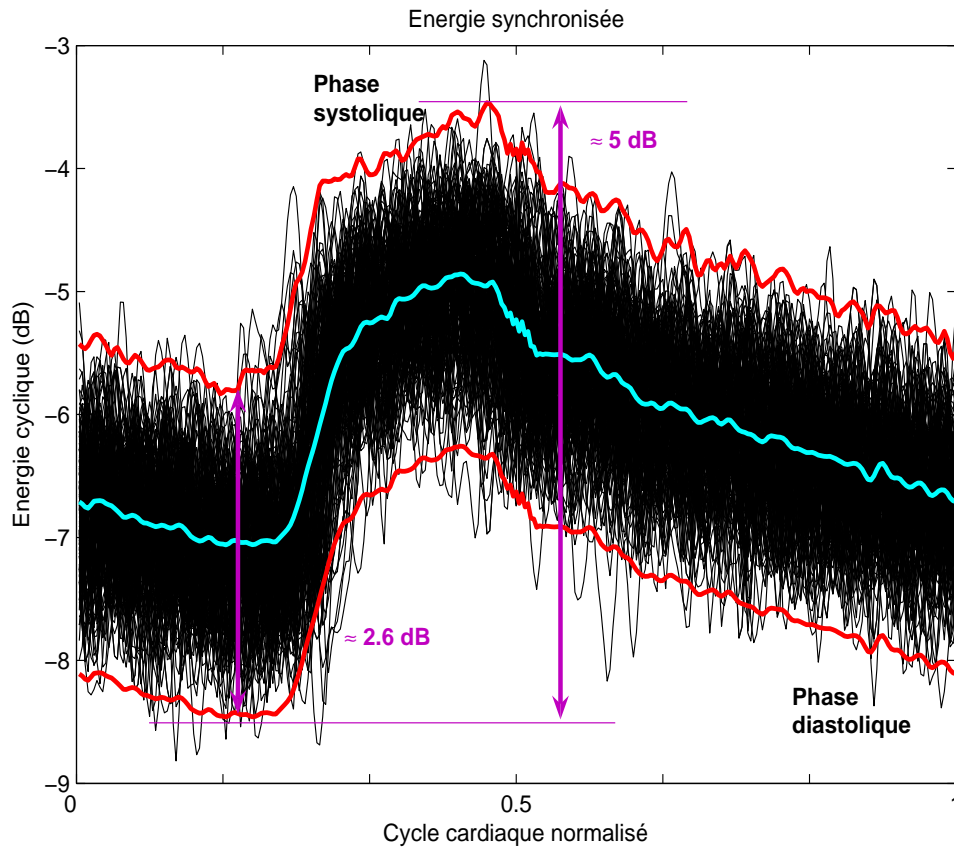


FIG. 2.6 – Énergies cycliques synchronisées superposées d'un enregistrement de 5 minutes

où $WV_x(t, f)$ est la transformée de Wigner-Ville du signal $x(t)$ défini par :

$$WV_x(t, f) = TF [R_x(t, \tau)]_{\tau}, \quad (2.8)$$

où $R_x(t, \tau) = E[x(t + \tau/2)x^*(t - \tau/2)]$ est la fonction d'autocorrélation statistique de $x(t)$.

Toutefois, étant donné la complexité du spectre de corrélation du signal Doppler (présence de modulation AM et FM) et les contraintes d'une implémentation temps-réel sur ordinateur, je me suis focalisé plutôt sur l'étude d'un détecteur synchrone beaucoup plus simple (voir le schéma fonctionnel en figure(2.5)). J'ai ensuite vérifié sur des signaux synthétiques puis sur des signaux réels que cette hypothèse était valide. En réalité, même pour des signaux synthétiques, il s'est avéré que les signaux étaient plutôt quasi-cycliques. Il a fallu alors trouver un subterfuge pour rendre cyclique ces signaux. J'ai donc synchronisé le détecteur sur le rythme cardiaque, en rééchantillonnant et en interpolant les tranches de signaux ainsi synchronisés. Les différents estimateurs de rythmes cardiaques sont présentés dans le prochain chapitre. Dans le cas de patients souvent âgés, je me suis rendu compte qu'il valait mieux exclure de la détection, les cycles cardiaques qui sortaient de la statistique intra-patient. Le nombre total de cycles exclus atteint environ 2% du nombre total de cycles dans un enregistrement de 30 minutes.

Cette étude m'a conduit à calculer un seuil propre à chaque patient permettant ainsi d'optimiser les performances du détecteur. En revanche, la valeur de ce seuil n'est pas transposable aux autres patients. Pour ajuster ce seuil, une phase préliminaire d'environ une minute a été mise en place pour évaluer les statistiques cycliques propres à chaque patient. Une illustration du seuil adaptatif, calculé sur les premières 5 minutes d'enregistrement et superposé aux énergies cycliques synchronisées, est présentée figure (2.6). Il est ressorti de cette étude que le seuil utilisé n'était plus une valeur constante, mais était en réalité un vecteur qui nécessitait

d'être remis à jour régulièrement lors de l'examen. Le test d'hypothèse revient alors à :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ E_T(k) \geq \lambda_T(k), \\ H_0 \end{array} \quad (2.9)$$

où k est le numéro du cycle cardiaque, $E_T(k)$ est un vecteur d'énergie (voir la figure (2.6)) dont la durée est celle du cycle cardiaque T (1 seconde environ), $\lambda_T(k)$ est le seuil statistique adaptatif.

Code patient	Pourcentage de cycles utilisables	Gold standard	Détecteur standard	Détecteur synchrone	Détecteur en sous-bandes	Détecteur synchrone sous-bandes
A	95	2	0	2	2	3
B	75	6	1	7	6	8
C	70	3	0	3	4	4
D	91	2	0	3	3	4
E	71	0	0	0	0	1
F	92	1	0	1	2	3
G	92	3	0	4	3	4
H	63	10	2	16	12	17
I	87	9	3	12	13	15
moyenne	80 %	4	0.6	5.3	5.0	6.6

Tab. Détection *in vivo* de microembolies.

Les performances de ces détecteurs sont telles qu'il a été possible de détecter des micro-embolies juste qu'alors indétectables avec les détecteurs d'énergie conventionnels (voir le tableau ci-dessus). Notez aussi que les performances de ce détecteur synchrone sont assez similaires à celle du détecteur d'énergie en sous-bande (voir le tableau ci-dessus).

L'information *a priori*, qui sous-tend l'utilisation des techniques en sous-bande, a confirmé le fait que, contrairement au signal US Doppler sanguin "large bande", le signal US Doppler micro-embolique est "bande étroite" puisque le microembolie voyage sur une seule ligne de vitesse dans l'artère. L'énergie calculée dans cette bande étroite reflète l'énergie retrodiffusée par le microembolie mais aussi celle retrodiffusée par tous les globules rouges (GR) voyageant sur la même ligne de vitesse que le microembolie. La conséquence directe est que le rapport (RES) entre l'énergie retrodiffusée par le microembolie et celle retrodiffusée par les GR dans chaque sous-bande est plus grand que celui calculé dans toute la largeur de la bande passante (voir la figure 2.7a). En effet, la réduction de la bande fréquentielle ramène le nombre total de GR présents dans la région d'intérêt au nombre de GR voyageant à la même vitesse que le microembolie. En conséquence, le RES de chaque sous-bande augmente et ainsi la détectabilité des petits microembolies s'est améliorée. Le test d'hypothèse est similaire au cas synchrone à la différence près que ce test est réalisé pour chaque sous-bande m . Il y a donc autant de détecteurs que de sous-bandes pour des seuils définis par :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ E(m) \geq \lambda(m), \\ H_0 \end{array} \quad (2.10)$$

où $E(m)$ est l'énergie calculée dans chacune des m sous-bandes et $\lambda(m)$ est le seuil statistique constant de la sous-bande m .

Pour accroître encore la sensibilité des détecteurs synchrones, j'ai envisagé l'utilisation de détecteurs synchrones en sous-bandes. Le test d'hypothèse est similaire au cas en sous-bande à la différence près que le test est synchronisé :

$$\begin{array}{c} H_1 \\ E_T(k,m) \geq \lambda_T(k,m), \\ H_0 \end{array} \quad (2.11)$$

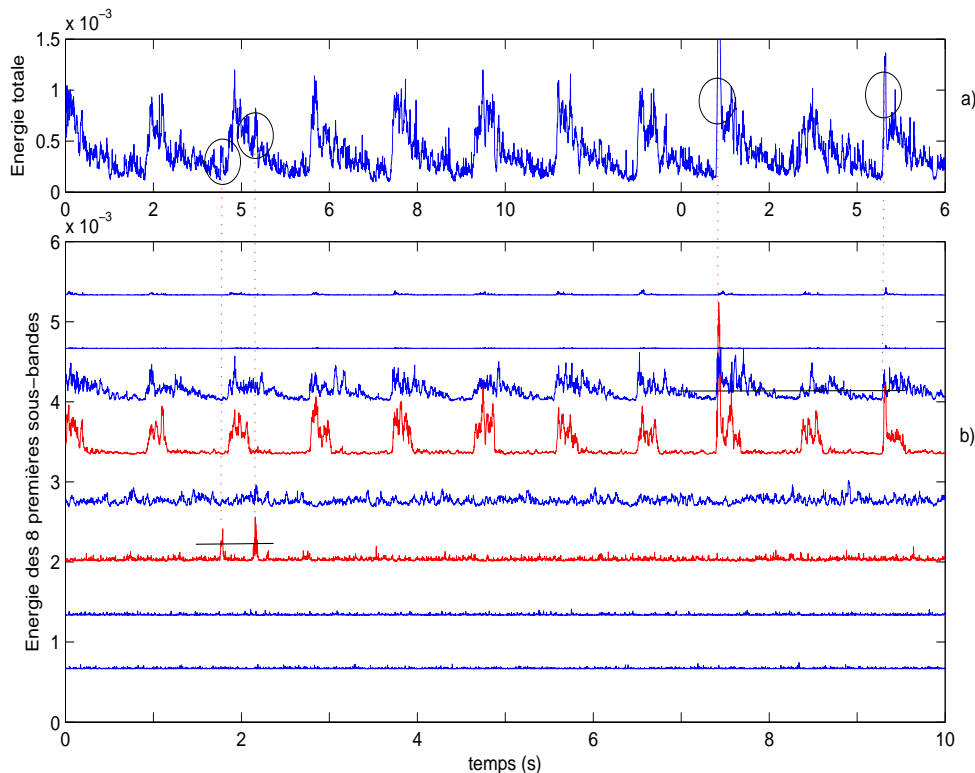


FIG. 2.7 – a) Énergies calculées dans la totalité de la bande fréquentielle. b) Énergies calculées dans les 8 premières sous-bandes. Les micro-embolés détectés dans la troisième sous-bande n'ont pas été détectés dans l'énergie totale.

où k est le numéro du cycle cardiaque, m est le numéro du canal, $E_T(k, m)$ est un vecteur d'énergie dont la durée est celle du cycle cardiaque T (1 seconde environ) dans la sous-bande m et $\lambda_T(k, m)$ est le seuil statistique adaptatif dans la sous-bande m . Plusieurs techniques en sous-bande ont été testées. Je me suis focalisé sur des bancs de filtres et sur l'analyse multirésolution en paquets d'ondelettes (19),(18). Cette étude *in vivo* a révélé que les détecteurs en sous-bandes synchronisés donnaient de meilleures performances en terme de détectabilité (voir tableau page 20). En revanche, ces détecteurs sont relativement complexes et montrent une possible instabilité et non-reproductibilité dans le cas où ce dernier varie.

2.1.3 La réjection d'artefacts :

La réjection d'artefacts s'appuie d'abord sur le constat que, contrairement aux signaux micro-emboliques, les signaux artefacts sont bi-directionnels. Des réjecteurs (détecteurs) bi-directionnels ont été développés. Puis une idée originale, basée sur la détection simultanée à deux profondeurs différentes (deux portes Doppler) (20), a supplanté les réjecteurs bi-directionnels.

Aujourd'hui ces systèmes DTC bi-portes sont devenus les nouveaux systèmes de référence, bien qu'ils soient talonnés de près par les systèmes multiportes (128 portes) qui tentent de s'imposer sur le marché. Le système bi-porte⁶, en raison de sa grande simplicité, a encore de beaux jours devant lui. Depuis, d'autres techniques de réjection d'artefacts ont été envisagées par diverses équipes. La plupart d'entre elles sont basées sur *a priori* que le contenu spectral des signaux artefacts est statistiquement beaucoup plus basse fréquence que les signatures micro-emboliques (21).

D'ailleurs une de nos contributions sur le sujet a validé d'une part que le contenu spectral de ces signaux artefacts est compris entre 100 et 300 Hz et d'autre part, contrairement à ce qui avait été admis par la

6. Je précise, à toute fin utile, que la présence de la seconde porte n'améliore en rien l'estimation du flux mais permet plutôt de discriminer de façon robuste et précise les artefacts.

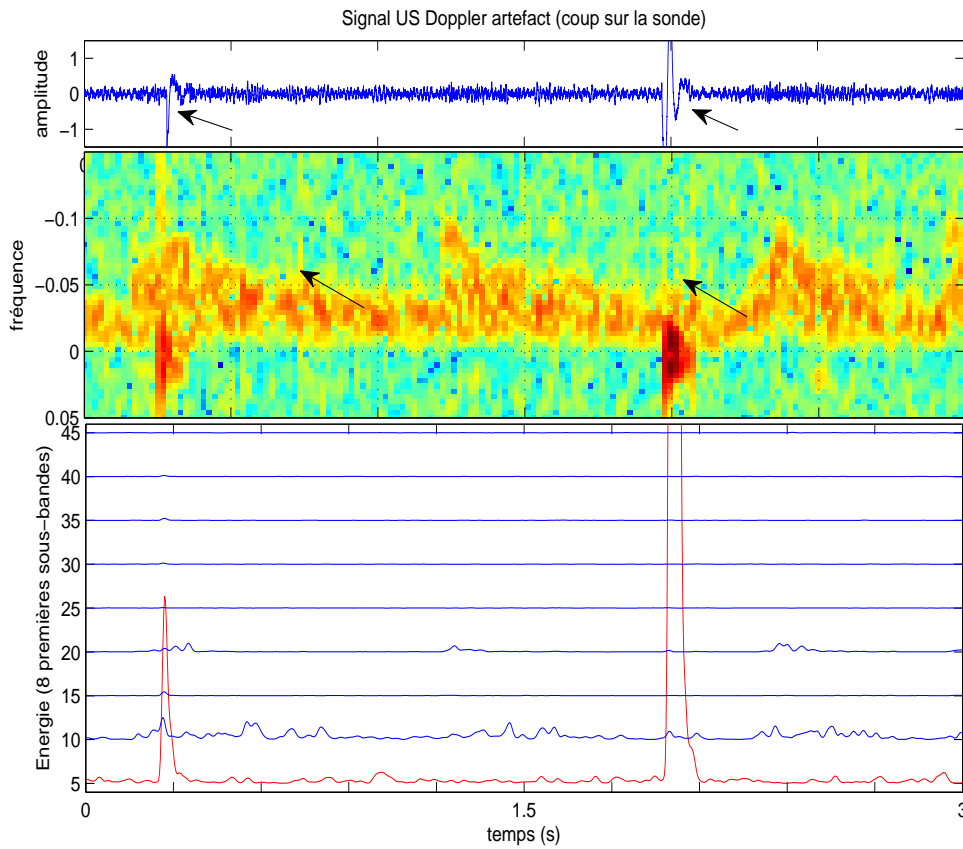
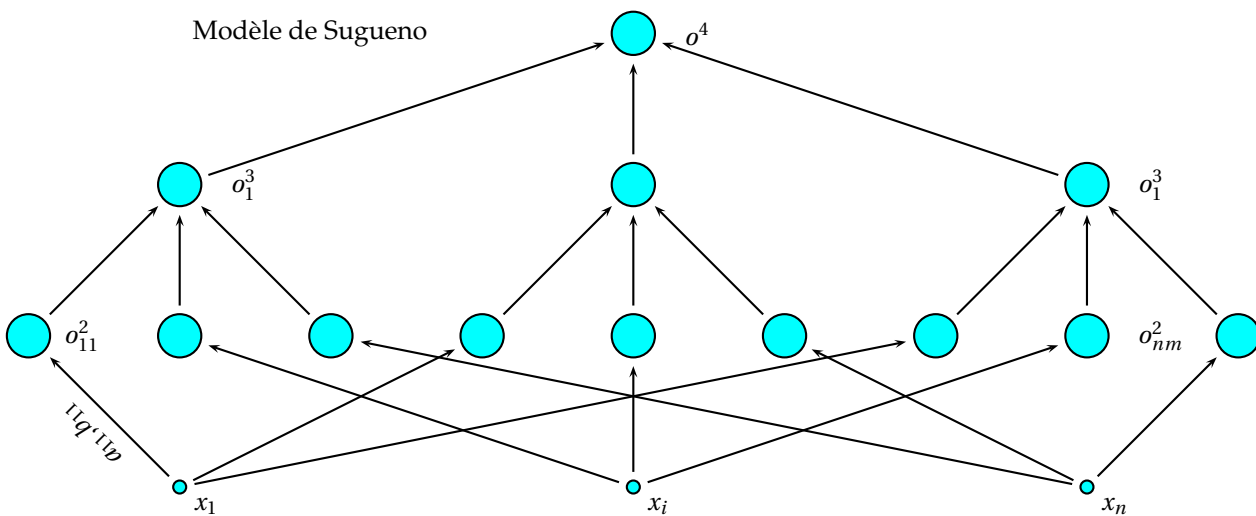


FIG. 2.8 – Artefacts détectés dans la première sous-bande. a) Signal Doppler en présence de 2 artefacts. b) Spectrogramme du signal Doppler. c) Énergie des 8 premières sous-bandes.

communauté scientifique, les signaux artefacts peuvent être des signaux mono et bi-directionnels (21).

L'ingéniosité de quelques équipes d'outre Rhin (22) et d'outre Manche (12), ont proposé l'utilisation de bancs de filtres permettant de détecter en même temps les artefacts dans la première sous-bande et les micro-embolies dans les autres sous-bandes (voir la figure (2.8)).



En même temps d'autres équipes se sont penchées sur des techniques exploitant la connaissance d'expert (23). En complément deux types de classification ont été envisagés, les techniques non supervisées et les techniques supervisées (24).

Notre contribution (la mienne et celle de D. Kouamé) a suivi la mouvance internationale et nous avons proposé une technique supervisée originale, la méthode neurofloue. Cette dernière s'appuie d'une part sur un apprentissage des données (très hétérogènes) et d'autre part en affiche un score non-binaire. L'idée du score est intéressante puisqu'elle offre au clinicien une jauge de confiance à attribuer aux différentes détections.

Pour pouvoir utiliser cette technique neuro-floue nous avons dû constituer un corpus de signaux artefacts le plus complet possible (21) afin d'une part d'entraîner notre réseau de neurones et d'autre part de chercher des informations utiles à leur détection puis à les tester.

Un DTC bi-porte bi-fréquence de la société Atys Médical a été utilisé. Grâce au travail de M. Biard (thèse), trois types de paramètres ont été étudiés : les paramètres énergétiques (énergie maximale de la signature artefact), fréquentiels (fréquence maximale de la signature artefact) et temporels (durée de la signature artefact). Notre étude a révélé que le calcul d'un seul paramètre n'est pas suffisant pour rejeter tous les artefacts. Une combinaison de ces paramètres a semblé plus appropriée. D'autre part les techniques couramment utilisées ne permettant pas de fournir une évaluation du risque potentiel d'erreur *a priori* associé à la décision de détecter des micro-embolies ou des artefacts, nous avons proposé l'utilisation de techniques à base d'inférence floue. En clair, lorsqu'on dit avoir détecté un embolie, il n'existe aucun critère permettant de dire si la détection est sûre à 60, 80, ou 100 %. Pour évaluer la prise de décision, nous avons eu recours à l'estimation *a priori* des probabilités de fausse alarme et de non détection.

Par ailleurs, sachant que l'utilisation de techniques automatiques seules n'exploitent pas les informations relatives aux connaissances des experts humains et que, de la même manière, les systèmes à base d'experts souffrent de la seule exploitation des connaissances des experts humains, nous avons proposé d'associer les deux approches en utilisant une technique neuro-floue. En d'autres mots, notre démarche a consisté à utiliser les systèmes d'inférence floue associés à des réseaux de neurones adaptatifs (système neuro-flou) (25). L'inférence floue (fuzzy en anglais) consiste à délivrer une conclusion à partir d'une série de règles, du type SI ... ALORS (26). Les variables d'entrées sont soumises à des conditions, qui selon leur degré d'appartenance à des ensembles (traduit par une fonction d'appartenance) vont fournir des conclusions. La conclusion des règles est associée à une combinaison linéaire des variables d'entrées (27), (28), (29).

Le modèle neuro-flou général complet est équivalent à un réseau de neurones en 4 couches (voir le schéma du modèle de Sugeno p.20). La première couche correspond aux entrées (durée, rapport d'amplitude, fréquence, ...), la deuxième évalue le degré de vérité à travers des fonctions d'appartenances (trapézoïdales dans notre cas), la troisième fusionne les informations de la couche précédente et la dernière couche donne le score. Après apprentissage sur des données obtenues *in vitro* (micro-embolies d'acrylique et différents types d'artefacts), nous avons montré que le score était pour les micro-embolies compris entre 1.3 et 0.7 alors qu'il était compris entre -0.3 et 0.3 pour les artefacts (voir la figure 2.9). En appliquant un seuil binaire égale à la moitié du score (0.5), les performances en termes de détection de micro-embolies sont similaires à celles obtenues pour les méthodes de détection de ruptures de modèles AR avec en plus la rejection d'artefacts. L'idée du score a été favorablement accueillie par les cliniciens, toutefois la complexité de la technique limite son intégration chez les constructeurs de systèmes Doppler transcrânien.

2.1.4 La discrimination des micro-embolies :

La discrimination entre les micro-embolies solides et gazeux a été envisagée avec une certaine "sérénité"⁷ grâce aux travaux précurseurs de deux équipes anglophones (6), (20). Tout d'abord, les travaux fondamentaux de M. Moehring sur la rétrodiffusion multifréquence a convaincu la société DWL à intégrer les premiers discriminateurs bifréquences de micro-embolies dans un système DTC commercial. La loi de rétrodiffusion d'une microbulle d'air étant tellement différente de celle d'une microparticule solide pour deux fréquences d'excitation différentes (en dehors de la diffusion de Rayleigh), qu'il existe une valeur de seuil capable de différencier

7. Historiquement les premiers discriminateurs étaient de simples détecteurs d'énergie puisque la rétrodiffusion de la micro-bulle d'air est beaucoup intense que celle produite par une micro-particule solide. Toutefois, l'intensité rétrodiffusée par une petite microbulle étant équivalente à celle produite par une microparticule solide de grande taille, la spécificité des discriminateurs s'en est vue réduite considérablement.

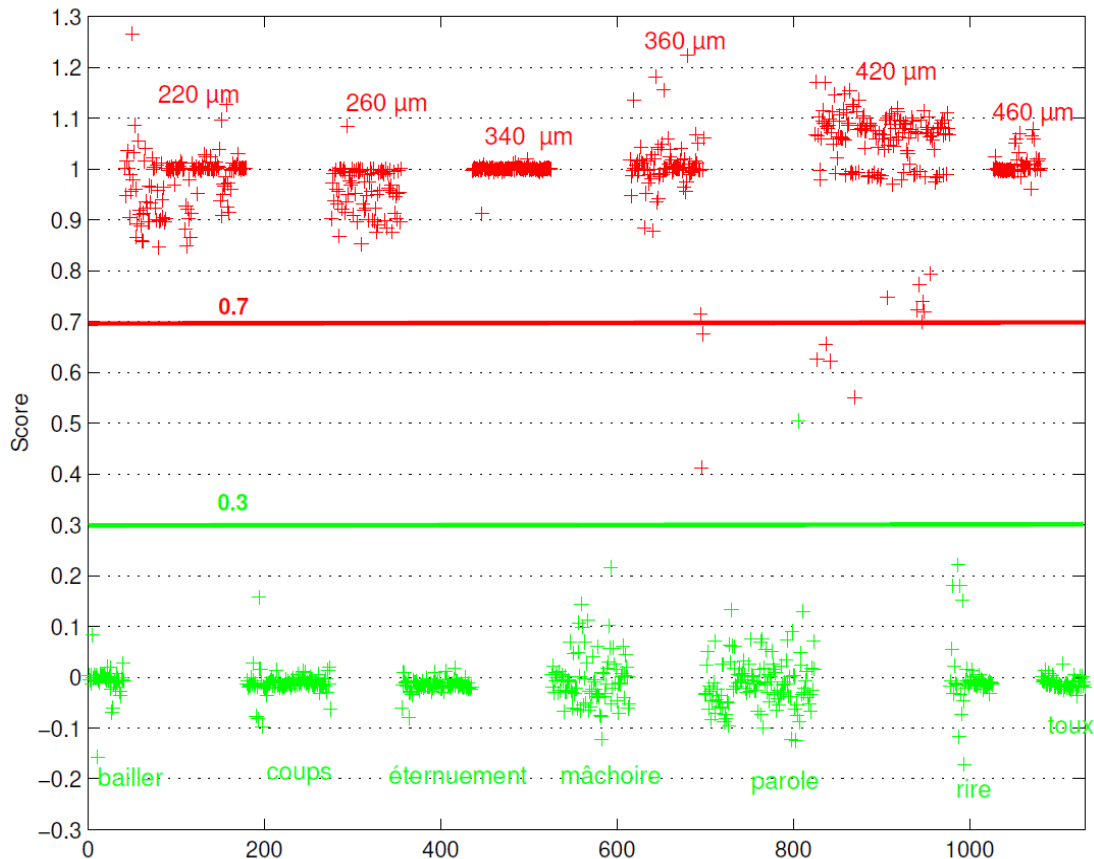


FIG. 2.9 – Après apprentissage de la technique neurofloue, le score affiche clairement deux groupes : les signaux Doppler microemboliques (microbilles d’acryliques) et les signaux Doppler artefacts).

les micro-bulles d’air des micro-particules solides. La deuxième étude importante dans le domaine a été proposée par le groupe dirigé par D. Evans (20). Son travail sur l’analyse des modulations de fréquences des signatures temps-fréquences des micro-embolies a permis de proposer une nouvelle série de discriminateurs basés sur l’indice de modulation.

Mes contributions dans le domaine ont consisté à généraliser l’approche de M. Moehring en proposant plusieurs modes de codage (pas seulement en fréquence) et a complété l’analyse de D. Evans sur les modulations de fréquences en proposant de nouvelles explications quant aux phénomènes acoustiques impliqués. Dans le cas de micro-embolies de nature différente, j’ai montré (30),(31) (voir la figure 2.10) qu’il était possible de discriminer ces micro-embolies de nature différente à l’aide des modulations de fréquence (indice FM) et des modulations d’amplitude (Force de radiation).

Concernant le codage de l’excitation, en m’inspirant des techniques d’imagerie Doppler de contraste, j’ai proposé l’utilisation de trains d’onde sinusoïdaux codés⁸ en amplitude, en fréquence et en phase pour discriminer les micro-embolies. L’idée même du codage a pris tout son sens dans l’étude des vibrations non-linéaires de la micro-bulle du produit de contraste. En effet une analyse minutieuse de la réponse de la micro-bulle soumise à différents types d’excitation a montré que la réponse de la micro-bulle est différente selon qu’elle était excitée en compression ou en dilatation, c’est un comportement typique des systèmes non-linéaires. L’idée d’exciter les micro-embolies gazeuses avec des excitations consécutives en opposition de phase, puis de sommer les réponses deux à deux a alors été exploitée. Cette technique Doppler d’inversion d’impulsions (DIP) a été initialement proposée en imagerie Doppler de contraste (7). Le train d’onde transmis s’écrit alors :

$$e(t) = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k a_k e_0(t - kT_{prf}), \quad (2.12)$$

où $e_0(t) = g_0(t) \cos(2\pi f_0 t)$ est le motif de base de l’excitation (typiquement une sinusoïde modulée par une

8. Techniques similaires aux modulations numériques du types ASK, PSK, FSK, QAM.

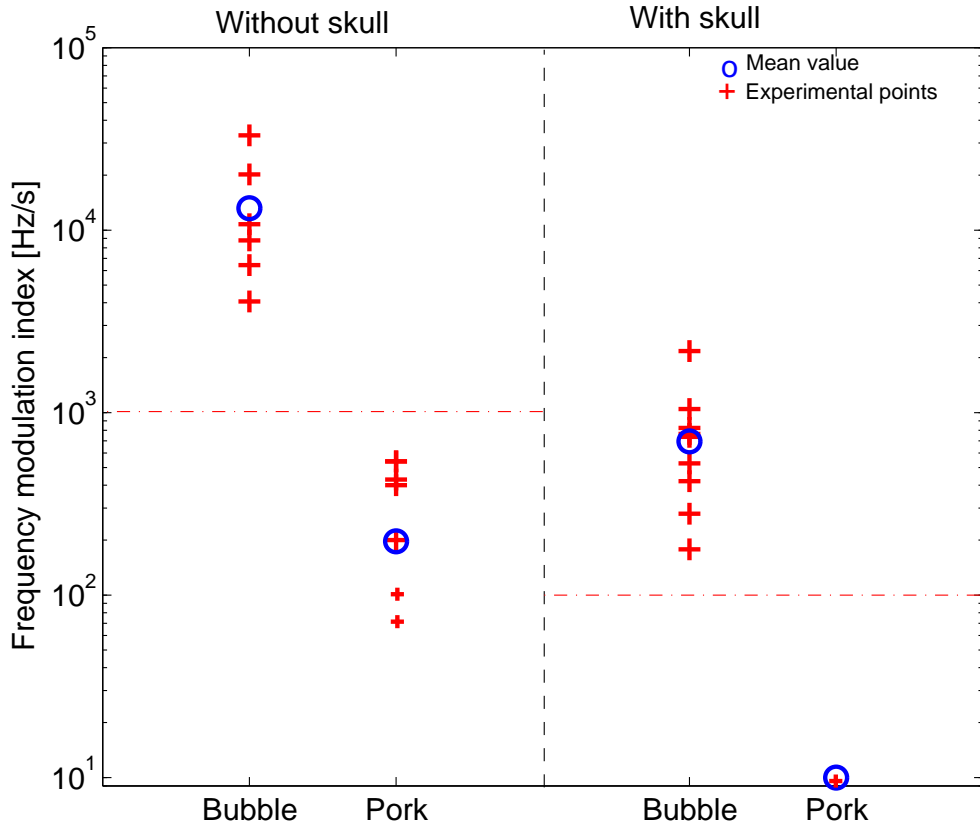


FIG. 2.10 – Indice de modulation de fréquence obtenu pour des micro-bulles et des micro-embolies graisseuses avec et sans crâne.

fenêtre $g_0(t)$ rectangulaire ou gaussienne), f_0 est la fréquence d'émissions, a_k est l'amplitude qui peut aussi être codée à son tour, T_{prf} est la période de répétition des tirs. Contrairement au système Doppler conventionnel, chaque impulsion transmise est une copie inversée de l'onde précédente.

Dans le cas d'une diffusion linéaire, le signal retrodiffusé par la micro-bulle s'écrit :

$$r(t) = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k a_k e_0 \left(\alpha(t - t_0) - \gamma(k-1)T_{prf} \right), \quad (2.13)$$

où $\alpha = \frac{c-v(k)}{c+v(k)}$ est le facteur d'échelle dû à l'effet Doppler, c est la célérité des ultrasons, v est la vitesse de la micro-bulle, t_0 est un retard indiquant l'écart de position entre l'artère insonifiée et le capteur, et $\gamma = \frac{2v(k)}{c+v(k)}$ est un facteur de proportionnalité.

Dans le cas d'un signal rétrodiffusé non-linéaire, nous pouvons décomposer les k échos renvoyés par la micro-bulle en série de puissance :

$$r_k(t) = \sum_{i=0}^{\infty} r_k^i(t) \quad (2.14)$$

où

$$r_k^i(t) = (-1)^{ki} a_k^i e_0^i(t). \quad (2.15)$$

Simpson (7) a montré alors que la fréquence Doppler moyenne valait pour les harmoniques impairs :

$$f'_d = \frac{F_{prf}}{2} - f_d, \quad (2.16)$$

et pour les harmoniques pairs :

$$f'_d = -f_d, \quad (2.17)$$

avec $f_d = \frac{2v}{c+v} f_0 \cos\theta$ où θ est l'angulation entre la direction de l'artère et l'axe du faisceau ultrasonore.

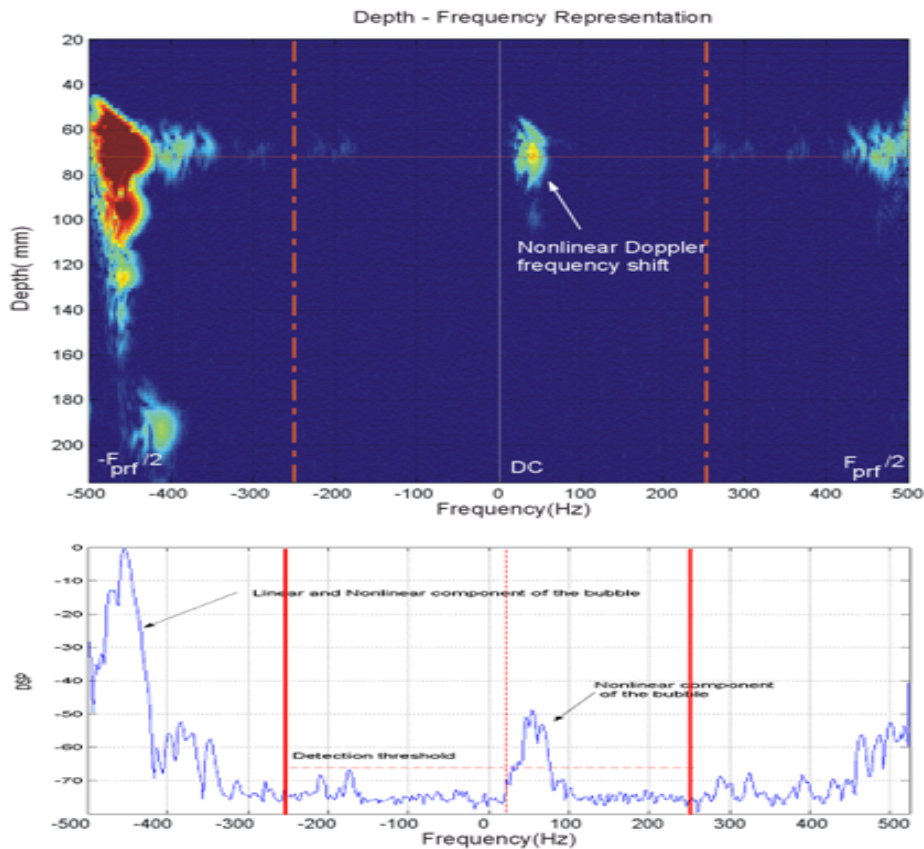


FIG. 2.11 – DIP (Doppler par inversion d'impulsion) multiporte. a) Plan profondeur/fréquence. b) Spectre Doppler correspondant à la profondeur 70mm. $F_{PRF} = 1\text{kHz}$, $f_{moy} \approx 50\text{Hz}$.

Grâce à une collaboration étroite avec l'équipe de P. Tortoli de Florence, mes techniques ont pu être implémentées en temps réel dans un système Doppler multiporte. Une illustration d'une représentation profondeur/fréquence obtenue via le système Doppler par inversion d'impulsions (DIP) multi-profondeur, est représentée sur la figure (2.11). La signature unique et non-linéaire de la micro-bulle à la fréquence Doppler $f'_d = -f_d$ (pour $f_d < 0$) permet de valider le concept de la discrimination en détectant la présence des micro-embolus gazeux dans la bande $[-F_{prf}/4, F_{prf}/4]$, les signatures linéaires des micro-embolus solides et gazeux étant présentes dans les bandes $[-F_{prf}/2, -F_{prf}/4]$ et $[F_{prf}/4, F_{prf}/2]$. C'est ce codage de phase qui a donné les meilleures performances en termes de différenciation (32). Ces techniques de codage monoporte ont été utilisées dans quelques systèmes d'imagerie notamment chez Philips. La contre-partie est que la gamme de vitesse est réduite d'un facteur deux par rapport aux systèmes standards. C'est d'ailleurs principalement cet inconvénient qui a limité le développement des techniques de codage en phase.

En parallèle j'ai étudié les codages en amplitude des différentes séquences d'émission. Particulièrement, deux types de codage en amplitude ont été investigués :

- le codage systématique de la séquence en modulation OOK (On-Off Keing) avec le système Doppler multiporte. J'ai reporté en figure (2.12a) la représentation profondeur/temps dans le cas où une seule micro-bulle est déviée de sa trajectoire par la force de radiation;
- le codage non systématique en modulation OOK. L'idée ici n'était plus de rechercher les composantes non-linéaires de la micro-bulle mais plutôt de provoquer des déplacements codés de la micro-bulle grâce à la force de radiation⁹. Un exemple de codage est indiqué sur la figure (2.12b).

D'ailleurs j'ai été le premier à envisager l'implication de la force de radiation comme élément tangible expliquant la forme bizarre des signatures temps-fréquence (33), (34), (30), (31). J'ai pu, grâce à la prise en compte

⁹ La force de radiation due aux effets linéaires est une force de poussée qui prend naissance lorsque la rupture d'impédance acoustique entre la micro-bulle et le sang devient grande. Cette force de poussée déplace la micro-bulle dans l'axe du faisceau ultrasonore, la micro-bulle est ainsi accélérée ou ralentie.

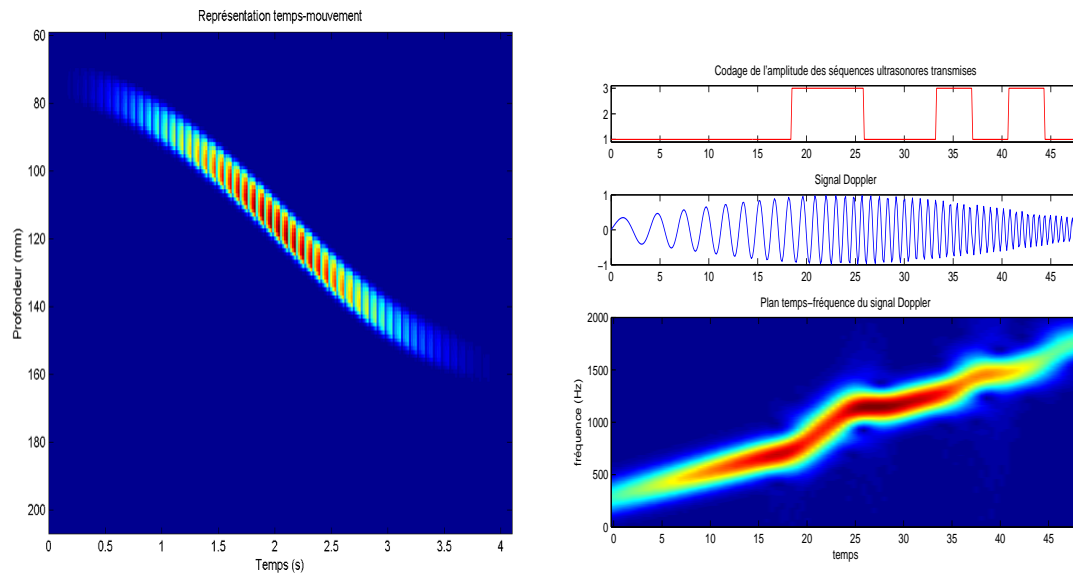


FIG. 2.12 – a) Représentation profondeur/temps en présence d'une microbulle à l'aide d'un signal codé en amplitude. Représentation temps-fréquence de la signature d'une micro-bulle déplacée par la force de radiation (codage en amplitude non systématique).

des effets de radiation, expliquer (en simulation et en expérimentations) toutes les modulations de fréquence présentes dans la signature micro-embolique. En estimant les variations de la fréquence Doppler, c'est-à-dire en calculant l'indice de modulation de fréquence Doppler, le codage d'émission a été retrouvé. J'ai reporté sur les figures (2.12) une illustration de la modification de trajectoire de la micro-bulle lorsque celle-ci est excitée avec une séquence codée et modulée en amplitude.

2.2 Instrumentation et signal en imagerie US Doppler foetale :

Ce projet, que j'anime seul dans l'Unité, a été réalisé avec le concours de I. Voicu (thèse en cours), D. Kouamé, M. Fournié, F. Perrotin, F. Tranquart et F. Patat. Cette thématique est soutenue par le projet ANR TecSan "Surfoetus".

2.2.1 Introduction

Aujourd'hui, dans la plupart des cas, la souffrance foetale est associée à une hypoxémie qui traduit un manque d'oxygène dans le sang du fœtus et donc une modification de son pH. Malgré le fait que l'oxymétrie foetale permet une mesure exacte du pH et de la concentration en oxygène, cette dernière technique est invasive impliquant une probabilité de mort foetales non négligeable. La mesure non-invasive du rythme cardiaque foetale permet de rendre compte de la modification de la concentration en oxygène. Le monitoring du rythme cardiaque foetale, qui reflète de façon indirecte la concentration de l'oxygène dans le sang, constitue une alternative aux méthodes invasives. Dans le cas de patientes à risque, cette méthode a fait ses preuves (35). Conformément au rapport de la Société Canadienne d'Obstétrique et de Gynécologie daté de septembre 2007 (36), le suivi plus fréquent de ces patientes permet de réduire jusqu'à 7.7% la morbidité et la mortalité périnatale.

Toutefois, une confiance modérée doit être accordée à l'estimation du RCF parce qu'il ne reflète pas exclusivement les problèmes d'oxymétrie. En effet, de fortes variations du RCF apparemment anormales peuvent être observées chez le fœtus sain. La raison principale est que la variation du RCF est due à la combinaison de deux facteurs antagonistes du système nerveux végétatif : un accroissement du RCF sous l'influence du système nerveux sympathique et une décroissance sous l'influence du système nerveux para-sympathique. Une mesure seule du RCF ne permet donc pas d'exclure les fœtus normaux. En revanche, en associant à la mesure



FIG. 2.13 – Image d'un fœtus par échographie.

du RCF la mesure des mouvements foetaux¹⁰ (respiratoires et membres), il est possible de séparer les foetus à développement normal de ceux à développement anormal dans la classification. La mesure conjointe du RCF et des mouvements foetaux¹¹ constitue un indicateur qui témoigne du bien-être foetal, en revanche elle minimise l'intérêt de l'ECG seul.

L'exploration foetale par ultrasons (37) est devenue un outil alternatif incontournable dans les services d'obstétrique pour évaluer rapidement, en toute sécurité et à moindre coût, les informations relatives à la vitalité du foetus. Toutefois cette évaluation subjective est opérateur dépendant et des critères automatiques objectifs sont recherchés. Une technique de mesure du bien être foetal, proposée au début des années 80, connue sous le nom de "score de Manning", fait aujourd'hui référence. Cette technique est très coûteuse en ressource humaine (examen d'une heure) et matériel (un échographe).

J'ai contribué ainsi à la mise en place d'un système instrumental Doppler multicapteurs multiprofondurs (Cetu Althais-UMRS "Imagerie et Cerveau"-CHU Tours), doté de techniques originales de traitement du signal Doppler pour l'estimation du rythme cardiaque foetal, des mouvements des membres et d'un score électronique du bien-être foetal pour la classification des foetus. D'un point de vue instrumental, nous (D. Kouamé et moi-même) nous sommes focalisés sur un système ultrasonore Doppler pulsé multiporte et multicapteur pour augmenter le volume d'exploration. D'un point de vue traitement du signal, nous (I. Voicu et moi-même) nous sommes focalisés sur la mise en oeuvre de détecteurs multicanaux (pour le RCF ou les mouvements foetaux) et de classifieurs non supervisés basés sur l'analyse en composantes principales.

2.2.2 Le système Actifoetus :

Le système Doppler (voir la figure (2.14)), nommé "Actifoetus" mis au point par le CETU ALTHAIS et l'U930, contient trois groupes de quatre transducteurs ultrasonores, chaque transducteur¹² travaillant à cinq profondeurs différentes comprises entre 1.88 et 15 cm. Un groupe de transducteurs a été utilisé pour la détec-

10. Les mouvements foetaux sont faibles voire quasi inexistant en présence d'hypoxémie.

11. La présence de ces mouvements foetaux doit être mis en correspondance avec l'âge gestationnel, puisqu'à partir des 28-32ième semaine, le foetus développe des états comportementaux.

12. Les caractéristiques des transducteurs utilisés dans la détection du rythme cardiaque sont : bande passante 2.2MHz - 2.5MHz, fréquence d'émission de 2.25MHz, pression acoustique 1mW/cm², et fréquence de répétition des tirs 1 kHz.

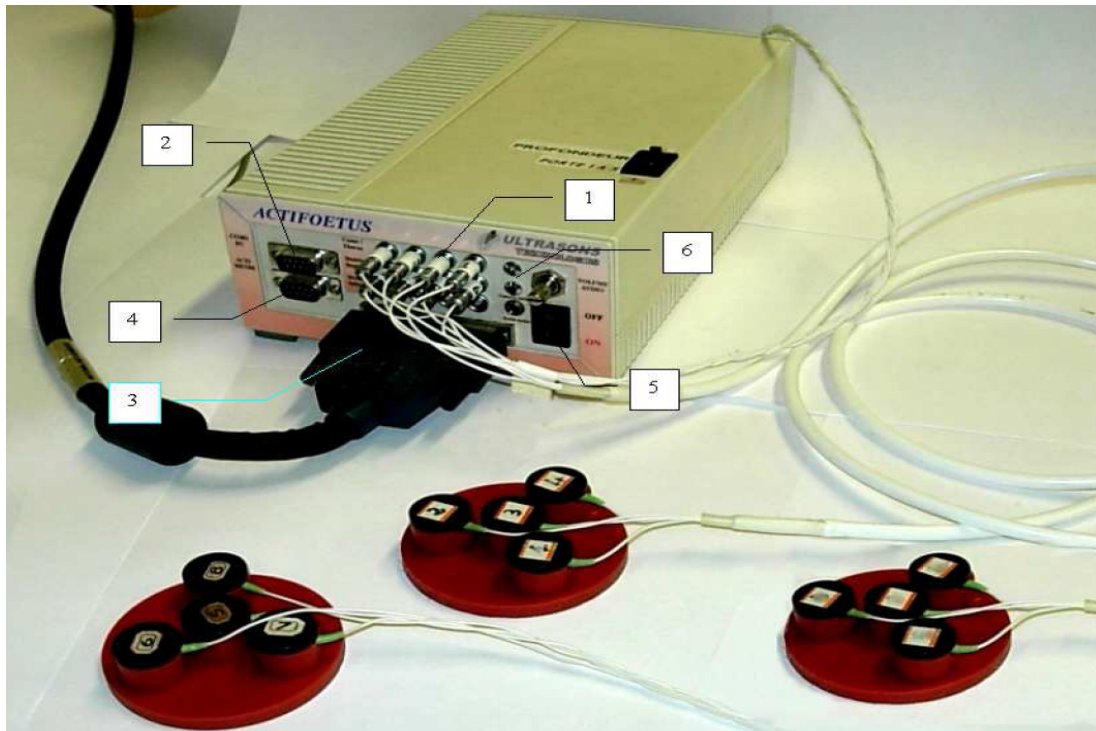


FIG. 2.14 – Système multiporte et multicapteur : Actifoetus.

tion des mouvements des membres inférieurs, un autre pour la détection des membres supérieurs tandis que le troisième était dédié à la détection du rythme cardiaque foetal. Un flux de données incluant tous les signaux est sauvegardé sur un disque dur qui est analysé *a posteriori*.

2.2.3 Rythme cardiaque foetal (RCF) fusionné :

Le système Actifoetus dont nous disposons est composé de 4 transducteurs, pour lesquels 5 signaux Doppler étaient extraits (5 profondeurs). Le calcul du RCF a été réalisé à partir de signaux directionnels issus de chaque canal. Plusieurs types de détecteur issus du domaine de l'audio ont été testés (voir le chapitre "Estimation de fréquence") puis fusionnés. Pour ce dispositif nous (I. Voicu et moi-même) avons proposé deux structures différentes pour la fusion finale (voir les schémas ci-après) : une structure centralisée où les 20 canaux étaient les entrées de notre système de fusion et une structure décentralisée où les canaux étaient d'abord fusionnés par profondeur puis fusionnés par capteur et vice versa. Plusieurs méthodes de fusion ont été testées. Les deux familles les plus répandues sont les méthodes basées sur la maximisation de la vraisemblance et les méthodes basées sur la minimisation d'une erreur quadratique. Nous nous sommes focalisés sur les plus simples : les méthodes de minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM). Les méthodes basées sur la vraisemblance seront étudiées dans la continuité du travail de thèse de I. Voicu. J'ai représenté sur le schéma ci-dessous une comparaison des différents types de fusion.

En ce qui concerne la méthode basée sur l'EQM, j'ai proposé avec I. Voicu que l'information fusionnée, i.e. le RCF moyen, soit une combinaison linéaire des différents RCF calculés pour un nombre de canaux $M \leq N = 20$. En vue d'éliminer les $N - M$ canaux peu informatifs, nous avons réalisé un test statistique qui a consisté à rejeter les canaux dont la valeur du RCF calculée à l'instant t_{n+1} était en dehors de l'intervalle de confiance à 95%. La statistique a été évaluée pour les RCF antérieurs à l'instant t_{n+1} pour une durée T .

Notons R la valeur du RCF recherchée et \hat{R} la combinaison linéaire des RCF R_i calculés à partir de M canaux, i étant le numéro du canal. L'idée était d'estimer les coefficients K_i pondérant au mieux les RCF issus des M canaux. C'est une minimisation du type :

$$\min_{\underline{K}} J(\underline{K})$$

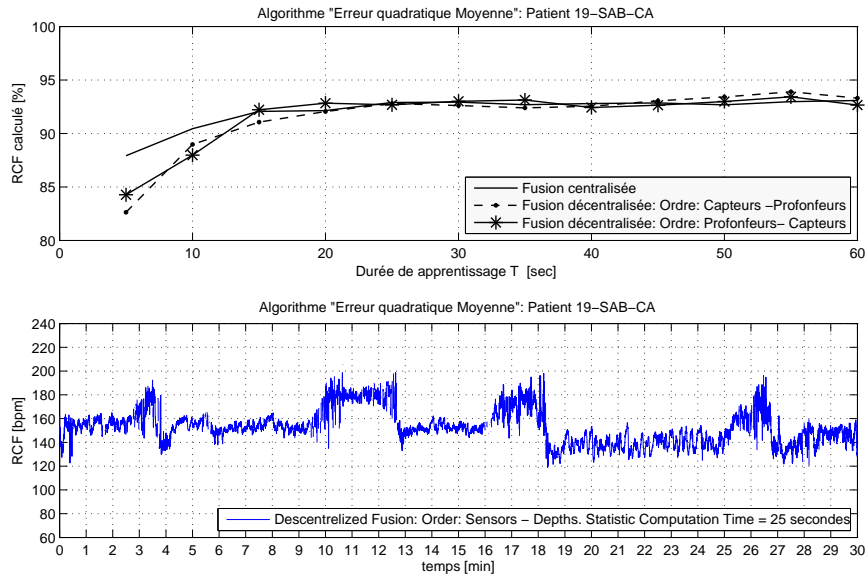
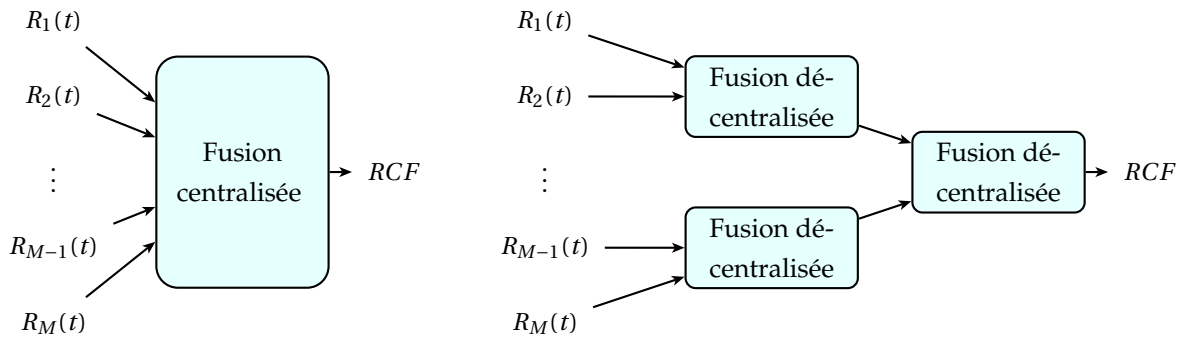


FIG. 2.15 – RCF Patient 19-SAB-CA. a) Pourcentage de RCF calculé sur la durée de l'examen pour les différents types de fusion. b) RCF calculé par minimisation de l'erreur quadratique moyenne pour la fusion décentralisée (Capteur-Profondeur).

où

$$J(\underline{K}) = E \left[\left(R - \hat{R} \right)^2 \right],$$

où $E[\cdot]$ est l'espérance mathématique et où $\hat{R} = \sum_{i=1}^M K_i R_i$.



La minimisation de la fonctionnelle conduit au calcul de $\frac{\partial J(\underline{K})}{\partial \underline{K}}$ et donne dans le cas général :

$$R = K_1 R_1 + \dots + K_n R_n$$

$$K_i = \frac{1}{\sigma_i^2 \left(\sum_{k=1}^N \frac{1}{\sigma_k^2} \right)}$$

Pour les deux sous-canaux directionnels la formulation devient pour $M = 2$:

$$R^* = K_1 R_1 + K_2 R_1,$$

avec $K_1 = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$ et $K_2 = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$.

J'ai reporté sur la figure (2.15) un exemple de RCF fusionné et une comparaison des différentes méthodes de fusion centralisées et décentralisées. Ce travail a fait l'objet de plusieurs publications (38; 39).

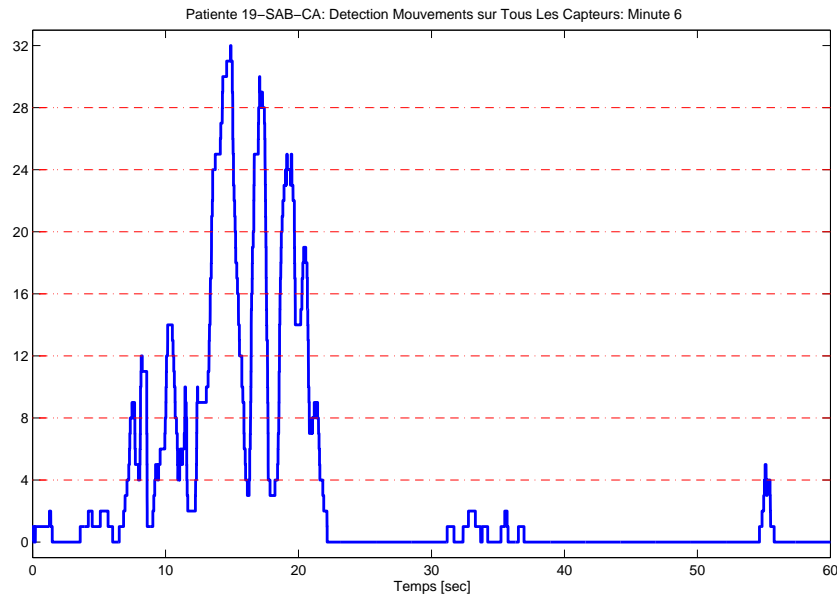


FIG. 2.16 – Fusion des mouvements détectés dans les 32 canaux.

2.2.4 Mouvements foetaux

L'estimation des mouvements foetaux a été calculée à partir de $4 \times 4 \times 2 = 32$ signaux (le premier canal sur les 5 canaux-profondeurs n'est pas utilisé). A partir d'un canal (capteur 1, profondeur 2 par exemple) les amplitudes des déplacements dans les deux directions (vers ou opposé au capteur), puis leurs combinaisons sont calculées. Un mouvement est déclaré existant si les amplitudes des déplacements respectent les critères ci-après :

- la durée minimum du mouvement est au moins de $T_1 = 0.1$ seconde;
- l'intervalle entre deux mouvements est au moins de $T_2 = 0.5$ secondes.

Afin d'éliminer les fluctuations dues au bruit, un lissage par fenêtre glissante suivi d'une binarisation ont été réalisés.

Ce signal binaire a été combiné à un autre signal binaire issu du calcul de la fréquence instantanée du signal Doppler. Cette fréquence instantanée (voir le chapitre 3.4.6) a été obtenue en lissant la phase instantanée par fenêtre glissante. Il a été décidé que le signal binaire prendrait la valeur unité sur la période T_1 si le signe de la fréquence instantanée ne changeait pas pendant une durée supérieure à $T_1/2$ (demi durée d'un mouvement). Le fait que le signe de la phase ne change pas pendant $T_1/2$ indique que le mouvement s'effectue dans une seule direction confirmant la présence d'un vrai mouvement.

L'étape suivante a consisté à faire une opération logique ("ET") entre le signal binaire après le seuillage du signal d'amplitude et le signal binaire obtenu à partir de la phase. Ce signal a été pris en compte pour le comptage des mouvements sur un signal recueilli à une profondeur et un capteur donné. En utilisant ce signal et les critères d'un mouvement (les valeurs T_1 et T_2) la durée et le nombre des mouvements pour le signal Doppler considéré ont été obtenus.

Pour estimer les mouvements sur l'ensemble des deux groupes des capteurs, les opérations suivantes ont été réalisées :

- une estimation du signal binaire caractérisant la présence et la durée des mouvements;
- une somme de tous ces signaux binaires obtenus pour chaque signal Doppler. Le signal binaire ainsi obtenu, indique la présence d'un mouvement au même instant sur plusieurs capteurs-profondeurs. Ce signal varie entre 0 et 32 (voir la figure (2.16)). Un signal dont l'amplitude vaut 32 indique que le mouvement du fœtus est global puisqu'il a été détecté sur tous les capteurs à toutes les profondeurs.

2.2.5 Scores et classification

Le score qui a été proposé est une version électronique du score de Manning. Le score de Manning est sur 10 points :

- 2 points : Quantité de liquide amniotique;
- 2 points : test du rythme cardiaque est réactif ($110 < \text{RCF} < 160 \text{ bpm}$ et 2 accélérations détectées);
- 2 points : Tonus foetal : au moins 1 épisode d'extension active avec retour en flexion d'un membre ou du tronc, ou d'ouverture et fermeture d'une main sur une période de 30 minutes;
- 2 points : Mouvements respiratoires : 1 épisode de mouvement respiratoire d'une durée > 30 secondes sur une période de 30 minutes;
- 2 points : Mouvements globaux du corps foetal : 3 mouvements isolés des membres ou du tronc sur une période de 30 minutes. (Les épisodes de mouvements actifs continus sont considérés comme un seul mouvement).

Ce score ($1.5 < \text{Score} < 7$) est également constitué de cinq composantes :

- 2 points : $100 < \text{RCF} < 160 \text{ bpm}$ (fonction triangulaire avec max à 130 bpm), 0 point sinon;
- 1 point : variance du RCF (fonction compliquée qui peut être négative);
- 1 point : Mouvements des membres supérieurs;
- 1 point : Mouvements des membres inférieurs;
- 2 points : Bonus (pour empêcher un score négatif).

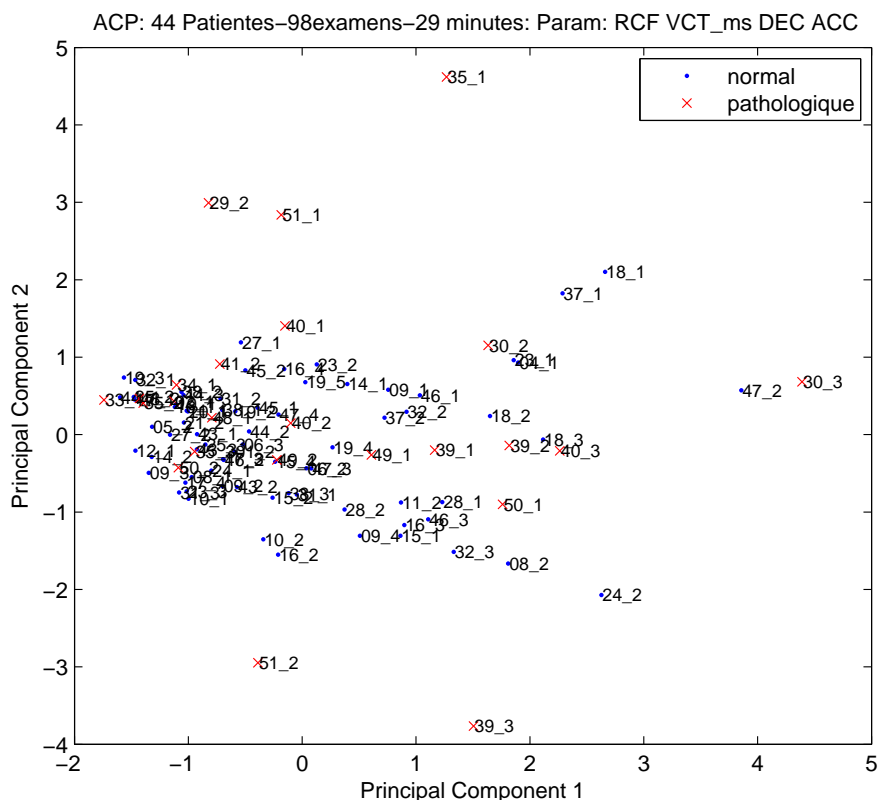


FIG. 2.17 – Analyse en composantes principales pour 44 patientes.

Le score final est la moyenne des scores obtenus toutes les minutes. Toutefois, pour prendre en compte d'autres informations *a priori* (âge gestationnel, ...), d'autres scores sont actuellement en cours d'étude.

En vue de proposer une classification une analyse en composantes principales a été réalisée (voir la figure (2.17)). La matrice de covariance utilisée est composée du RCF, des accélérations¹³ et décélérations¹⁴ du RCF

13. Accélération = augmentation de 15 bpm du RCF au-dessus de la ligne de base pour moins de 15 secondes.

14. Décélération = baisse de 20 bpm du RCF au-dessous de la ligne de base pour au moins 30 secondes.

et la variabilité à court terme du RCF. A partir de cette étude (voir les tableaux ci-après) les probabilités de fausse alarme et de non détection dans le cas d'une classification par examens et par patientes (une patiente ayant pu faire plusieurs examens) ont été calculées. Les résultats obtenus sont intéressants mais demandent à être améliorés. Ce travail de classification non-supervisé et supervisé est poursuivi en thèse avec I. Voicu.

Classification/état	Pathologique	Normale
Pathologique	75%	39%
Normale	25%	61%

Classification par examens

Classification/état	Pathologique	Normale
Pathologique	92%	22%
Normale	8%	88%

Classification par patiente

Chapitre 3

Estimation de Fréquence des signaux US

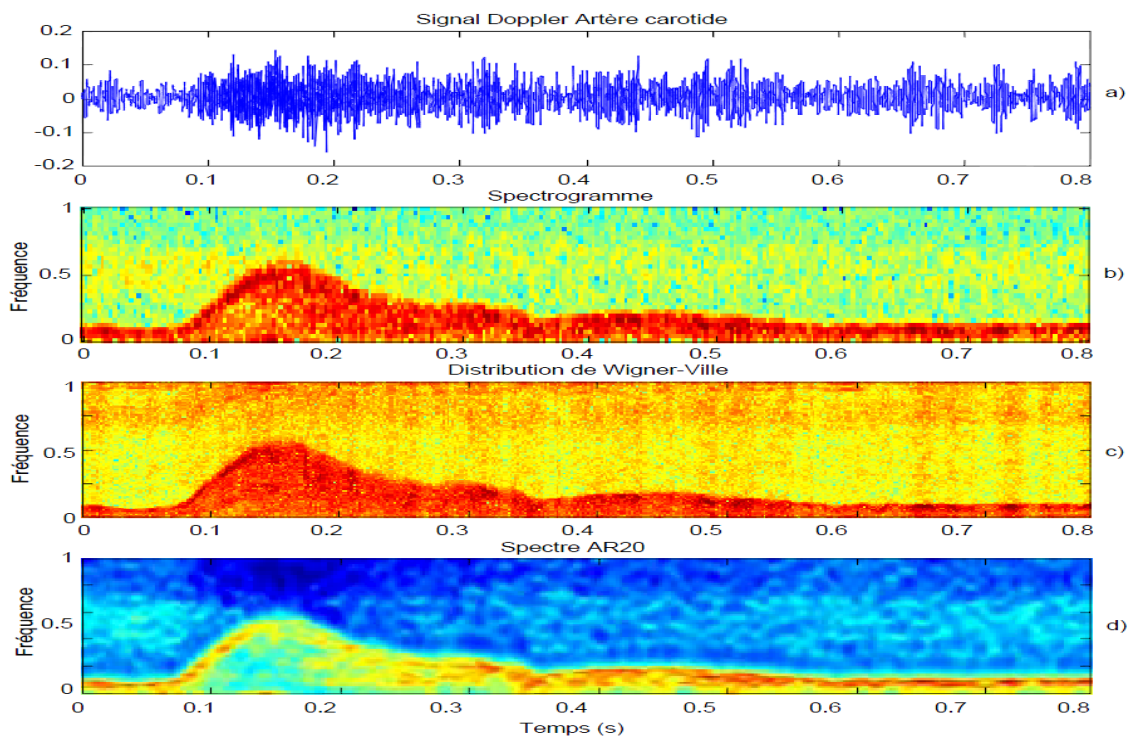


FIG. 3.1 – Plans temps-fréquence d'un signal Doppler sanguin carotidien.

L'énergie et la fréquence instantanées des signaux sont sans doute les outils les plus utilisés dans nos applications ultrasonores. La vitesse (ou fréquence) Doppler est un paramètre important pour évaluer de façon qualitative l'hémodynamique intra-cérébrale, pour rechercher les sténoses afin d'en analyser le retentissement, pour rechercher les thromboses afin d'en suivre, au quotidien, la recanalisation.

L'estimation de spectre ou de fréquence Doppler ultrasonore date de la fin des années 50 avec les travaux précurseurs de Satamura (40) et de la fin des années 60 à Tours en France (41). Les développements en instrumentation et en signal des systèmes Doppler connaissent toujours une certaine attractivité, certaines fondamentales, d'autres adaptées plus spécifiquement à de nouvelles applications. Les systèmes les plus récents en Doppler transcrânien sont le système M-mode (42) et le système Doppler Holter (43). Je suis actuellement en train de mettre en place avec la société Atys Médical un système Holter synchrone M-mode.

En Doppler transcrânien, les vitesses/fréquences Doppler minima, moyennes et maxima sont calculées et superposées instantanément au sonogramme. Bien que procurant une information qualitative, ces dernières servent aussi à calculer des index (index Pourcelot par exemple) pour quantifier les flux. Dans les systèmes commerciaux le plan temps/fréquence est un simple spectrogramme (voir la figure (3.1b)) et la vitesse moyenne est soit le centroïde du spectrogramme, soit le nombre de passages à zéro.

Ma contribution dans ce domaine concerne les modélisations paramétriques (adaptatives, évolutives, avec variable instrumentale) pour l'analyse spectrale, l'estimation de fréquence et de rythme. Au niveau conceptuel j'ai proposé des techniques originales d'estimation de fréquence instantanée, basées sur la mesure de la longueur du signal Doppler. Au niveau applicatif, différents types de signaux non-stationnaires, allant de la mesure de vitesse des flux sanguins en passant par la mesure de vitesse de véhicule, ont été traités.

En basant mes détecteurs de micro-emboles sur des détections de rupture de modèle AR, il m'est apparu judicieux de proposer des estimateurs de fréquence basés directement sur les paramètres du modèles (76). D'ailleurs, les mêmes types de modèles et d'estimateurs de fréquence ont été proposés pour évaluer le coefficient d'atténuation en imagerie échographique quantitative (71). J'ai proposé ensuite de revisiter l'estimation de fréquence à partir de la mesure de longueur des signaux Doppler sanguins (83).

Les estimateurs de fréquence basés sur les modèles paramétriques ont également été appliqués dans des domaines autres que médicaux. La première application industrielle a concerné la mesure de la vitesse d'un véhicule à partir de la rugosité de la chaussée. Toutefois, la vitesse du véhicule étant très dépendante de la qualité de la chaussée, de la température, ..., il s'est avéré plus simple et plus précis de détecter les bandes blanches de la chaussée (45). La deuxième application pour laquelle la modélisation paramétrique s'est avérée essentielle concerne la mesure de la vitesse Doppler de fluide pétrolier. Cette fois-ci, la mesure des signaux Doppler s'est effectuée dans un contexte très bruité, notamment des bruits basses fréquences étaient corrélés au signal utile (46; 47; 48).

La troisième application a concerné l'estimation du rythme cardiaque en vue soit d'une synchronisation (49; 50; 51) soit d'un monitoring foetal (53; 56). Dans ce dernier cas de figure nous (I. Voicu et moi-même) nous sommes inspirés des estimateurs de "pitch" en parole.

Enfin et pour terminer cette introduction, ma dernière contribution concerne la modification de stimuli audio pour tester les réactions des personnes atteints d'autisme.

3.1 Estimation paramétrique de fréquence

Cette étude a été réalisée avec la collaboration de D. Kouamé, A. Ouahabi et moi-même.

L'idée de traiter le signal modélisé plutôt que le signal Doppler sanguin direct ne date pas d'hier puisque les premiers travaux en Doppler datent des années 90 (57),(58), (59), (60), (61), (62) bénéficiant ainsi de toutes les avancées issues du domaine de la parole où ces techniques ont été très avantageusement utilisées.

Soucieux d'estimer précisément la vitesse d'objets en mouvement par effet Doppler ultrasonore, nous nous sommes tournés naturellement vers les techniques dites "hautes résolutions", à savoir les techniques paramétriques. Après de multiples tests, il s'est avéré que les modèles auto-régressifs (AR) étaient suffisants (comparé au modèle ARMA) pour estimer des fréquences modale, centrale ou maximale.

En supposant que le signal Doppler renvoyé par le milieu en mouvement puisse être modélisé par un processus autorégressif (AR(M)) de mémoire M, alors le signal peut être modélisé par :

$$\begin{aligned} y(n) &= - \sum_{i=1}^M a_i(n)y(n-i) + u(n), \\ &= \phi^T(n)\theta(n) + u(n), \end{aligned}$$

où $y(n)$ est le signal Doppler présent à l'instant n , les $a_i(n)$ sont les paramètres AR supposés varier dans le temps et $u(n)$ correspond à un bruit gaussien $N(0, \sigma_u^2)$. $\phi^T(n) = [y(n-p), \dots, y(n-1)]$ est le vecteur régression et $\theta(n) = [-a_p(n), \dots, -a_1(n)]$. Le signal synthétique s'écrit $\hat{y}(n) = \phi^T(n)\hat{\theta}(n)$ et l'erreur de prédiction s'écrit $\epsilon(n) = y(n) - \hat{y}(n)$.

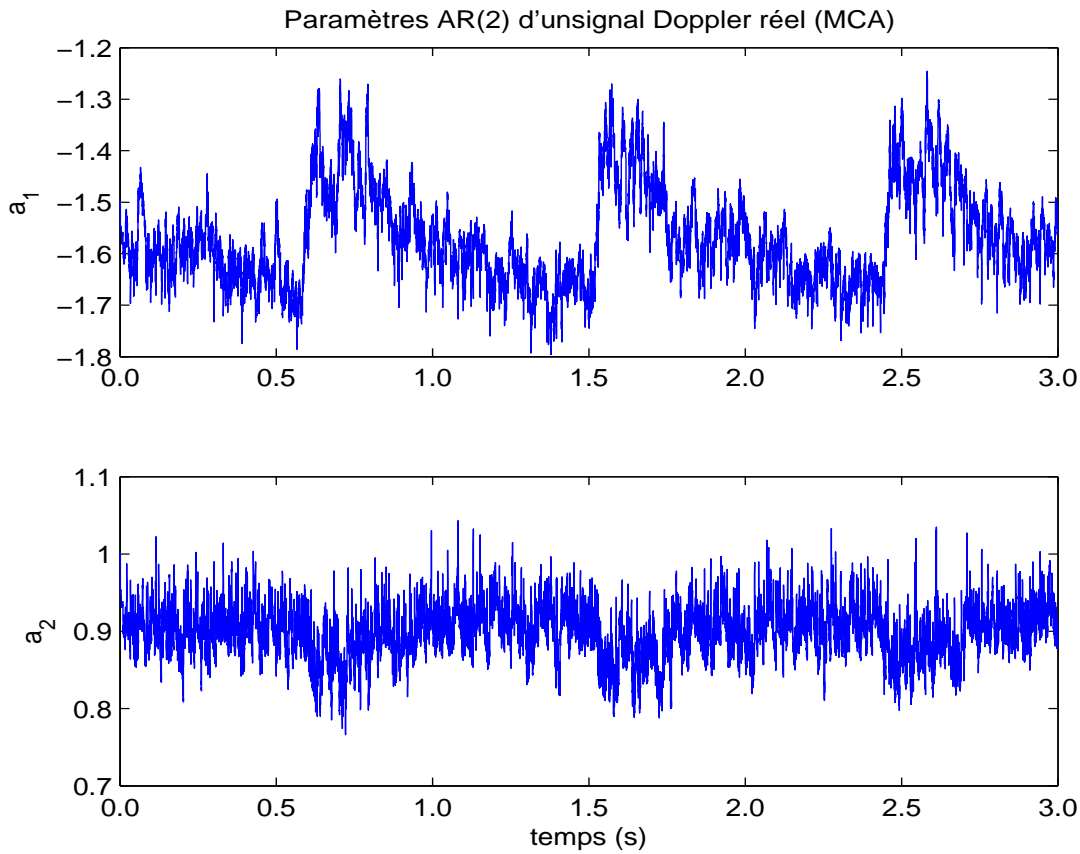


FIG. 3.2 – Paramètres AR(2) estimés (0.98-RLS) d'un signal Doppler (Artère Cérébrale Moyenne).

A partir de la connaissance de ces paramètres il est alors possible d'évaluer directement le spectre de puissance du signal Doppler à partir de la densité spectrale de puissance $S_y(f, n)$:

$$S_y(f, n) = \frac{\sigma_u^2(n)}{\left|1 + \sum_{i=1}^m a_i(n) e^{-j\omega i}\right|^2} = \frac{\sigma_u^2(n)}{\left|\prod_{i=1}^m (z - z_i(n))\right|_{z=\exp(-j\omega)}^2},$$

où f est la fréquence normalisée ($-0.5 \leq f \leq 0.5$), $\sigma_u^2(n)$ est la puissance du bruit à l'instant n et les $z - i(n)$ sont les pôles.

La densité spectrale de puissance est la somme de composantes élémentaires dont la fréquence de ces composantes s'écrit :

$$f_i(n) = \frac{F_e}{2\pi} \arg(z_i(n)),$$

où F_e est la fréquence d'échantillonnage.

Les signaux étudiés étant non-stationnaires par nature, nous avons préféré les estimations adaptatives du type : moindres carrés récursifs avec facteur d'oubli λ (λ -RLS) aux estimations de paramètres à court terme. L'estimation des paramètres AR s'écrit de façon récursive par :

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_n &= \hat{\theta}_{n-1} + G_n \phi_n \epsilon_n, \\ G_n &= \frac{G_{n-1}}{\lambda} \left(1 - \frac{G_{n-1} \phi_n \phi_n^T G_{n-1}}{\lambda + \phi_n^T G_{n-1} \phi_n} \right), \\ \epsilon_n &= y_n - \phi_n^T \hat{\theta}_{n-1}, \\ \phi_n^T &= [-y_{n-1}, \dots, -y_{n-p}]. \end{aligned}$$

Une illustration de paramètres AR(2) estimés (0.98-RLS) d'un signal Doppler sanguin est indiquée en figure(3.2). En disposant de connaissances *a priori* sur l'évolution temporelle des paramètres, nous pouvons avoir recourt

à des modèles AR évolutifs (63) pour lesquels les paramètres AR sont décomposés sur une base de fonctions :

$$a_i(n) = \sum_{j=0}^m a_{i,j} F_j(n-i),$$

où les paramètres $a_{i,j}$ sont constants et $F_j(n)$ sont les fonctions de base (Legendre, puissance, Fourier, ...). Dans le cas d'une décomposition en puissance, la fonction $F_j(n)$ devient :

$$F_j(n) = \frac{1}{j!} \left(\frac{n}{N} \right)^j,$$

où N est la taille des données analysées.

Dans ce cas de figure, les variations sont implicitement intégrées dans le modèle. Pour de fortes non-stationnarités nous avons pu alors coupler une estimation évolutive avec un algorithme adaptatif du type λ -RLS (71; 76). Des applications originales sont proposées dans les prochains paragraphes.

Dans le cas de signaux Doppler fortement non-stationnaires, perturbés par un bruit coloré basse fréquence, il est possible en modifiant l'algorithme λ -RLS d'introduire une variable instrumentale. Cette dernière a eu pour effet d'estimer des paramètres issus de l'information utile et décorrélés du bruit. Cette variable instrumentale $z(n)$ a été choisie de telle façon à garantir que $E[\psi(n)\phi^T(n)]$ soit non singulière et que $E[\psi(n)u(n)] = 0$, où $\psi^T(n) = [z(n-p), \dots, z(n-1)]$. Souvent $z(n)$ est choisie comme une version décalée du signal Doppler $z(n) = y(n-n_0)$ où n_0 est un retard arbitraire. Dans ces conditions le gain de l'algorithme λ -RLS-IV devient :

$$G_n = \frac{G_{n-1}}{\lambda} \left(1 - \frac{G_{n-1}\psi_n\phi_n^T G_{n-1}}{\lambda + \phi_n^T G_{n-1} \psi_n} \right).$$

De plus afin de garantir un choix de l'ordre optimal à chaque instant nous avons modifié l'algorithme λ -RLS-IV, en augmentant le vecteur regression et la variable instrumentale, et en décomposant la matrice de covariance sous la forme UDV^H (H indique une matrice hermitienne)(46). Ces techniques procurent un double intérêt puisqu'elles permettent une récursion simultanée sur l'ordre et sur les paramètres. La récursion sur l'ordre est très importante puisqu'elle permet à l'algorithme de changer instantanément l'ordre du modèle afin que le modèle ajuste au mieux les données. Ces méthodes ont été appliquées à la mesure de vitesse de fluides pétroliers.

3.2 Estimation du rythme cardiaque

Cette étude a été réalisée avec I. Voicu (thèse) et moi-même.

L'estimation du rythme cardiaque peut se voir comme l'estimation du "pitch" en parole. Il s'agit ni plus ni moins de la fréquence fondamentale du signal Doppler.

Nous avons proposé quatre estimateurs de rythme cardiaque foetal(RCF) (131; 52) pour lesquels l'estimation du RCF est obtenue en calculant la différence entre les maximums locaux ($I_1(t,k), I_2(t,k), I_3(t,k)$) ou les minimums de la fonction $I_4(t,k)$. Une fenêtre rectangulaire de largeur W est alors glissée sur le signal. Les quatre estimateurs utilisés sont :

– Auto-corrélation :

$$I_1(t,k) = \frac{1}{W} \sum_{n=1}^{W-|k|-1} x(t,n)x(t,n+k);$$

– Corrélacion croisée :

$$I_2(t,k) = \frac{1}{W} \sum_{n=1}^W x(t,n)x(t,n+k);$$

– Coefficient de corrélation :

$$I_3(t,k) = \frac{\sum_{n=1}^W x(t,n)x(t,n+k)}{\sum_{n=1}^W x(t,n)x(t,n)};$$

– YIN (64)¹⁵ ($I_4(t,k=0) = 1$):

$$I_4(t,k) = \frac{\sum_{n=1}^W (x(t,n) - x(t,n+k))^2}{\frac{1}{k} \sum_{n=1}^W \sum_{j=1}^k (x(t,n) - x(t,n+j))^2}.$$

15. L'estimateur YIN est très similaire à l'estimateur de longueur (44) présenté dans le prochain chapitre.

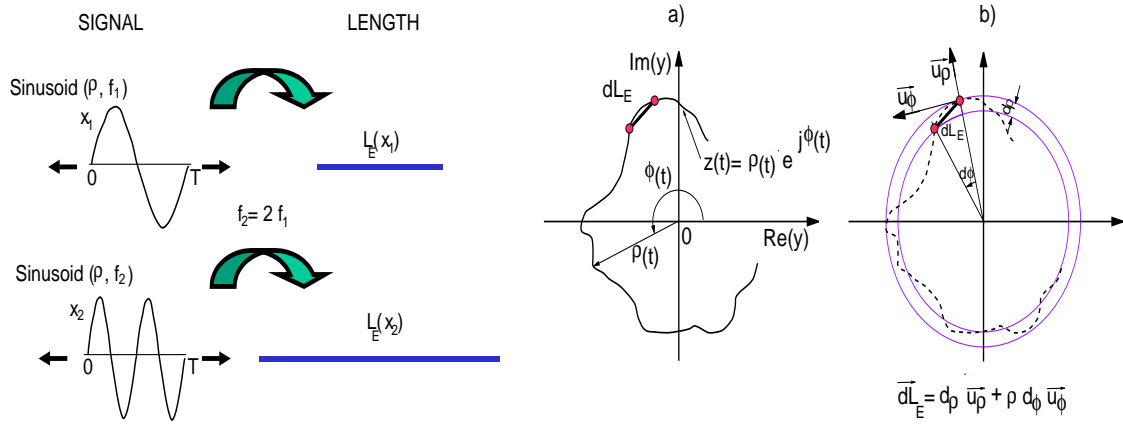


FIG. 3.3 – Longueur et fréquence. Représentation polaire. a) signal modulé. b) Élément de longueur

Une fois les différentes fonctions $I_i(t, k)$ calculées, une recherche de maximums ou minimums locaux est pratiquée. Notons $Max(n)$ ou $Min(n)$ ces extrêmes où $n = 0 \dots Ne - 1$ avec Ne le nombre d'extrêmes. Le RC est obtenu en calculant la différence entre les extrêmes : $RC = C(M(n) - M(n - 1))$ où C est une constante qui permet d'exprimer le RC en battement par minute. Pour éliminer l'impact du bruit, une moyenne glissante est réalisée :

$$RC(n) = \alpha RCF(n - 1) + (1 - \alpha)C(M(n) - M(n - 1)).$$

Des applications utilisant le rythme cardiaque sont proposées dans les prochains paragraphes.

3.3 Longueur et fréquence de signaux déterministes :

Cette étude a été réalisée par mes soins avec le concours ponctuel de D. Kouamé.

J'ai revisité l'estimation de fréquence avec de nouveaux outils basés sur la mesure de longueur.

De prime abord, il n'est pas intuitif qu'un lien manifeste puisse exister entre la fréquence d'un signal et sa longueur euclidienne. En considérant deux signaux sinusoïdaux de même amplitude, mais dont le second possède une fréquence double du premier, la mesure du rapport des longueurs affiche un facteur deux (voir figure(3.3)). Pour mieux comprendre ce lien, je suis revenu aux définitions mathématiques de longueur et de fréquence.

Par définition, la mesure de la longueur Euclidienne d'un signal réel $x(t)$ sur un intervalle T s'écrit :

$$L_x = T \overline{dl_x}, \quad (3.1)$$

où $\overline{dl_x} = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} dl_x dt$. La définition de l'élément de longueur dl_x dans le cas d'un signal réel s'écrit :

$$dl_x = \sqrt{1 + \left(\frac{dx(t)}{dt}\right)^2} = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{1}{\tau} \sqrt{\tau^2 + \Delta_x(t, \tau)^2}, \quad (3.2)$$

où $\Delta_x(t, \tau) = x(t - \tau/2) - x(t + \tau/2)$.

Dans le cas d'un signal analytique $z(t) = x(t) + jy(t) = \rho(t) e^{j\phi(t)}$, l'élément de longueur dl_z s'écrit :

$$dl_z = \sqrt{\left(\frac{dx(t)}{dt}\right)^2 + \left(\frac{dy(t)}{dt}\right)^2}, \quad (3.3)$$

$$dl_z = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{1}{\tau} \sqrt{\Delta_x(t, \tau)^2 + \Delta_y(t, \tau)^2}, \quad (3.4)$$

où $\Delta_x(t, \tau) = x(t - \tau/2) - x(t + \tau/2)$ et $\Delta_y(t, \tau) = y(t - \tau/2) - y(t + \tau/2)$. Ces définitions sont directement issues de l'application du théorème de Pythagore dans le plan complexe.

Quant à la notion de fréquence, sa définition mathématique n'est pas unique. On peut la considérer comme l'inverse de la période $f_0 = 1/T_0$, à travers le domaine Fourier ou encore comme la fréquence instantanée $f_i^L(t)$.

Ici j'ai considéré le concept de fréquence instantanée linéaire issu des réflexions de Jean Ville (55) et Vander Pool (54) complétées du concept de fréquence instantanée complexe introduit par Hahn (70). La fréquence instantanée complexe $f_i^C(t)$ d'un signal analytique est définie par :

$$f_i^C(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d(\ln(z(t)))}{dt}. \quad (3.5)$$

Dans le cas d'un signal modulé large bande, nous avons montré que la fréquence instantanée complexe s'exprime en fonction de la fréquence instantanée linéaire $f_i^L(t)$ et d'un paramètre lié à l'étendu spectral du spectre $\sigma_f(t)$:

$$f_i^C(t) = \sigma_f(t) + j f_i^L(t) = |f_i^C(t)| e^{j\theta(t)}, \quad (3.6)$$

où

$$\sigma_f(t) = \text{Re}(f_i^C(t)) = \frac{1}{2\pi\rho(t)} \frac{d\rho(t)}{dt}$$

et où

$$f_i^L(t) = \text{Im}(f_i^C(t)) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt},$$

où $\phi(t)$ est la phase instantanée du signal $z(t)$. Notez que dans le cas bande étroite, i.e. pour $\sigma_f(t) \rightarrow 0$, on a $f_i^L(t) \approx |f_i^C(t)|$. J'ai montré dans (44) que la dérivée de l'élément de longueur s'écrit :

$$\frac{dl_z(t)}{dt} = 2\pi\rho(t) \sqrt{(\sigma_f(t))^2 + (f_i^L(t))^2}. \quad (3.7)$$

L'expression précédente montre que le module de la fréquence instantanée complexe peut être obtenu en mesurant la dérivée de l'élément de longueur :

$$|f_i^C(t)| = \frac{1}{2\pi\rho(t)} \frac{dl_z(t)}{dt}. \quad (3.8)$$

De même, j'ai montré que la fréquence instantanée linéaire moyenne évaluée sur l'intervalle $[0, T]$ est fonction de la longueur $L_z(t)$:

$$\overline{f_i^L(t)} = \frac{L_z(t)}{2\pi T\rho(t)}.$$

Il a été possible de généraliser la définition de l'élément de longueur en ne considérant plus le cas¹⁶ où $\tau \rightarrow 0$:

$$\frac{dl_z(t, \tau)}{dt} = \frac{1}{\tau} \sqrt{\Delta_x(t, \tau)^2 + \Delta_y(t, \tau)^2}. \quad (3.9)$$

Ici τ joue le rôle d'une jauge. Le module de la fréquence instantanée complexe s'écrit alors :

$$|f_i^C(t, \tau)| = \frac{1}{2\pi\rho(t)} \frac{dl_z(t, \tau)}{dt}. \quad (3.10)$$

Une illustration de l'estimation du module de la fréquence instantanée complexe $|\hat{f}_i^C(n, k)|$ est donnée en figure(3.4c) dans le cas d'une porteuse modulée à la fois en fréquence (loi sinusoidale) et en amplitude (Enveloppe Gaussienne). La jauge k a été évaluée sur l'intervalle $[1, 50]$. En figure(3.4d) est indiquée l'estimation du module de la fréquence instantanée complexe $|\hat{f}_i^C(n, 1)|$ pour $k = 1$. La largeur de bande du signal étudié étant petite, l'estimation du module de la fréquence instantanée complexe est équivalente à l'estimation de la fréquence instantanée linéaire indiquée en figure(3.4a). Les performances de tels estimateurs sont indiquées dans (44). En quelques mots je peux dire que pour des rapports signal à bruit (RSB) inférieurs à -5dB, les estimateurs possèdent de mauvaises performances.

Concernant l'estimation de fréquence instantanée par la mesure de longueur, je l'ai appliqué à des signaux Doppler sanguin (voir Thèse JM Girault 1999). Un algorithme similaire à celui que j'ai proposé, l'algorithme YIN (64), a été avantageusement appliqué aux signaux audio musicaux. Cet algorithme a été appliqué à la recherche du rythmes cardiaques (voir les applications ci-après).

¹⁶. En pratique le cas asymptotique n'est pas envisageable, cet aspect est au coeur des travaux de L. Nottale qui a revisité la théorie de la relativité.

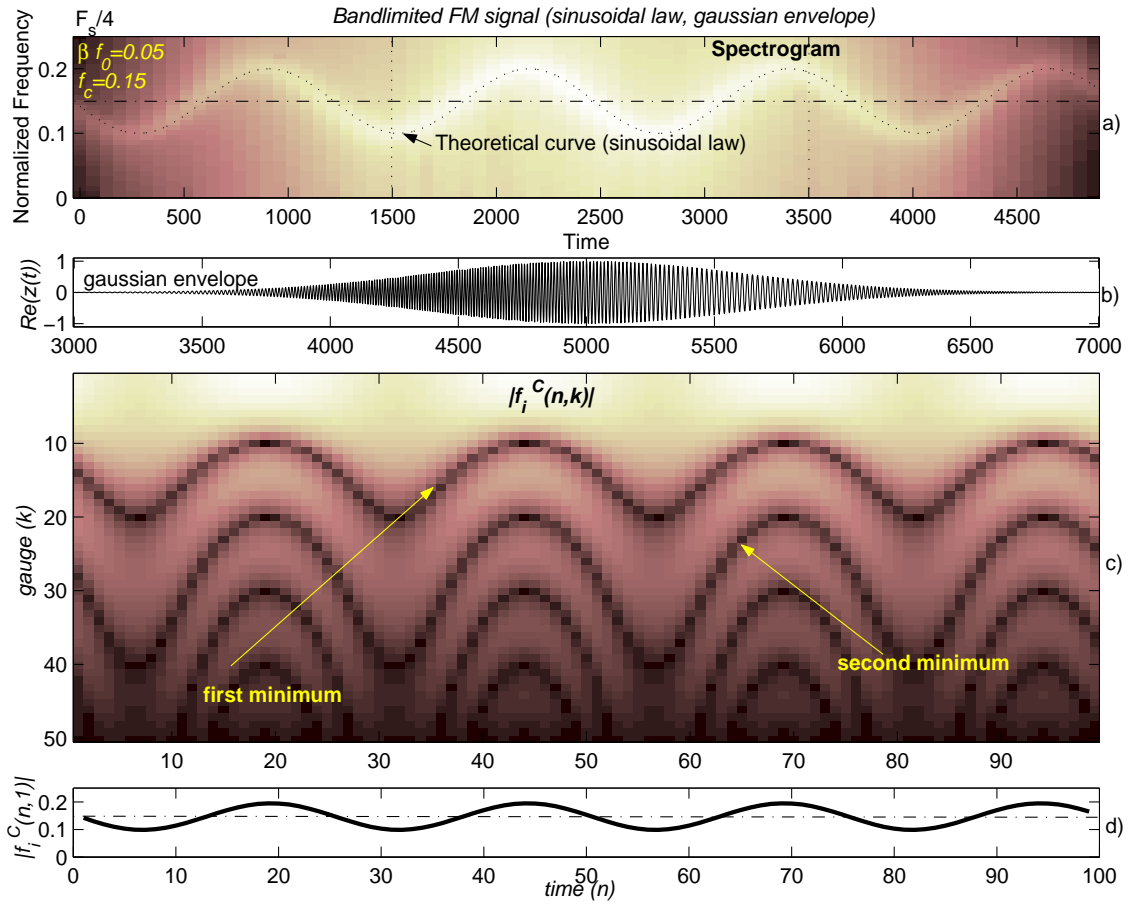


FIG. 3.4 – Représentation polaire. a) signal modulé. b) Élément de longueur

3.4 Applications

3.4.1 Imagerie ultrasonore quantitative du coefficient d'atténuation.

Cette étude a été réalisée principalement par moi-même et avec la collaboration ponctuelle de F. Ossant, JP Chemla et D. Kouamé.

De grandes avancées ont été réalisées dans le domaine de l'imagerie ultrasonore haute fréquence (65). En particulier, plusieurs études ont montré un intérêt certain à explorer les tissus en dermatologie et ophtalmologie (66) à l'aide d'ultrasons haute fréquence (20 à 100 MHz). Ces résultats ont élargi le champ d'applications de la caractérisation tissulaire et ont permis de proposer une imagerie quantitative des tissus.

Lorsqu'une onde se propage dans un tissu mou, celle-ci subit une atténuation (diffusion et absorption) dont une des conséquences est un décalage de la fréquence centrale de l'onde reçue. Il a été montré que le coefficient d'atténuation ultrasonore constitue un bon paramètre quantitatif. De nombreuses études sur l'estimation du coefficient d'atténuation ont été menées (67; 66; 69; 68). Celle qui a donné les meilleurs résultats a concerné l'estimation du coefficient d'atténuation par la mesure de la fréquence instantanée lorsque la fonction de transfert est de forme gaussienne. Dans ce cas de figure, la densité spectrale de puissance du signal atténué s'écrit :

$$S_{yy}(f, t) = e^{-\frac{(f-f_0)^2}{2\sigma_s^2}} e^{-2\beta f t c},$$

où f_0 est la fréquence d'émission, σ_s est proportionnel à la bande passante de la gaussienne et β est le coefficient d'atténuation recherché. La fréquence maximum s'écrit : $f_{max}(t) = f_0 - 2\beta t c \sigma_s^2$.

Pour une réponse impulsionnelle du transducteur de forme Gaussienne, nous avons montré (71) que le coefficient d'atténuation $\beta(t)$ (dB/cm/MHz) peut s'écrire par :

$$\beta(t) = \frac{-4.34}{c\sigma_s^2} \frac{df_{max}(t)}{dt},$$

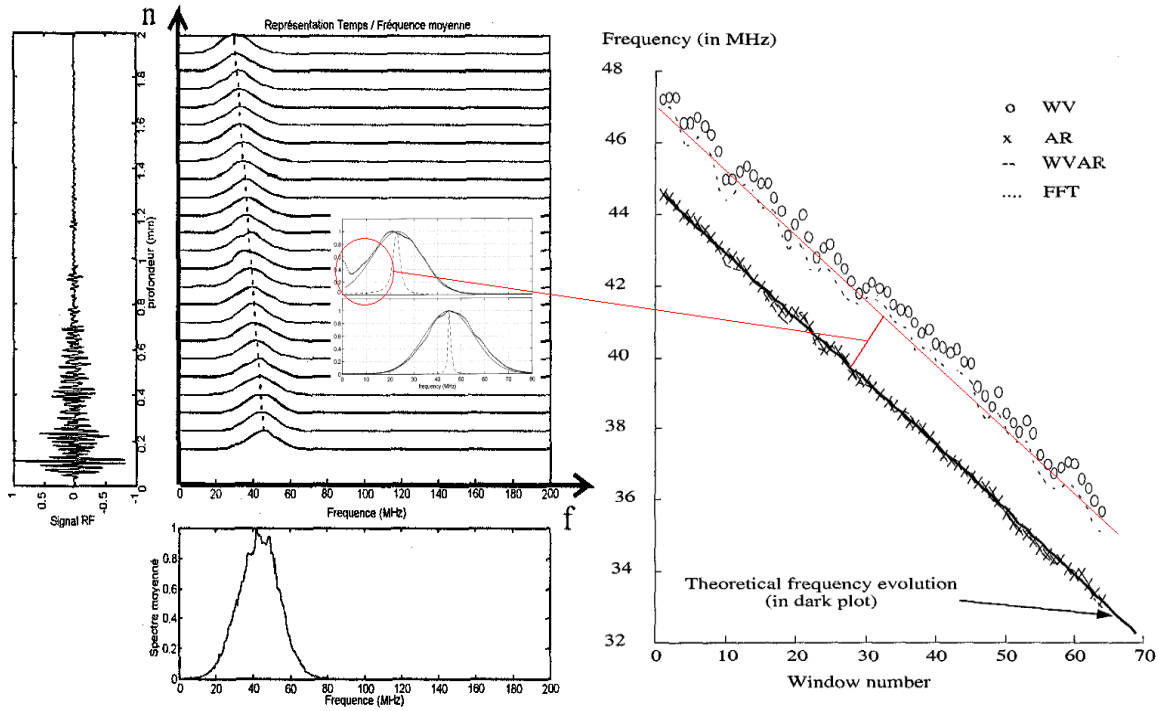


FIG. 3.5 – Signal ultrasonore rétrodiffusé et sa représentation temps-fréquence. Estimation de la fréquence modale par quatre types d'estimateur (FFT, WV, AR, WVAR).

où c est la célérité des ultrasons dans le milieu exploré.

Plusieurs techniques ont été utilisées pour déterminer le décalage fréquentiel du signal retrodiffusé. Il s'est avéré que les analyses spectrales de Fourier et paramétriques à court terme étaient les outils les plus appropriés (67) pour estimer précisément le coefficient d'atténuation. Toutefois, en présence de milieux fortement atténuants, comme c'est le cas en échographie haute fréquence, il a été montrée (68) que ces deux approches ne procuraient plus une bonne estimation.

Ma contribution a donc consisté à proposer de nouveaux outils dans la perspective d'améliorer l'estimation du coefficient d'atténuation en présence de milieux hétérogènes fortement atténuants.

Dans la continuité des approches existantes j'ai proposé trois différents types de techniques.

1. La première est une suite naturelle de la méthode de Fourier à court terme puisqu'il s'agit de la transformée de Wigner-Ville :

$$WV_y(f, t) = \int y(t + \tau/2) y^*(t - \tau/2) e^{-j\omega f \tau} d\tau,$$

où $*$ indique le conjugué;

2. La seconde méthode est une version adaptative de la méthode AR à court terme. Deux méthodes ont été en réalité proposées : une technique récursive par moindres carrés avec facteur d'oubli (λ -RLS) et une technique par moindres carrés récurrente évolutive (RLS-évolutive). Ces deux techniques ont été présentées précédemment. En considérant un modèle AR adaptatif (ou évolutif), nous avons montré (71) que la fréquence maximum du signal retrodiffusé peut s'écrire comme suit :

$$f_{max}(n) = \frac{F_e}{2\pi} \cos^{-1} \left(\frac{-a_1(n)/4}{1 + a_2(n)} \right);$$

3. Enfin la dernière est un mélange de la méthode de Wigner-Ville et AR. C'est cette dernière qui a donné les meilleurs résultats (72; 73) et que nous préconisons pour des fortes atténuations (voir la figure 3.5).

Pour ces différentes techniques je préconise plusieurs estimateurs de fréquence : les estimateurs de fréquence centrale, de fréquence modale, de fréquence de résonance. J'ai montré qu'il était plus judicieux d'estimer la fréquence modale directement à partir du calcul des paramètres auto-régressifs plutôt que l'estimation du maximum du spectre.

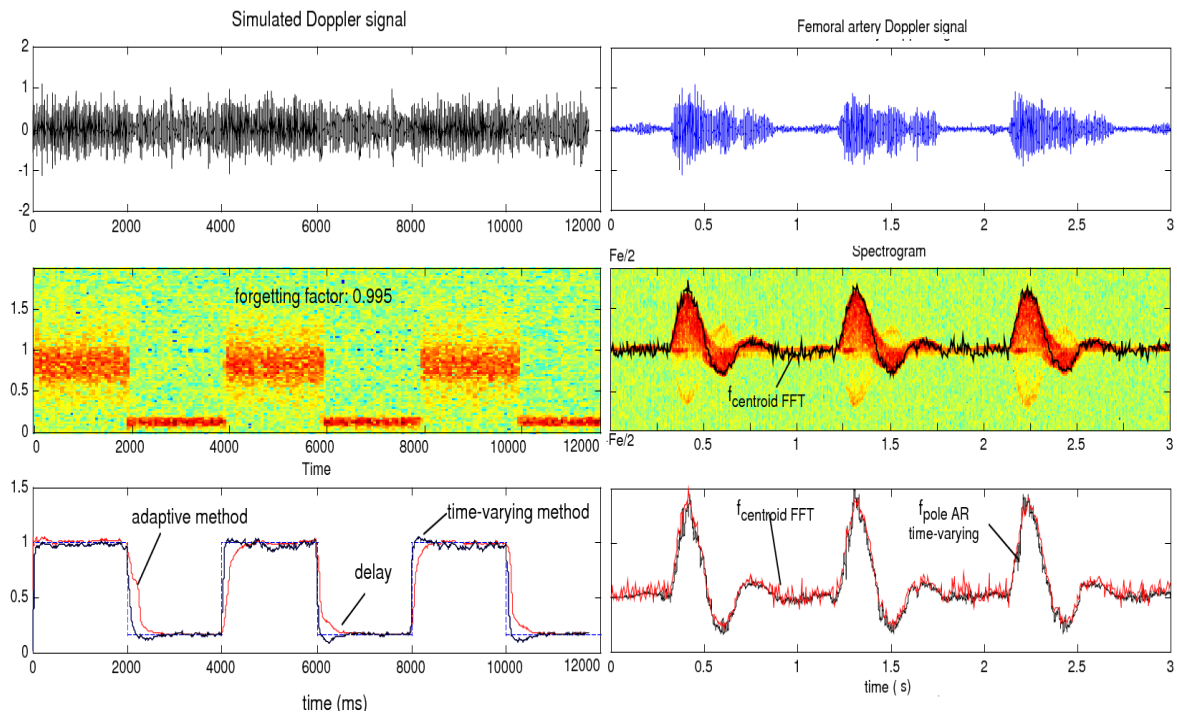


FIG. 3.6 – Estimation de la fréquence Doppler moyenne à partir du spectrogramme, des coefficients AR estimés avec λ -RLS et avec λ -RLS évolutif. a) Signaux Simulés à fortes variations de fréquence. b) Signaux issus d'une artère fémorale.

Appliquées aux signaux *in vivo* mesurés durant la thèse de C. Guitet (Université de Tours 1997), ces techniques ont permis clairement de souligner une diminution significative du coefficient d'atténuation en fonction de l'âge (35 MHz).

3.4.2 Vitesse/Fréquence Doppler de signaux sanguins.

Cette étude a été réalisée principalement par moi-même avec les concours ponctuels de F. Patat et D. Kouamé.

La mesure de la vitesse du flux sanguin, dans les artères ou les veines, est devenue aujourd'hui une mesure standard intégrée dans les appareils du commerce. Le calcul de la fréquence Doppler directement à partir des paramètres AR sans passer par le calcul du spectre est essentielle dans la problématique de la détection des micro-embolies cérébraux. L'idée étant que si une détection de rupture de modèle (74), (75) est mise en place pour détecter les micro-embolies, il semble plus judicieux de calculer le spectre AR plutôt qu'un spectre de Fourier. Dans le cas de signaux Doppler sanguins, j'ai montré qu'un ordre de 20 pouvait être suffisant. Toutefois, dans les phases où le flux est subitement accéléré, la modélisation AR pouvait être moins précise. J'ai utilisé alors les méthodes AR évolutives (76) (voir la figure (3.6)). Ces techniques se sont révélées précises même pour de très fortes variations de fréquence comme illustré sur la figure (3.6 à gauche) dans le cas de signaux simulés. De même, j'ai appliqué la mesure de longueur à la mesure de la fréquence de signaux Doppler sanguin carotidiens. J'ai montré que l'estimation de la longueur est similaire à celle de la fréquence centroïde (voir la figure (3.7)).

3.4.3 Mesure de la Vitesse d'un véhicule et détection de bandes blanches.

Cette étude a été réalisée par moi-même avec la collaboration de S. Dos Santos, P. Maréchal (M2R) et J. Gaspard (Stage ESEO).

Comme souvent au laboratoire, ce sont souvent des opportunités saisies qui permettent de faire évoluer la recherche et le transfert technologique.

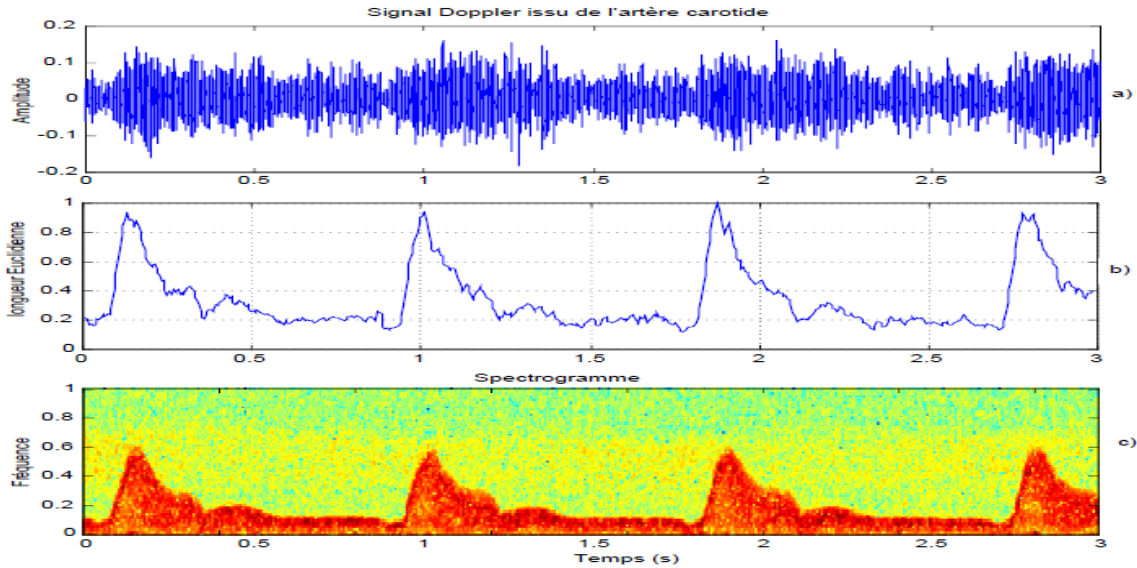


FIG. 3.7 – Mesure de fréquence instantanée par mesure de longueur d'un signal Doppler sanguin carotidien.

Nous (S. Dos Santos et moi-même) avons été sollicités¹⁷ pour démontrer la faisabilité de la mesure de la vitesse longitudinale ou transversale d'un véhicule par effet Doppler ultrasonore. Dans cette étude nous avons montré qu'il était possible de mesurer la vitesse à partir du déplacement relatif d'une surface rugueuse. Nous avons aussi montré que la fréquence Doppler était dépendante de la vitesse relative de la surface en mouvement et de la qualité de la surface étudiée en terme de rugosité. Dans le cas d'un profil de rugosité quelconque, j'ai montré que la fréquence Doppler peut s'écrire :

$$f_d(t) = \frac{2f_0}{c} v \cos\theta \left(1 - \frac{\tan\theta}{v} \frac{d\delta_z(t)}{dt} \right),$$

où $\delta_z(t)$ est le profil de surface suivant l'axe z , θ est l'angle entre l'axe du capteur et la surface insonifiée, f_0 est la fréquence d'excitation, c est la célérité des US dans l'air et v est la vitesse relative.

Dans le cas d'un profil sinusoïdal $\delta_z(t) = h \cos(\frac{2\pi vt}{L_0})$ où h est l'amplitude de hauteur (voir la figure 3.8), L_0 est la périodicité spatiale suivant x , et v est la vitesse relative de la surface rugueuse par rapport au capteur immobile, j'ai montré que la fréquence Doppler pouvait s'exprimer comme suit :

$$f_d(t) = \frac{2f_0}{c} v \cos\theta \left(1 - \frac{2\pi h}{L_0} \tan\theta \right).$$

où $\frac{2f_0}{c} v \cos\theta$ est le terme Doppler classique pondéré par un terme h dépendant de la rugosité de surface. Ce dernier point n'était pas de bonne augure pour une utilisation dite "clé en main" puisque la vitesse dépendait de la qualité de l'enrobé de la route. A titre d'illustration, nous avons reporté sur la figure (3.8 en haut à droite) la vitesse d'un véhicule mesurée à partir du système pulsé à 400 kHz.

Deux types de mesures ont été effectuées : une série de mesures à partir de la rugosité du papier de verre monté sur une ponceuse à ruban (45) et l'autre directement sur la chaussée (voir la figure (3.8)). Nous disposons de deux systèmes Doppler air (l'un étant un système Doppler pulsé à 400 kHz et l'autre un système Doppler continu à 40 kHz), d'une simple carte d'acquisition audio, d'un PC portable pour la numérisation des données et du logiciel labview pour le traitement du signal temps-réel.

Les estimateurs de fréquence basés sur les modèles paramétriques ont été adaptés à la nature stochastique des signaux et des spectres Doppler.

Toutefois, la vitesse du véhicule étant très dépendante de la qualité de la chaussée (sèche, mouillée, usée, ...), des conditions environnementales (température, vent, ...) il s'est avéré plus simple et plus précis de détecter les bandes blanches de la chaussée (45). Néanmoins après une calibration appropriée de la mesure de vitesse longitudinale, la mesure de la vitesse transverse du véhicule devient alors possible.

17. Etudes de faisabilité mandatées par une société impliquée dans le transport routier et par un industriel pour les études de crash-tests.

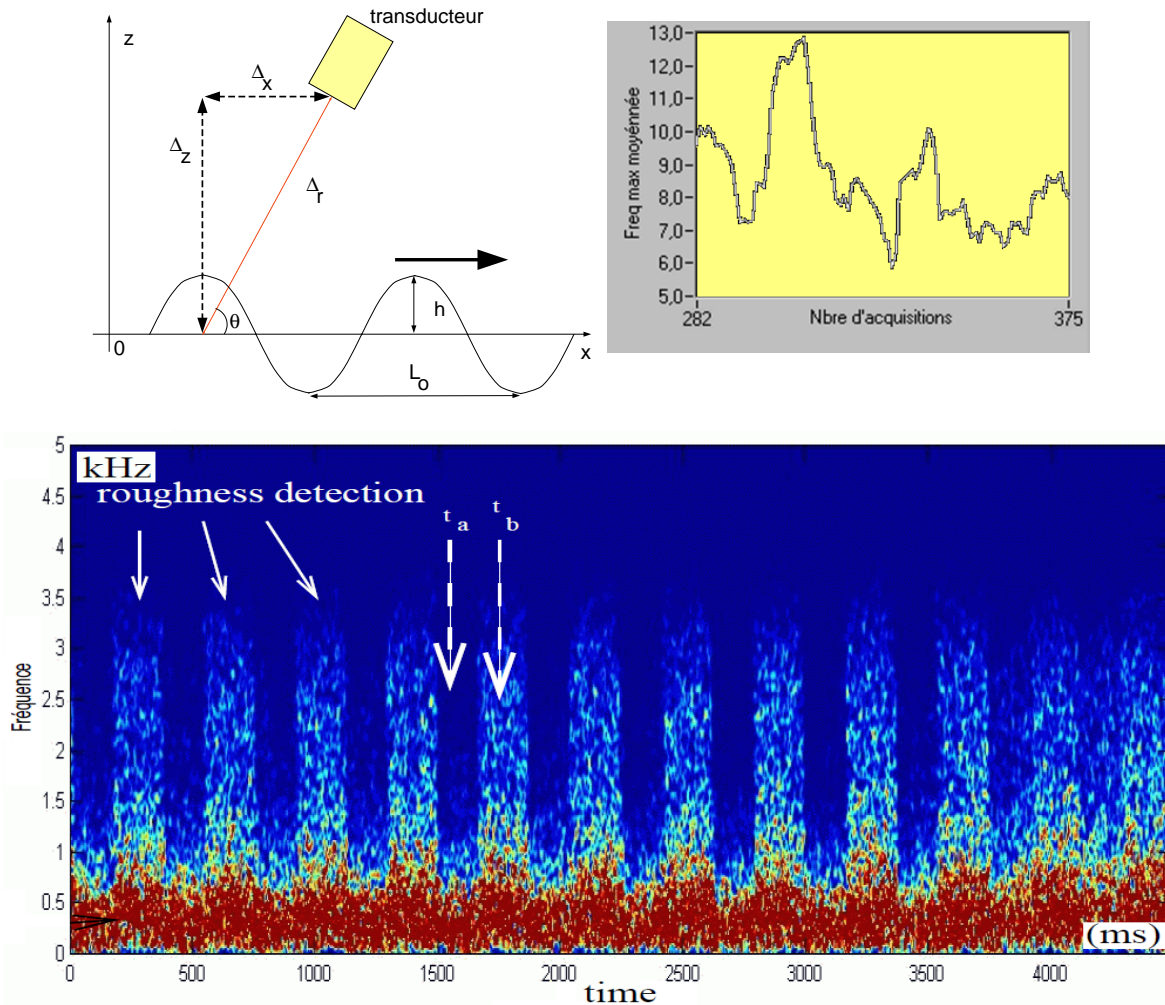


FIG. 3.8 – a) Schéma de mesure US de vitesse à partir des différents profils de rugosité. b) Mesure de la fréquence/vitesse d'un véhicule à partir de la rétrodiffusion de la chaussée (vitesse inférieure à 50 km/h pour un angle de 70 degrés). c) Spectrogramme Doppler d'un papier de verre (mise en mouvement) sur lequel est collé périodiquement des bandes de rugosité différentes (scotch) . L'étendue spectrale ainsi que l'énergie renvoyée dépendent bien de la rugosité de la surface mise en mouvement.

3.4.4 Mesure de la Vitesse de fluide pétrolier.

Cette étude a été réalisée par D. Kouamé, moi-même et la collaboration de JP Remenieras et F. Levassort.

Deux études ont été menées :

1. la première a concerné l'implémentation en temps réel d'estimateurs paramétriques de fréquence avec le logiciel Labview¹⁸. Dans ce cas de figure, les signaux étaient faiblement non-stationnaires et possédaient un bon rapport signal à bruit (>10 dB). L'enjeu ici était de mesurer précisément le débit. Des méthodes paramétriques AR (Burg, Treillis, ...) à court terme ont été implémentées, testées puis validées par le commanditaire;
2. la seconde a concerné l'implémentation d'estimateurs paramétriques de fréquence dans un contexte fortement bruité pour des écoulements multiphasiques. Ces signaux pétroliers étaient fortement non-stationnaires (voir la figure 3.9), corrompus par un bruit coloré basse fréquence assez intense comparé à l'information utile (mauvais SNR). Les techniques habituelles empruntées au domaine de l'imagerie ultrasonore Doppler médicale ne procuraient pas de bonnes performances. Nous avons mis en oeuvre alors des techniques paramétriques adaptatives basées sur une variable instrumentale. Les fréquences nécessaires à l'estimation de la vitesse ont été ensuite obtenues par extraction des pôles associés aux paramètres AR. Les techniques développées ont montré leur robustesse (46; 47) sur diverses simulations et

18. Ce travail a fait l'objet d'un rapport intitulé "PicDop" pour l'institut Français du Pétrole rédigé avec F. Levassort.

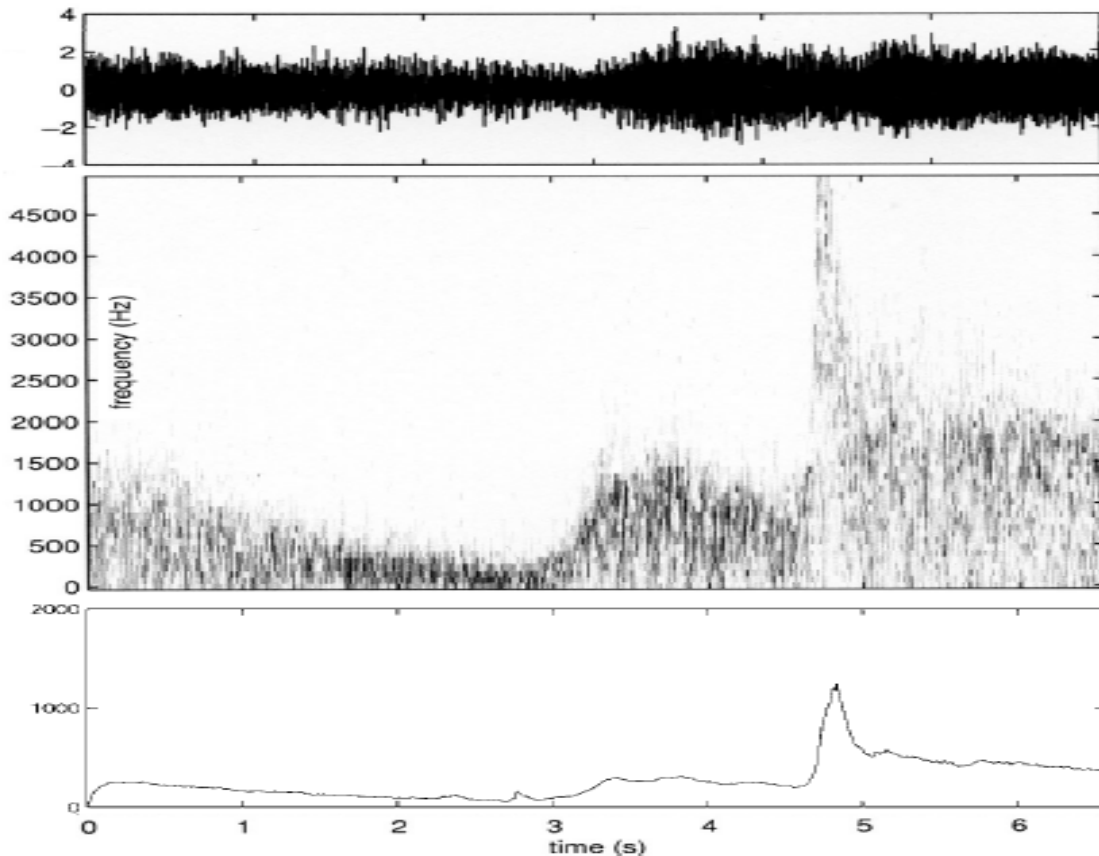


FIG. 3.9 – Mesure de vitesse d'écoulements pétroliers. a) Signal Doppler. b) Spectrogramme. c) Fréquence moyenne.

lors de campagne de mesures sur site.

3.4.5 Estimation de rythme cardiaque en Synchronisation DTC.

Cette étude a été réalisée avec N. Meziati (M2R) et L. Drebine (M2R).

Lorsqu'il s'agit de mesurer précisément l'énergie dans un signal Doppler sanguin, pour y détecter des micro-emboles cérébraux ou bien pour y apprécier les variations intrinsèques de l'énergie durant les différentes phases du cycle cardiaque, la synchronisation des cycles cardiaques s'est avérée être un moyen efficace et simple. Toutefois contrairement aux signaux ECG, les signaux ultrasonores sont par nature des signaux aléatoires modulés à la fois fréquence et en amplitude. Les techniques mises en oeuvre ont donc été différentes. Toutefois, le signal Doppler sanguin étant un signal audible, il s'est avéré judicieux d'utiliser les techniques de détection de "pitch" issues du domaine de la parole. Lorsqu'il s'agit d'effectuer une synchronisation des cycles cardiaques, l'hypothèse forte sous-jacente à la nature du signal Doppler sanguin est la cyclostationnarité. Toutefois, ce qui de prime abord semblait simple, est devenu rapidement compliqué puisqu'en réalité les signaux Doppler sont plutôt quasi-cyclostationnaires. Le rythme cardiaque n'est pas tout le temps régulier surtout chez les personnes âgées touchées par les AVC. Néanmoins en réalisant une étude sur la régularité du rythme cardiaque (RC) chez les personnes examinées dans notre étude clinique sur les AVC, il s'est avéré que le RC avait une statistique globalement gaussienne avec quelque fois la présence "d'outliers" (<à 4%). Pour effectuer la synchronisation de l'énergie calculée à court terme à partir du rythme cardiaque, nous (L. Drebine et moi-même) avons rééchantillonné puis interpolé le vecteur énergie sur la durée du cycle cardiaque pour assurer une même taille aux autres vecteurs d'énergie. Une représentation des vecteurs d'énergie de la durée d'un cycle cardiaque est représentée sur la figure (3.10). Les vecteurs d'énergie, codés en couleur, sont juxtaposés pour environ 300 cycles cardiaques. Les zones sombres correspondent à la phase diastolique et la zone brillante à la phase systolique. Ce qui est intéressant dans une telle représentation, c'est qu'il est assez facile

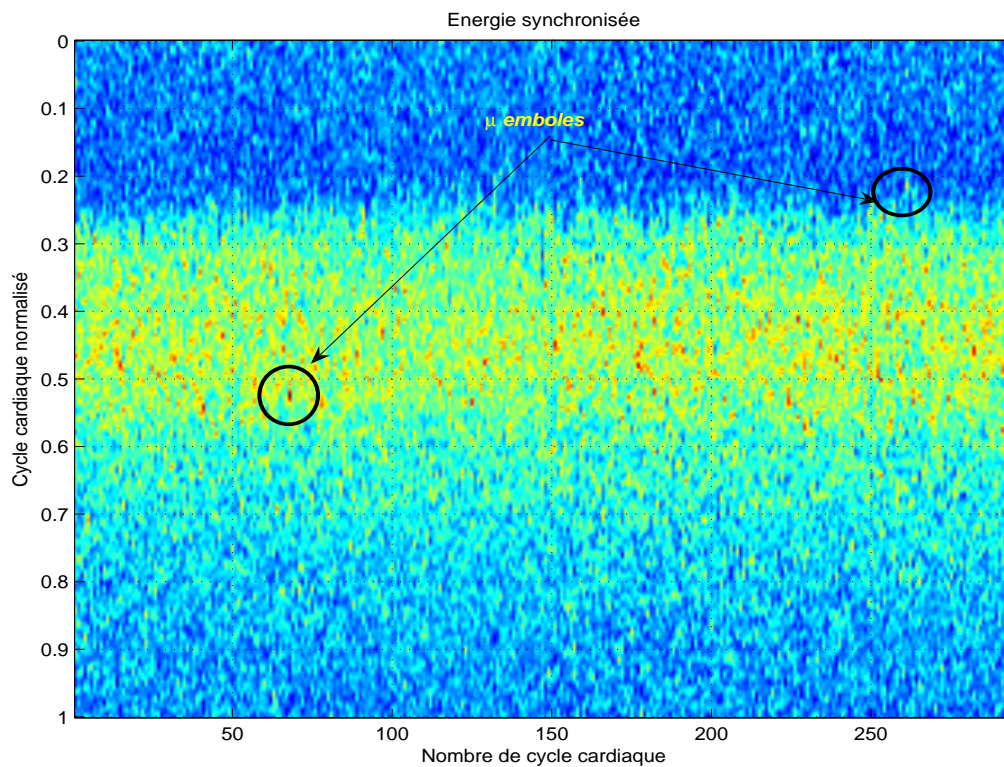


FIG. 3.10 – Énergie synchronisée sur 300 cycles cardiaques. Les vecteurs d'énergie cyclique sont juxtaposés, les micro-embolies sont aisément détectables.

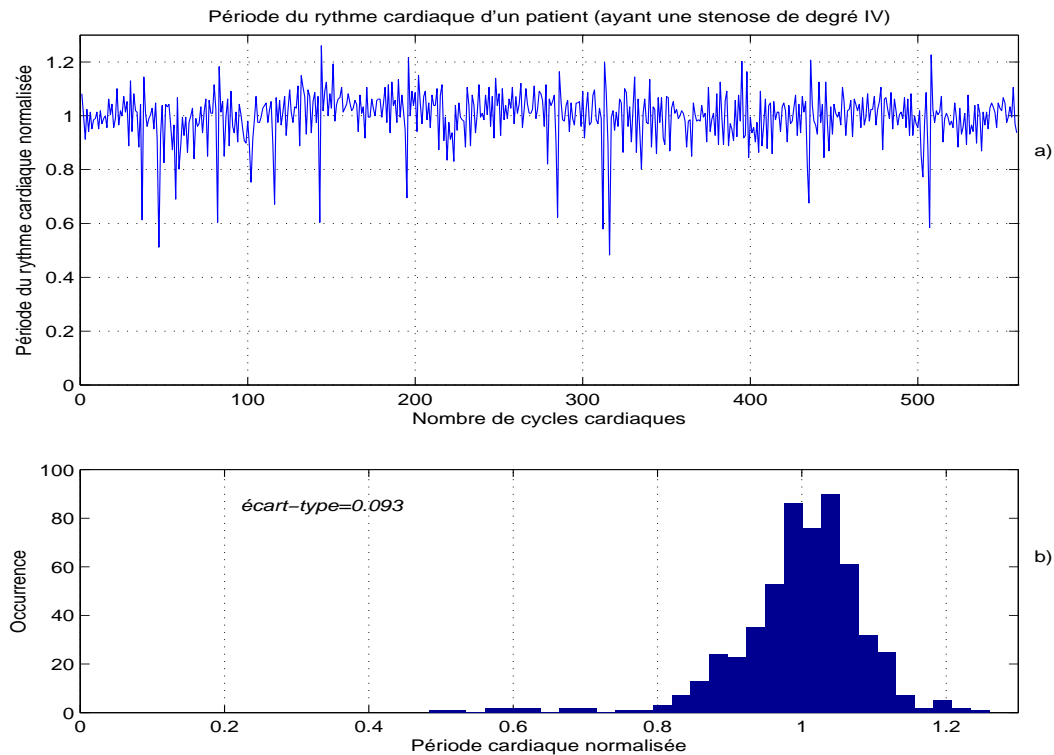


FIG. 3.11 – Rythme cardiaque normalisé et histogramme du rythme cardiaque.

d'identifier la présence de micro-embolies apparaissant alors de façon horizontale comme des outliers. Sur la figure (3.11a) est indiquée le RC normalisé d'un patient ayant une sténose de type IV (susceptible de générer

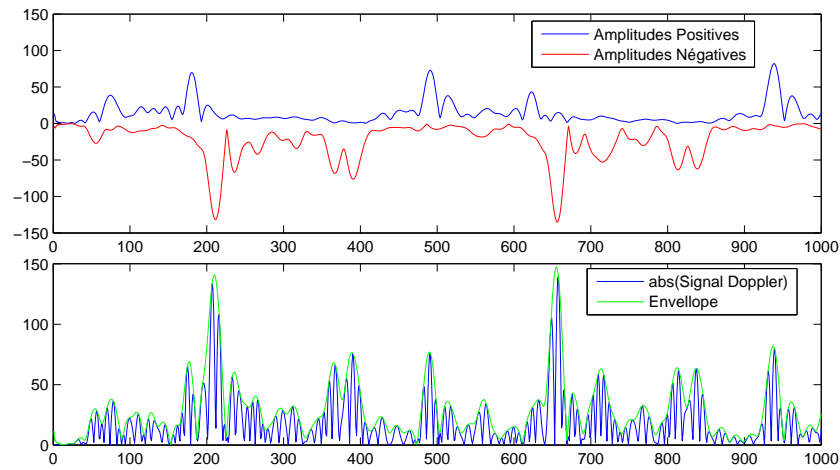


FIG. 3.12 – Signaux au niveau d’un canal i . a) Signaux Doppler directionnels (déplacements positifs et négatifs). b) Valeur absolue et enveloppe du signal Doppler. Séquence cardiaque : fermeture valve aortique, ouverture valve mitrale, contraction parois atriales, fermeture valve mitrale, ouverture valve aortique.

des micro-embolies d’artères carotidiennes), la figure (3.11b) indiquant l’histogramme. Un certain nombre de papiers ont été écrits (49; 50).

3.4.6 Rythme cardiaque foetal (RCF):

Cette étude a été réalisée par I. Voicu (thèse) et moi-même.

L’estimation du rythme cardiaque foetal s’effectue traditionnellement à partir de l’enveloppe du signal Doppler ultrasonore (131; 52) (voir le schéma ci-après). C’est le cas par exemple des deux systèmes commerciaux Oxford SONICAID et Hewlett-Packard 8030A. Toutefois, l’estimation du RCF peut encore être améliorée puisqu’environ 20% des RCF ne sont pas détectés.

Nous avons montré que l’utilisation de l’enveloppe du signal Doppler rend difficile la détection du RCF en raison de la complexité du signal enveloppe qui présentait beaucoup de maxima locaux (voir la figure 3.12b).

Nous avons proposé une nouvelle méthode qui n’utilisait plus l’enveloppe, mais plutôt les signaux directionnels (53; 56). En utilisant le signal Doppler complexe, nous avons extrait les signaux directionnels qui correspondaient aux fréquences positives, respectivement négatives. Sur la figure 3.13 nous avons représenté les RCF estimés dans les deux sous-canaux directionnels et à partir de l’enveloppe.

Nous avons comparé les performances des différents estimateurs précédents entre eux mais aussi avec les estimateurs basés sur le calcul de l’enveloppe du signal Doppler. Les tests ont été réalisés à partir de signaux synthétiques et de signaux réels. L’estimateur qui a donné le meilleur compromis en termes de performances et complexité d’implémentation était l’estimateur $I_1(t, k)$. Ce dernier a permis de détecter 10% de RCF en plus.

3.4.7 Normalisation de stimuli audio

Ce travail a été réalisé par M. Biard (Postdoc) et moi-même avec le concours des neurophysiologistes N. Bruneau et O. Rogier

En vue de mieux comprendre les mécanismes neuro-déficients chez les personnes atteintes d’autisme, les neuro-physiologistes établissent une cartographie cérébrale des potentiels évoqués auditifs (PEA) à l’aide d’un système EEG. Cette cartographie est obtenue en analysant les signaux EEG après avoir stimulé le patient par des signaux audio (77; 78). Les neurophysiologistes sont convaincus que la personne atteint d’autisme, contrairement à une personne saine, ne fait *a priori* pas de différence significative d’un point de vue sémantique, entre des sons vocaux et non-vocaux. Les potentiels évoqués pour l’autiste sont donc statistiquement identiques que les sons soient vocaux ou non-vocaux.

Pour s’assurer que les sujets sains classent les stimuli audio en deux classes (vocaux et non-vocaux) sur la seule base d’une différence sémantique, nous avons proposé de nouveaux stimuli audio possédant la même

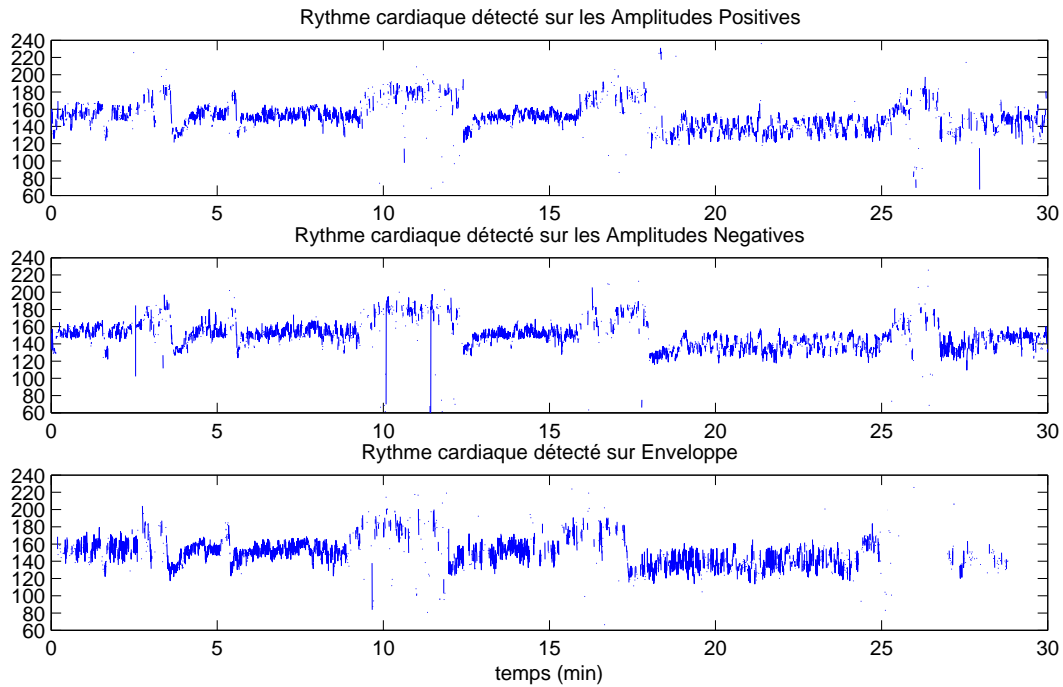


FIG. 3.13 – Rythme cardiaque d'un fœtus détecté sur les amplitudes positive, négative et sur l'enveloppe (Auto-corrélation)

énergie, enveloppe et contenu spectral moyen.

Nous (M. Biard et moi-même) avons abordé l'étude sous deux angles :

1. La première a consisté à modifier les signaux vocaux normalisés pour fabriquer de nouveaux signaux non-vocaux. L'idée était de modifier leur contenu spectral par une technique de brouillage (scrambling) basée sur le calcul de données substituées (surrogate data) (voir la figure 3.14). Les résultats ont été encourageant avec toutefois un ressenti pour ce type de signaux à connotation métallique et bruité. Globalement, nous avons montré que la plupart des signaux brouillés se ressemblaient mais ne garantissaient pas un panel assez large de signaux, c'est pourquoi nous avons envisagé une seconde procédure;
2. La seconde a consisté à modifier les signaux non-vocaux pour proposer les nouveaux signaux non-vocaux. L'idée a été de calculer le spectre moyen de tous les signaux vocaux, et de l'imposer aux nouveaux signaux non-vocaux. Pour cela, nous avons utilisé une approche en sous-bande à gains variables, la valeur des gains de chaque sous-bande étant ajustée à la valeur du spectre moyen correspondant aux mêmes sous-bandes des signaux vocaux. Les résultats ont été assez probants avec toutefois une sensation de bruit plus forte. La raison principale qui a expliqué cette diminution du SNR était que l'augmentation du gain dans les sous-bandes faiblement énergétiques amplifiait le bruit. Une modification manuelle due être réalisée pour réduire cette effet.

Ces deux corpus de stimuli font actuellement l'objet d'une étude sur les enfants atteints d'autismes (79).

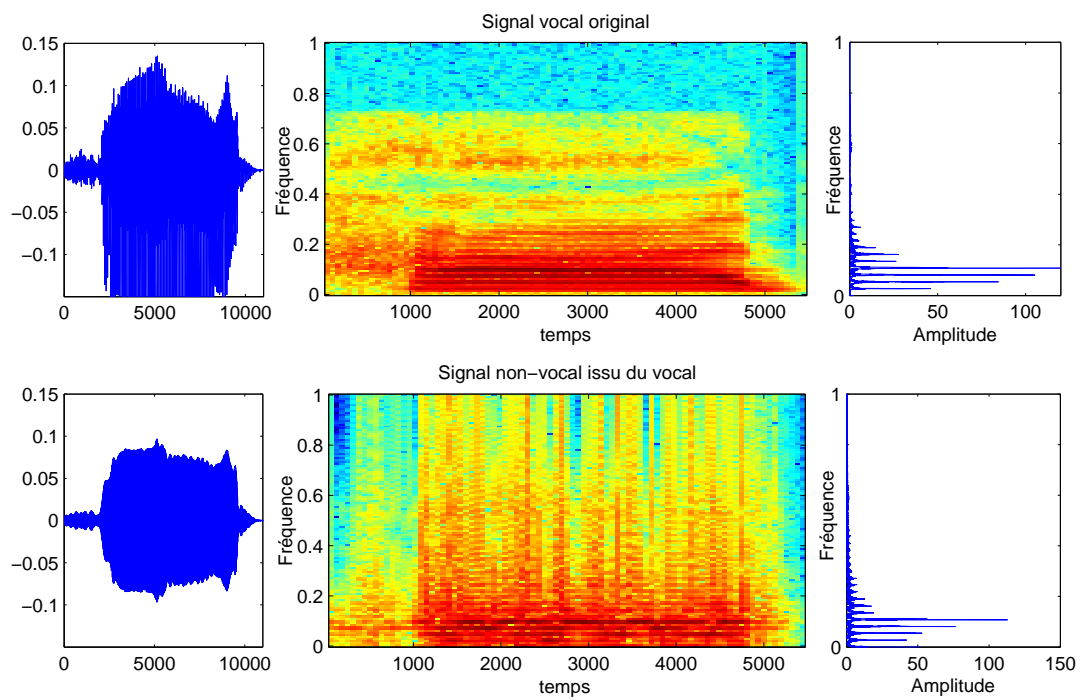


FIG. 3.14 – Stimulus audio original (signal, spectrogramme, spectre d'amplitude). Stimulus audio brouillé (signal, spectrogramme, spectre d'amplitude).

Troisième partie

Nouvelles activités de recherche

Chapitre 4

Analyse géométrique des séries temporelles :

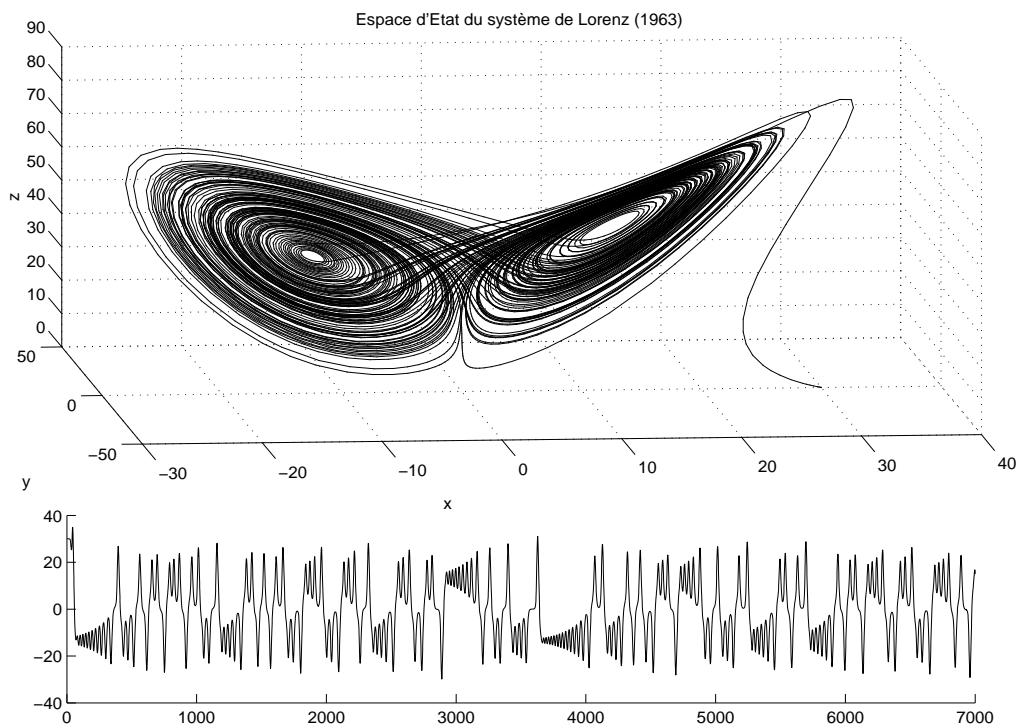


FIG. 4.1 – Diagramme des phases et série temporelle du système de Lorenz.

Traditionnellement l'analyse des séries temporelles est effectuée dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel-échelle. Si les données analysées possèdent des propriétés de linéarité, de gaussianité et de stationnarité, alors les méthodes linéaires précédentes sont appropriées et permettent une interprétation directe et simple des informations présentes. Toutefois, l'analyse des séries temporelles biomédicales est plus exigeante puisque les différentes échelles impliquées dans le processus dynamique sous-jacent conduisent dans la plupart des cas à des comportements non-linéaires, non-stationnaires et non-gaussiens.

La nouvelle théorie moderne, des systèmes complexes et des dynamiques non-linéaires, suggère des stratégies non plus focalisées sur les moyennes, les histogrammes et les simples spectres mais plutôt focalisées sur l'analyse de motifs en utilisant des méthodes d'analyse non-linéaires. Ces méthodes, en marge des méthodes traditionnelles, révèlent la présence de corrélations à longue portée et de dynamiques chaotiques. Deux questions viennent alors naturellement : "quelles sont les propriétés qui peuvent être mises en exergue pour caractériser de tels systèmes?" et "quelles sont les techniques appropriées pour extraire ces informations?". Les

réponses à ces questions doivent tenir compte évidemment des objectifs poursuivis qui peuvent être :

- la modélisation du système dont l’objectif principal est souvent l’approfondissement de la compréhension du système;
- la classification du système dont l’objectif principal en médecine est de discriminer les patients sains des patients souffrant de pathologies;
- la prédiction dont l’objectif est souvent d’anticiper un comportement en vue de prévenir ou guérir.

Pour proposer une modélisation adéquate, il est souvent nécessaire d’identifier si les séries temporelles analysées proviennent d’un système dynamique linéaire ou non-linéaire, ou bien si le système passe d’un comportement linéaire à un comportement non-linéaire ou d’une phase stable à une phase chaotique. Trois types de mesures¹⁹ sont alors pratiquées : les mesures conventionnelles de non-linéarité inspirées de la théorie du chaos (exposants de Lyapunov, la dimension de corrélation, les entropies, les graphes de récurrence...) (102; 100), les mesures statistiques (les méthodes de substitution (surrogate data), l’information mutuelle, complexité, la correntropie, moments et les spectres d’ordres supérieurs,...) (103; 104; 105; 106; 107; 108; 97) et les mesures géométriques (94; 95; 96) (similarité, entropies, dimension fractale, multifractale, ...). Notez aussi que ces mêmes paramètres sont utilisés comme descripteurs de haut niveau en classification. Pour de plus amples détails, un certain nombre d’ouvrages synthétisant l’ensemble des approches appliquées aux signaux biomédicaux peuvent être consultés (127; 126; 128).

Mon apport dans ce domaine s’est concrétisé d’une part, par l’implémentation de techniques de mesure de complexité existantes, et d’autre part par la mise en oeuvre de techniques originales fondées sur la théorie géométrique. En ce qui concerne les mesures de longueurs intrinsèques à la série ou extrinsèques entre deux séries, celles-ci ont permis de révéler des liens inattendus entre les propriétés statistiques et spectrales du système et la dimension fractale.

Dans cette partie je présente d’abord les nouveaux outils basés sur des mesures géométriques, puis deux applications pour lesquels les outils de mesures de complexités ont été utilisés.

4.1 Mesure de longueur

Cette problématique, nouvelle au laboratoire que j’ai initié, a été réalisée en collaboration avec M. Ben Mlouka (M2R), Ali Ghazouani (M2R).

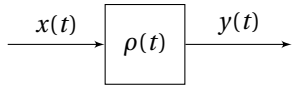
Le paramètre de complexité que j’ai d’abord abordé est la dimension fractale. Il existe un grand nombre d’estimateurs de dimension fractale (80; 82; 81). L’objectif que je me suis donné a été d’évaluer l’impact d’un filtre sur la mesure de la régularité. J’ai voulu privilégier le calcul formel et par conséquent restreindre cette étude à une classe réduite de signaux. Dans un premier temps je me suis focalisé sur des signaux stochastiques issus de systèmes linéaires puis sur des signaux issus de systèmes dynamiques non-linéaires. Dans un second temps, les notions de corrélation non-linéaire et de similarité ont été ensuite logiquement abordées. L’analyse des trajectoires oculaires a ensuite été abordée avec M. Ben Mlouka.

4.1.1 Rapport de longueur et dimension fractale de signaux aléatoires colorés :

Dans un contexte stochastique, j’ai abordé l’étude d’un système linéaire et invariant par translation identifié par son coefficient de corrélation $\rho(t)$ (voir le schéma ci-après). En raison de la nature stochastique du signal d’entrée $x(t)$, le signal de sortie est un signal aléatoire noté $y(t)$.

¹⁹. Certaines techniques peuvent appartenir à deux voire aux trois groupes de mesure.

La définition de la longueur du signal $x(t)$ aléatoire s'écrit :



Système linéaire.

$$L_x(\tau) = TE [dl_x], \quad (4.1)$$

où $dl_x = \frac{1}{\tau} \sqrt{\tau^2 + \Delta_x(t, \tau)}$. Sous cette forme, j'ai montré qu'il n'est pas possible de proposer un calcul formel, seule une résolution numérique est possible. Pour proposer un calcul formel, j'ai modifié légèrement la définition l'élément de longueur dl_x en considérant le cas $\tau \ll \Delta$: $dl_x = \frac{1}{\tau} |\Delta_x(t, \tau)|$.

La longueur du signal $x(t)$ aléatoire s'écrit alors, pour $\tau \ll \Delta$:

$$L_x(\tau) = \frac{T}{\tau} E [|\Delta_x(t, \tau)|], \quad (4.2)$$

où $\Delta_x(t, \tau) = x(t_1 + \tau/2) - x(t_2 - \tau/2)$.

J'ai montré (voir les détails (83)), que la mesure de la longueur du signal en entrée $x(t)$ du filtre est :

$$L_x(\tau) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \frac{T\sigma_x}{\tau} \sqrt{1 - \rho_x(\tau)}. \quad (4.3)$$

Dans le cas d'un bruit blanc ($\rho_x = 0$), la longueur de $x(t)$ vaut $L_x(\tau) = \frac{T\sigma_x}{\tau} \gamma$ où le facteur γ est égale à $2/\sqrt{\pi}$ pour un bruit Gaussien et à $\frac{2}{\sqrt{3}}$ pour un bruit uniformément distribué entre $[-a/2, a/2]$ où l'écart-type vaut $\sigma_x = a/\sqrt{12}$. J'ai remarqué que le factor γ (et par conséquent la longueur) semble indiquer la nature statistique du bruit blanc.

De façon similaire, j'ai montré que la longueur du signal $y(t)$ en sortie du filtre s'écrit :

$$L_y(\tau) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \frac{T\sigma_y}{\tau} \sqrt{1 - \rho_y(\tau)}. \quad (4.4)$$

Notez que le coefficient de corrélation $\rho_y(\tau)$ s'écrit $\rho_y(\tau) = \rho_h(\tau) * \rho_x(\tau)$ où $\rho_h(\tau)$ est le coefficient de corrélation du filtre ($\rho_h(\tau) = h(\tau) * h(-\tau) / h(0)^2$).

Dans le cas de signaux fractals, c'est-à-dire pour des signaux vérifiant :

$$L_x(\tau) = K_x \tau^{1-D_x}, \quad (4.5)$$

où K_x est une constante, la définition de la dimension fractale D_x s'écrit :

$$D_x = 1 - \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{\log(L_x(\tau))}{\log(\tau)}. \quad (4.6)$$

En utilisant l'équation (4.2), cette définition devient :

$$D_x = 2 - \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{1}{2} \frac{\log(1 - \rho_x(\tau))}{\log(\tau)}. \quad (4.7)$$

Les définitions pour $y(t)$ sont identiques à celles de $x(t)$. Dans le cas de signaux unidimensionnels, la dimension fractale des signaux $x(t)$ et $y(t)$ correspond à la dimension de l'espace (ici 2) retranchée d'un terme lié aux corrélations internes propres à chacun des signaux.

Pour quantifier l'impact d'un filtre sur la régularité d'un signal fractal ainsi filtré, il est plus judicieux de calculer le rapport de longueur $\Omega(\tau) = L_y(\tau)/L_x(\tau)$, qui en utilisant (4.2) et (4.3) devient :

$$\Omega(\tau) = \frac{L_y(\tau)}{L_x(\tau)} = \frac{\sigma_y}{\sigma_x} \sqrt{\frac{1 - \rho_y(\tau)}{1 - \rho_x(\tau)}}. \quad (4.8)$$

Le calcul de $\Lambda(\tau)$ est défini comme suit :

$$\Lambda(\tau) = \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{\log(\Omega(\tau))}{\log(\tau)}. \quad (4.9)$$

conduit à :

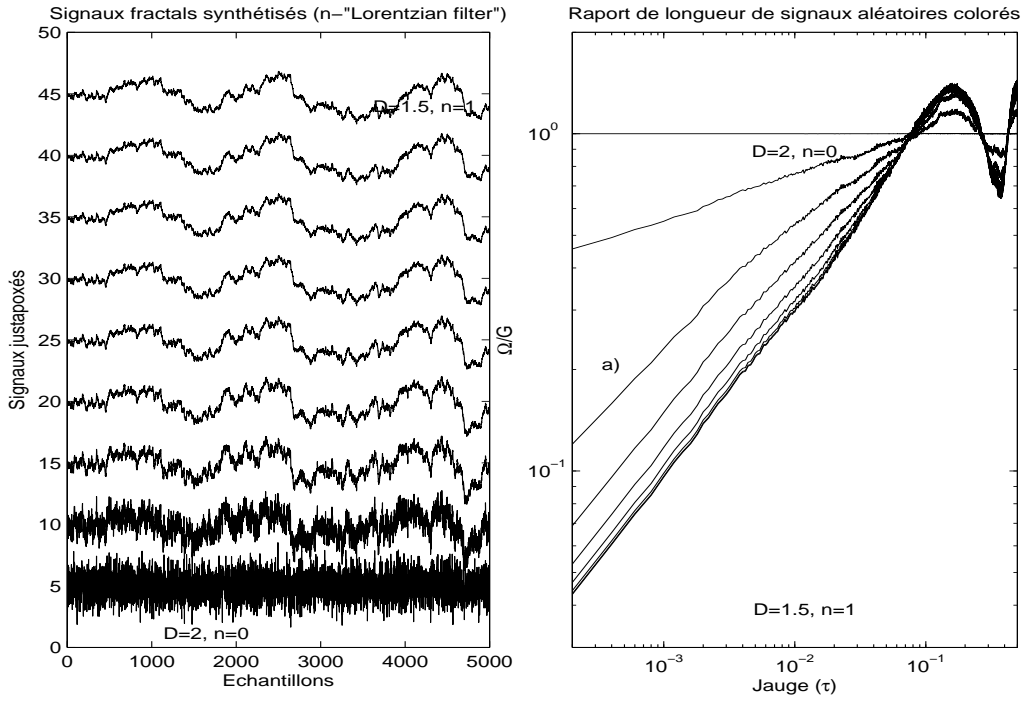


FIG. 4.2 – Synthèse de signaux fractals avec des filtres de Lorentz d'ordre n et rapport de longueur des signaux ainsi filtrés.

$$\Lambda(\tau) = D_x - D_y. \quad (4.10)$$

Un exemple du calcul de $\Lambda(\tau)$ pour des signaux stochastiques colorés est indiqué en figure (4.2). Dans le cas de filtres dont le développement limité du coefficient de corrélation²⁰ s'écrit sous la forme :

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} \rho_h(\tau) \approx 1 - k\tau^n, \quad (4.11)$$

pour $0 \leq n \leq 2$, nous avons montré que $\Lambda = -n/2$.

J'ai évalué sous un autre aspect l'impact du filtrage sur la régularité d'un signal en estimant la mesure de l'inter longueur $L_{xy}(\tau)$, c'est-à-dire la mesure de la longueur de l'écart entre le signal en sortie et en entrée, définie comme suit :

$$L_{xy}(\tau) = \frac{T}{\tau} E \left[|\Delta_{xy}(t, \tau)| \right], \quad (4.12)$$

où $\Delta_{xy}(t, \tau) = x(t_1 + \tau/2) - y(t_2 - \tau/2)$. Après calcul, l'expression précédente devient :

$$L_{xy}(\tau) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{T}{\tau} \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 - 2\rho_{xy}(\tau)\sigma_x\sigma_y}. \quad (4.13)$$

Dans le cas particulier où $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$, alors j'ai montré :

$$L_{xy}(\tau) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \frac{T\sigma}{\tau} \sqrt{1 - \rho_{xy}(\tau)}, \quad (4.14)$$

où le coefficient d'inter-corrélation s'écrit : $\rho_{xy}(\tau) = \rho_x(\tau) * h(\tau)/h(0)$.

Le calcul de la fonction Γ définie comme suit :

$$\Gamma = 1 + \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{\log(L_{xy}(\tau))}{\log(\tau)}, \quad (4.15)$$

conduit à :

20. En présence d'un bruit blanc $\rho_y(\tau) = \rho_h(\tau)$ car $\rho_x(\tau) = \delta(\tau)$ et $\rho_y(\tau) = \rho_h(\tau) * \rho_x(\tau)$.

$$\Gamma = \frac{1}{2} \lim_{\tau \rightarrow 0} \frac{\log(1 - \rho_{xy}(\tau))}{\log(\tau)}. \quad (4.16)$$

Dans le cas de filtres dont le développement limité de la réponse impulsionnelle $h(\tau)$ s'écrit sous la forme :

$$\lim_{\tau \rightarrow 0} h(\tau) \approx 1 - k\tau^n, \quad (4.17)$$

pour $0 \leq n \leq 2$, nous avons montré que :

$$\Gamma = -\Lambda = D_y - D_x = n/2. \quad (4.18)$$

où Γ est une mesure de l'augmentation de la régularité du signal $y(t)$.

A titre d'exemple, j'ai pris le cas d'un filtre de Lorentz passe-bas excité par un bruit blanc Gaussien centré ($x(t) = N(0, \sigma_x^2)$) où la réponse impulsionnelle du filtre de Lorentz est $h(\tau) = \omega_c e^{-\omega_c \tau} u(\tau)$ et le coefficient de corrélation est $\rho_h(\tau) = e^{-\omega_c |\tau|}$. Pour $\tau > 0$, le coefficient de corrélation du signal de sortie est $\rho_y(\tau) = e^{-\omega_c \tau}$ et le coefficient d'intercorrélation est $\rho_{xy}(\tau) = e^{-\omega_c \tau}$. Dans ces conditions, j'ai montré que $\Lambda = -1/2$ et $\Gamma = 1/2$. La perte d'irrégularité est bien de $1/2$ puisque la dimension fractale du signal d'entrée est $D_x = 2$ et celle du signal de sortie est $D_y = 3/2$. Le signal de sortie est parfois appelé marche aléatoire. D'autres exemples sont donnés dans (83).

4.1.2 Longueur et Information mutuelle :

Tout comme pour la mise en relation de la longueur avec la notion de fréquence, j'ai montré que la mesure de la longueur de signaux conduisait à une mesure similaire à la mesure de la quantité d'information mutuelle moyenne. La mesure de l'information mutuelle moyenne (84; 85) est importante lorsqu'il s'agit d'évaluer le degré de dépendance entre différents signaux. Dans l'étude des systèmes dynamiques, cette mesure est nécessaire pour construire un espace de phase topologiquement identique à celui qui est inaccessible par la mesure.

Soit I_{xy} l'information mutuelle définie par :

$$I_{xy} = \int \int p_{x,y}(x,y) \log \left(\frac{p_{x,y}(x,y)}{p_x(x)p_y(y)} \right) dx dy, \quad (4.19)$$

où $p_{x,y}(x,y)$ est la densité de probabilité conjointe des deux variables aléatoires X et Y , et où $p_x(x)$ et $p_y(y)$ sont respectivement les densités de probabilité marginales. Dans le cas de signaux aléatoires Gaussiens centrés la densité de probabilité conjointe s'écrit :

$$p_{x,y}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y\sqrt{1-\rho_{xy}^2}} e^{-\frac{1}{2(1-\rho_{xy}^2)} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{2\rho_{xy}xy}{\sigma_x\sigma_y} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right)} \quad (4.20)$$

où $\rho_{xy} = \frac{E[XY]}{\sqrt{E[X^2]E[Y^2]}} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y} = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma^2}$, les lois marginales s'écrivant $p_x(x) = \frac{e^{-\frac{x^2}{2\sigma_x^2}}}{\sqrt{2\pi\sigma_x^2}}$ et $p_y(y) = \frac{e^{-\frac{y^2}{2\sigma_y^2}}}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}}$.

J'ai montré que l'information mutuelle moyenne s'écrit :

$$I_{xy}(\tau) = -\log \sqrt{1 - \rho_{xy}^2(\tau)}. \quad (4.21)$$

En calculant la mesure de l'inter longueur $L_{xy}(\tau)$ précédemment calculée dans le cas de processus Gaussiens, pour $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$:

$$L_{xy}(\tau) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \frac{T\sigma}{\tau} \sqrt{1 - \rho_{xy}(\tau)}, \quad (4.22)$$

j'ai montré que le logarithme de l'inter-longueur normalisée $J_{xy}(\tau)$ s'écrit :

$$J_{xy}(\tau) = \left| \log \left(L_{xy}(\tau) \frac{\tau\sqrt{\pi}}{T\sigma} \right) \right|. \quad (4.23)$$

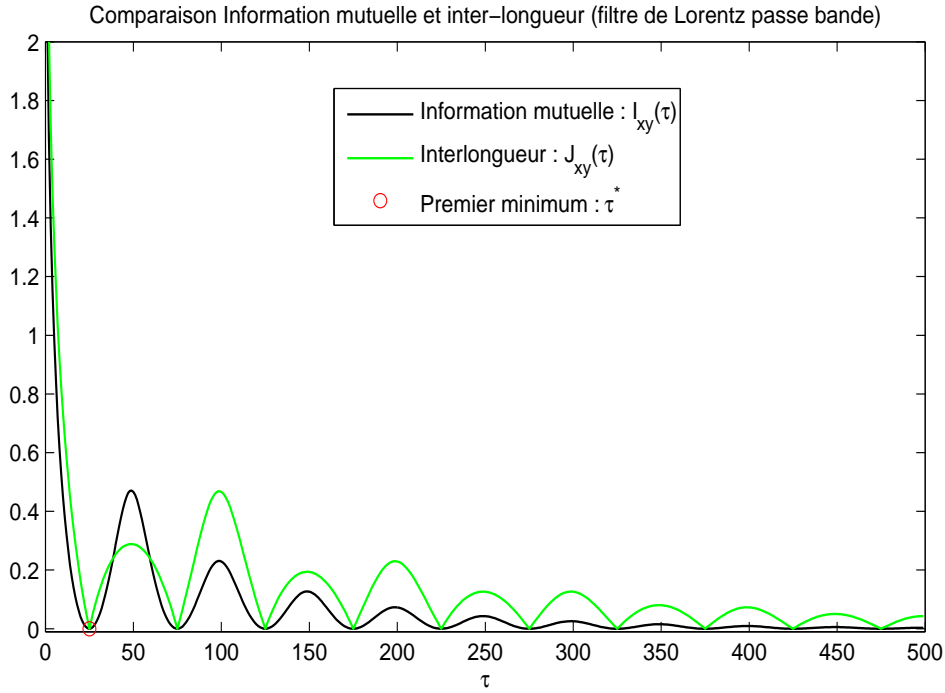


FIG. 4.3 – Information mutuelle et inter-longueur normalisée d'un bruit coloré (filtre de Lorentz). En calculant $J_{xy}(\tau)$, les abscisses des extrema coïncident avec ceux de $I_{xy}(\tau)$.

et qu'il est similaire à la définition de l'information mutuelle $I_{xy}(\tau)$:

$$J_{xy}(\tau) = \left| \log \sqrt{1 - \rho_{xy}(\tau)} \right|. \quad (4.24)$$

La fonction $J_{xy}(\tau)$ et l'information mutuelle $I_{xy}(\tau)$ partagent les mêmes abscisses temporelles lorsque les fonctions s'annulent. En générale lorsque l'on recherche si deux signaux sont indépendants, c'est l'abscisse τ^* de la première annulation qui est recherché ou bien l'abscisse du premier minimum local.

En montrant que $I_{xy}(\tau^*) = J_{xy}(\tau^*) = 0$, j'ai démontré partiellement une alternative à la recherche d'un indicateur d'indépendance entre deux signaux.

En guise d'exemple, j'ai utilisé un filtre de Lorentz large bande excité par un bruit blanc Gaussien. Le coefficient d'intercorrélacion du filtre de Lorentz est $\rho_{xy}(\tau) = e^{-\omega_c \tau} \cos(\omega_0 \tau)$. L'information mutuelle I_{xy} et la fonction J_{xy} pour ce type de filtre sont reportées en figure (4.3).

Lorsque l'entrée du système n'est pas accessible comme c'est souvent le cas pour l'étude de systèmes dynamiques non-linéaires biomédicaux, ceux sont I_{xx} et J_{xx} qui sont calculées.

Quant il s'agit d'étudier des séries temporelles issues de systèmes dynamiques en vue de les plonger dans un espace à N dimensions, l'information auto-mutuelle moyenne I_{xx} est l'outil idéal pour déterminer les instants pour lesquels il y a indépendance. Dans le cas non-linéaire les calculs formels n'étant plus possibles, seules les simulations nous permettent d'avoir une idée sur les résultats obtenus.

Concernant l'estimation de la fonction J_{xx} , j'ai remarqué que ce n'était plus tant le premier minimum local (le premier zéro théorique) de la fonction qui importait, mais plutôt l'abscisse de l'intersection des asymptotes lorsque τ est proche de zéro et lorsque τ est très grand. J'ai vérifié d'ailleurs que l'information auto-mutuelle est, quant-à-elle, complètement adaptée à la nature non-linéaire du système étudié. C'est une des propriétés recherchées de l'information mutuelle. A titre d'illustration, j'ai reporté sur la figure (4.4) un signal issu du système dynamique de Lorenz, l'information auto-mutuelle I_{xx} , le coefficient d'auto-corrélacion C_{xx} et la longueur du signal $J_{xx} = L_x$.

J'ai reporté dans le tableau suivant les premiers minima locaux et l'abscisse des intersections des asymptotes pour la mesure de la longueur. Remarquons qu'il y a une grande similitude entre les minima de l'information automutuelle et les intersections d'asymptote de la longueur L_x .

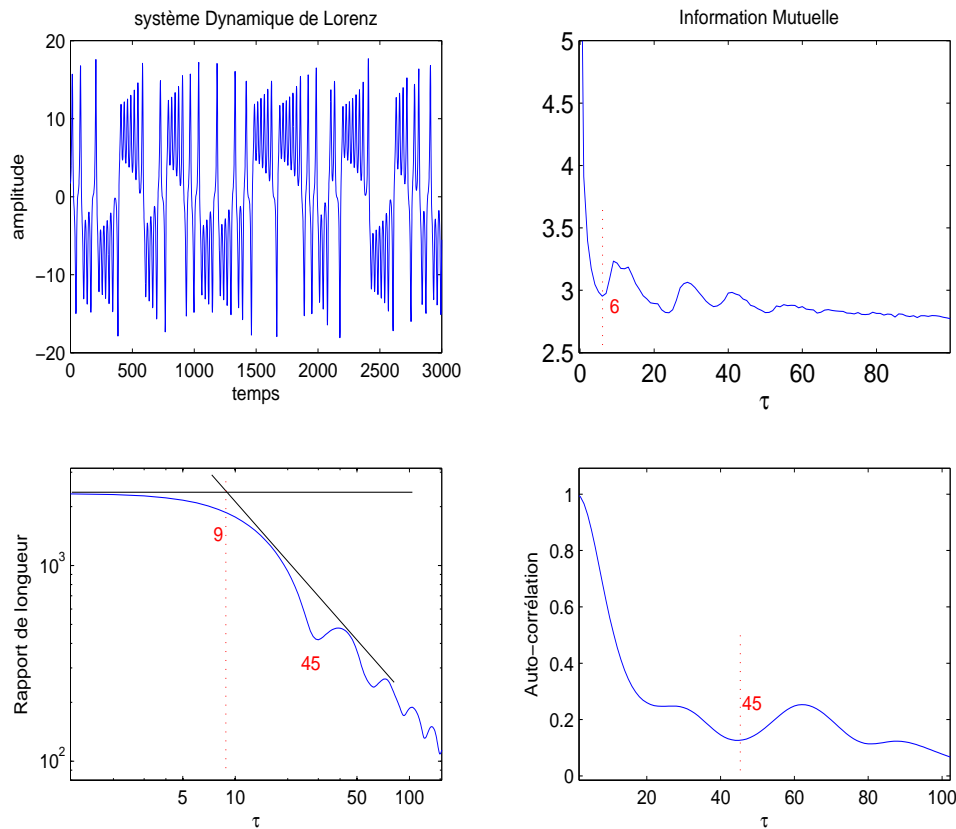


FIG. 4.4 – Information automutuelle, rapport de longueur et autocorrélation d'un signal de Lorenz.

Table I

Abscisse du premier minimum local des fonctions testées.

Fonctions/Systèmes	Duffin	Roessler	Chua 5	Chua 2	Lorenz
1er mini Info. Auto-mutuelle	13	54	21	26	6
Intersection asymptotes Longueur	13	80	21	26	9
1er mini Coef. Auto-corrélation	125	125	50	50	45

Cette étude demande à être complétée et approfondie puisqu'il reste à comparer les performances de l'estimateur J_{xy} avec celle de l'estimateur de l'information mutuelle I_{xy} en présence d'un bruit additif. D'autre part, il reste à comprendre pourquoi les asymptotes jouent un rôle aussi important pour notre estimateur.

4.1.3 Mesure de similarité

Ce travail a été réalisé par moi-même et avec A. Ghazouani (M2R).

La mesure de la similarité entre deux séries temporelles (86; 87) est un paramètre très utilisé dans les domaines de la classification, de l'agrégation (clustering) et de la prédiction. Les approches les plus simples sont basées sur la mesure de distance et la mesure du coefficient de corrélation de Pearson.

Il existe plusieurs définitions de la mesure de la distance entre deux signaux $x(t)$ et $y(t)$ sur un intervalle T . Elles sont basées sur la mesure de Minkowski :

$$\xi_{xy}^{(p)}(\tau) = \left(\frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} |\Delta_{xy}(t, \tau)|^p dt \right)^{1/p}, \quad (4.25)$$

où $\Delta_{xy}(t, \tau) = x(t + \tau/2) - y(t - \tau/2)$. Pour $p = 1$, la formulation est connue sous le nom de distance de Manhattan et pour $p = 2$ il s'agit simplement de la distance euclidienne.

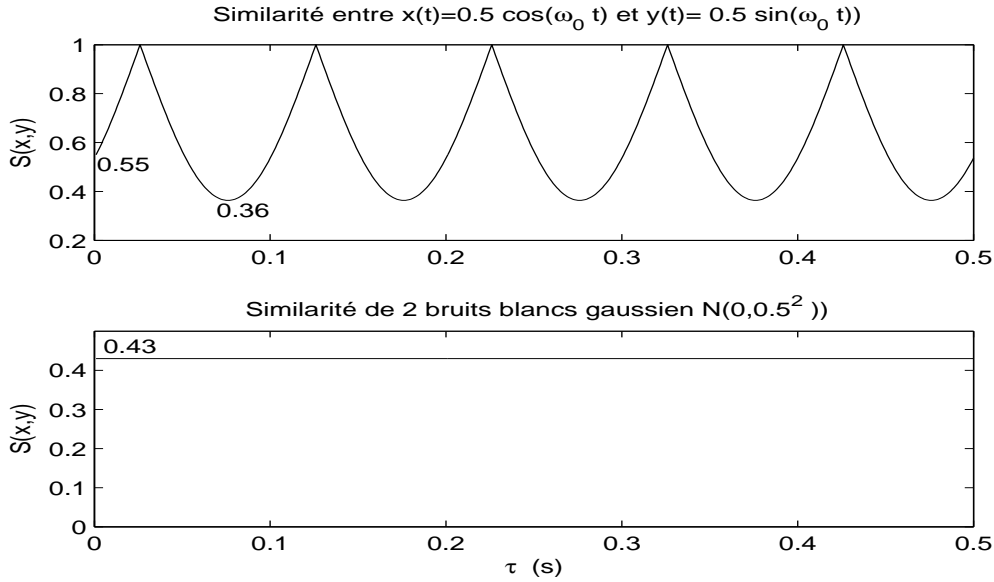


FIG. 4.5 – Similarité de signaux déterministes et aléatoires.

J'ai proposé une nouvelle mesure de similarité basée sur la distance de Manhattan dans le cas de signaux déterministes par :

$$S_{xy}(\tau) = 1 - \xi_{xy}(\tau), \quad (4.26)$$

avec $\xi_{xy}^{(1)} = \xi_{xy}$ où les signaux sont normalisés afin de garantir que $\Delta_{xy}(t, \tau) \leq 1$.

Lorsque les signaux $x(t)$ et $y(t)$ sont corrélés $\rho_{xy}(\tau) \neq 0$, nous avons montré que la mesure de similarité s'écrit :

$$S_{xy}(\tau) = 1 - K \sqrt{1 - \rho_{xy}(\tau)}. \quad (4.27)$$

Dans le cas où $x(t) = 0.5 \cos(\omega_0 t)$ et $y(t) = 0.5 \cos(\omega_0 t + \theta)$, $\sigma = 0.5/\sqrt{2}$ et où $T = 2\pi/\omega_0$, j'ai montré que $\rho_{xy}(\tau) = \cos(\omega_0 \tau - \theta)$ et $K = \frac{4\sqrt{2}\sigma}{\pi} \cos(\theta/2)$ (voir la figure (4.5)). Lorsque $x(t)$ et $y(t)$ sont orthogonaux ($\theta = \pi/2$) j'ai montré que la fonction de similarité vaut $S_{xy}(0) = 0.55$ alors que le coefficient de corrélation vaut $\rho_{xy}(0) = 0$. Si l'objectif est de trouver un indicateur de ressemblance entre deux signaux, il est clair que la mesure du coefficient de corrélation est inadapté alors que la mesure de similarité semble être un bon indicateur.

Dans le cas de signaux aléatoires, la fonction de similarité s'écrit :

$$S_{xy}(\tau) = E \left[1 - |\Delta_{xy}(t, \tau)| \right]. \quad (4.28)$$

Dans le cas de processus Gaussiens centrés $x(t) = N(0, \sigma_x^2)$, $y(t) = N(0, \sigma_y^2)$, la fonction de similarité devient :

$$S_{xy}(\tau) = 1 - \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 - 2\rho_{xy}(\tau)\sigma_x\sigma_y}, \quad (4.29)$$

et elle se simplifie pour $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$:

$$S_{xy}(\tau) = 1 - \frac{2\sigma}{\sqrt{\pi}} \sqrt{1 - \rho_{xy}(\tau)}. \quad (4.30)$$

Pour des processus blancs ($\rho_{xy} = 0$) normalisés ($\sigma = 0.5$) (voir la figure (4.5)), j'ai montré que $S_{xy}(\tau) = 1 - 1/\sqrt{\pi} = 0.436$ quelque soit l'échelle τ . Cette propriété de similitude (ressemblance) à travers les échelles est à rapprocher de propriétés d'autosimilarité.

Cette étude demande à être complétée et approfondie puisqu'il reste à déterminer les performances de cet estimateur de similarité et à le tester pour d'autres types de séries temporelles.

4.2 Mesure de la complexité

Ce travail a été réalisé par moi-même et M. Ben Mlouka (M2R).

Les méthodes standards utilisées pour mesurer la complexité des signaux biomédicaux sont la plupart basées sur le calcul de l'entropie conditionnelle. Ses variantes les plus connues sont l'entropie approchée (100), l'entropie "échantillonnée" (91). Ici nous présenterons les entropies approchées, multiéchelles et de permutation et la complexité de Lempel-Ziv (107; 97; 103; 102; 104; 105)

4.2.1 Entropie approchée :

L'entropie approchée (100) est un paramètre souvent utilisé pour caractériser la complexité d'une série temporelle. Celle-ci a été avantageusement utilisée dans l'étude des séries temporelles biomédicales (90). L'entropie approchée exprime le degré de renouvellement de motifs (patterns) d'une dimension m à $m - 1$. Elle se définit comme suit :

$$ApEn(m,r) = \lim_{N \rightarrow 0} \frac{1}{(N-m+1)} \sum_{i=1}^{(N-m+1)} \log P_i(m,r) - \frac{1}{(N-m)} \sum_{i=1}^{(N-m)} \log P_i(m+1,r), \quad (4.31)$$

où N représente le nombre d'échantillons dans un signal, m est la longueur du motif recherché dans le signal dont on veut tester la similarité, r est considéré comme étant le seuil de tolérance de similarité entre deux motifs et $P_i(m,r)$ représente la probabilité de rencontrer des motifs de m points dans la série temporelle.

Pour faire apparaître la probabilité conditionnelle $\frac{P_i(m,r)}{P_i(m+1,r)}$, l'entropie approchée peut être réécrite comme suit :

$$ApEn(m,r) = \lim_{N \rightarrow 0} \frac{1}{N-m} \left(\sum_{i=1}^{N-m} \log \left(\frac{P_i^\alpha(m,r)}{P_i(m+1,r)} \right) + \log P_{N-m+1}^\alpha(m,r) \right), \quad (4.32)$$

où $\alpha = (N-m)/(N-m+1) \approx 1$ impliquant alors que $P_i^\alpha(m,r) \approx P_i(m,r)$.

Une grande valeur de l'entropie approchée révèle une série temporelle très complexe alors qu'une valeur faible indique un signal périodique.

4.2.2 Entropie multi-échelle(MSE) :

Cette approche (101) consiste à calculer, par fenêtre glissante, un signal moyenné $y(n)$ pour diverses durées (voir la figure (4.6)). La MSE est calculée pour $1 \leq j \leq \frac{N}{\tau}$ comme suit :

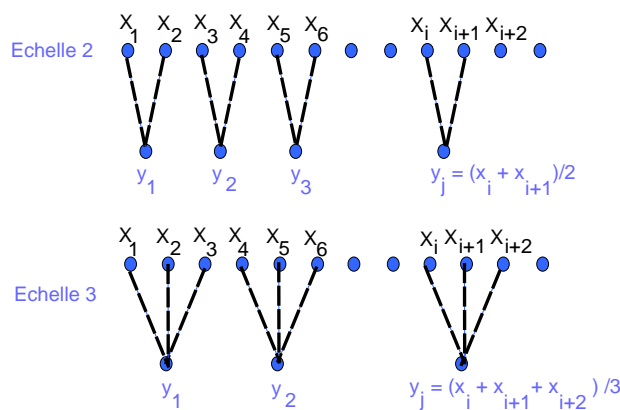


FIG. 4.6 – Entropie multi-échelle : étape (1)

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad (4.33)$$

où N est le nombre de points de la série temporelle x_i et $\frac{N}{\tau}$ est la longueur de la fenêtre temporelle.

Dans notre application, des signaux d'entropie approximée calculés pour différentes longueurs de moyennage (voir le chapitre 4.3) ont été considérés.

4.2.3 Complexité de Lempel-Ziv :

La complexité de Lempel-Ziv est fondée sur la théorie de la complexité proposée par Kolmogorov (108; 107; 106; 105). Celle-ci définit la complexité d'un objet fini par la taille du plus petit programme informatique (au sens théorique) qui permet de produire cet objet. Ainsi, un objet informatique compressible a une faible complexité et contient peu d'information. La complexité de la méthode Lempel-Ziv permet de renseigner sur l'information contenue dans un objet informatique et en particulier un signal biomédical.

La première étape consiste en la transformation du signal en une séquence de n symboles selon un seuil T . C'est souvent une binarisation obtenue en comparant les amplitudes des échantillons d'un signal à un seuil (souvent la valeur médiane). En fixant la taille du dictionnaire de symboles à la valeur n , la séquence binaire est ensuite codée en r symboles de longueur donnée tirés du dictionnaire. La mesure de la complexité est alors définie par :

$$C_{LZ}(n) = \frac{c \ln(r)}{r \ln(n)},$$

où c est le nombre total de symboles constituant la nouvelle séquence codée et r est le nombre d'échantillons de la séquence binarisée.

Si la séquence après binarisation est $S = \{00111001110011\}$ de longueur $r = 14$ et si on impose un dictionnaire $D = \{0, 1, 00, 01, 10, 11\}$ de $n = 6$ symboles, alors avec le codage suivant $C = \{0 = 0, 1 = 1, 00 = 2, 01 = 3, 10 = 4, 11 = 5\}$ la séquence codée de longueur $r = 8$ devient $S_c = \{03143525\}$. $C_{LZ}(6) = 8/14 \ln(14)/\ln(6) = 0.84$. Dans le cas du rythme cardiaque foetal, un codage de 2 symboles (voir le chapitre 4.3) a été utilisé.

4.2.4 Entropie de permutation :

L'entropie de permutation (93) est un mélange entre la recherche de similarité de motifs et la chronologie de ces motifs dans la série temporelle. Soit une série temporelle de valeurs finies $S = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, et soit un nombre d'encodage p fixé. L'entropie de permutation s'écrit :

$$PermEnt(S(n)) = - \sum_{i=1}^{n!} P(c_i) \text{Log}(P(c_i)),$$

$P(c_i)$ représente la probabilité de trouver le symbole c_i dans la séquence $S(n)$.

Par exemple en considérant des motifs de trois points ($n = 3$), le nombre de permutations est $n! = 3! = 6$, l'encodage s'écrit :

- $c_1 = 012$ Si $s(i) < s(i+1)$ et $s(i+1) < s(i+2)$;
- $c_2 = 021$ Si $s(i) < s(i+1)$ et $s(i+1) > s(i+2)$ et $s(i) < s(i+2)$;
- $c_3 = 102$ Si $s(i) > s(i+1)$ et $s(i+1) < s(i+2)$ et $s(i) < s(i+2)$;
- $c_4 = 120$ Si $s(i) < s(i+1)$ et $s(i+1) > s(i+2)$ et $s(i) > s(i+2)$;
- $c_5 = 201$ Si $s(i) > s(i+1)$ et $s(i+1) < s(i+2)$ et $s(i) > s(i+2)$;
- $c_6 = 210$ Si $s(i) > s(i+1)$ et $s(i+1) > s(i+2)$.

Notez que dans le cas d'un bruit uniforme, $PermEnt(S(n))$ devient maximale. Dans le cas du rythme cardiaque foetal, un codage de 3 symboles (voir le chapitre 4.3) a été utilisé.

4.3 Applications

Concernant l'analyse de la complexité des séries temporelles, j'ai été confrontés au laboratoire à deux types de signaux. Le premier type concerne les signaux de rythmes cardiaques foetaux et le second concerne des trajectoires oculaires.

4.3.1 Rythme cardiaque foetale.

Ce travail a été réalisé par moi-même et les collaborations de I.Voici (thèse en cours) et de M. Ben Mlouka (M2R).

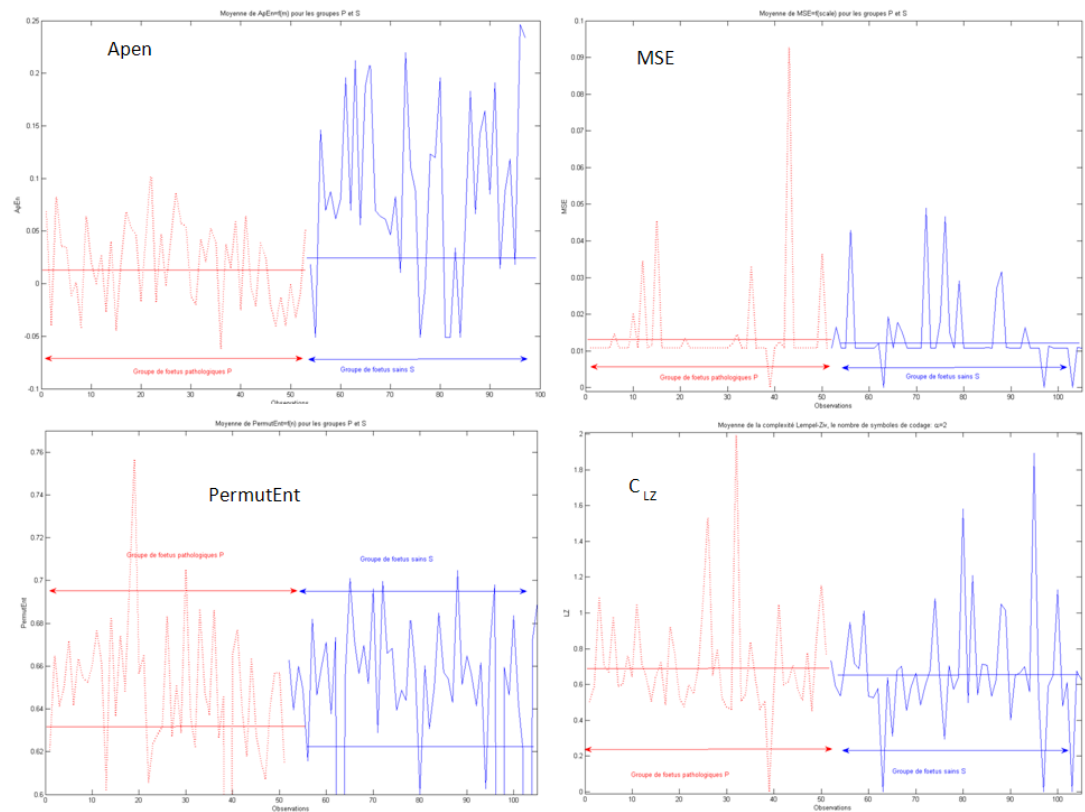


FIG. 4.7 – Estimation de la moyenne de l'entropie approximée, estimation de la moyenne de l'entropie approximée multi-échelle, estimation de la moyenne de l'entropie de permutation et estimation de la moyenne de la complexité de Lempel-Ziv (nombre de symboles de codage $\alpha = 2$)

Ces dernières années, plusieurs études ont essayé de démontrer la nature non-linéaire du signal de variabilité du rythme cardiaque (HRV). L'entropie approximée et l'entropie échantillonnée ont toutes deux été conçues pour étudier la complexité à partir de séries temporelles obtenues lors d'un examen tococardiographique (88; 89). L'équipe de Sergio Ceruti a permis de mettre en évidence à l'aide de ces paramètres d'entropie un moyen pour identifier le stress des foetus. Le stress foetal est en général caractérisé par une réduction de l'oxygénation et induit des états anaérobiques du métabolisme. Ces mêmes estimateurs d'entropie ont été appliqués pour analyser la septicémie néonatale (90). Il ressort de cette étude que la présence de dissymétries entre les accélérations et décélérations du signal HRV et de l'entropie approximée, est un bon indicateur pour prévenir la mort par septicémie. Une revue exhaustive des techniques utilisées pour caractériser le signal HRV est présentée dans (90).

Ici, je présente les résultats (voir la figure (4.7)) de l'étude sur le rythme cardiaque foetal calculé à partir du signal Doppler ultrasonore. Les enregistrements qui font l'objet de cette analyse ont été réalisés dans le service de gynécologie et obstétrique du centre hospitalier de Tours. Les enregistrements ont été réalisés pour 59 patientes, l'âge des foetus varie entre 24 et 34 semaines. Les corpus de signaux regroupent 115 examens de foetus, dont 54 examens de foetus sont *a priori* sains, 51 examens de foetus sont *a priori* pathologiques et 10 examens dont le diagnostic n'est pas encore établi. Parmi les 51 examens seuls 22 sont confirmés et parmi les 54 examens seuls 24 sont confirmés. En raison du coût considérable de temps d'exécution, les signaux HRV furent sous-échantillonnés d'un facteur 10.

L'entropie approximée, l'entropie approximée multi-échelle, l'entropie de permutation et la complexité de Lempel-Ziv seront successivement présentées. Les résultats issus du stage de M. Ben Mlouka ne sont pas encore assez probants pour conclure que l'analyse de la complexité du RCF est une piste prometteuse. Toutefois, au vu des résultats des autres équipes nous pensons qu'il faille persévérer. C'est pourquoi ce travail est repris par I. Voicu actuellement en thèse.

4.3.2 Eye tracking.

Ce travail a été réalisé par moi-même et avec la collaboration de J. Martineau (NeuroPhysiologiste), M. Ben Mlouka (M2R). Il est actuellement repris par K. Adakiri (M2R). Notre implication dans ce projet a consisté à analyser les données en support de nos collègues neurophysiologistes.

Il est aujourd'hui admis que l'autisme résulte d'un dysfonctionnement cérébral aux niveaux des fonctions de communication, de socialisation et d'adaptation (109). Dans le vaste programme de recherche développé au laboratoire sur l'étude de l'autisme, nous sommes intervenus au niveau de l'analyse des troubles de la perception visuelle. Ce travail est en partie basé sur les travaux précurseurs de Boraston et al. (110) et Hernandez et al. (111). L'objectif de l'étude était d'effectuer une classification bi-classe à partir de deux types de données. Un groupe de données essentiellement temporelles fournis par le logiciel Gaze tracker associé au système Eye Tracking (voir la figure 4.8), et un groupe de données complémentaires à savoir des données géométriques (longueur, vitesse, accélération, dimension fractale). L'objectif final était d'identifier les paramètres les plus informatifs et de les confronter aux données neurophysiologiques et comportementales disponibles.

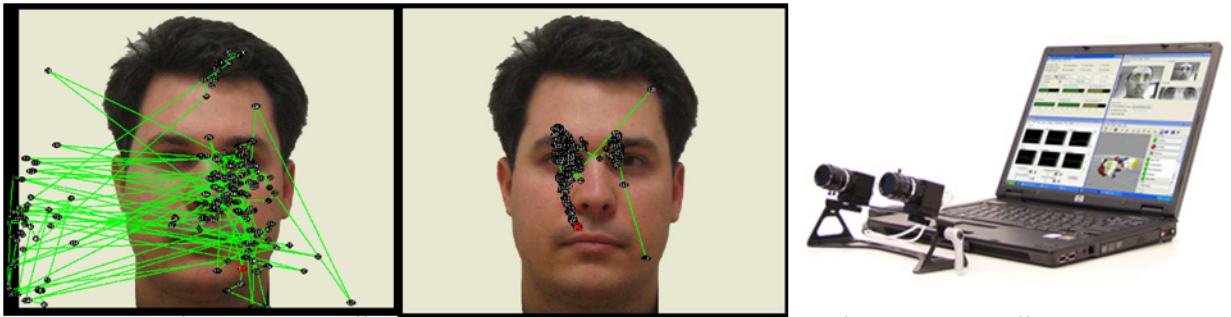


FIG. 4.8 – a) Trajectoires oculaires extrêmes d'un patient avec autisme. b) Trajectoires oculaires extrêmes d'un patient sans autisme. c) Système de eye tracking.

Dans cette étude, 5 adultes avec autisme et 21 adultes sains (18-30 ans) ont été soumis à des stimuli visuels (photos de 5 visages différents) pendant 4 secondes. Plus d'une centaine de données par image et par sujet sont calculées par le logiciel Gaze Tracker, complétées par nos paramètres géométriques. La position des yeux a été enregistrée par le système FaceLab toutes les 0.01 seconde.

Deux études en parallèle ont été réalisées :

1. La première était basée exclusivement sur les données issues du logiciel Gaze Tracker. Ainsi une analyse en composantes principales (voir la figure (4.9)) suivie d'une analyse factorielle (en vue de réduire le nombre de données corrélées et dépendantes) ont été réalisées. A la suite de ce travail, le nombre de données a été réduit à 130x8 variables alors qu'il était au départ de 130x127 données. Cette étude a montré qu'il était possible de classer correctement 92% des sujets sains et 70% des sujets atteints d'autisme (voir la figure (4.9));
2. La seconde étude a souligné l'intérêt d'étudier la trajectoire du suivi du regard comme peuvent en témoigner les trajectoires indiquées en figure (4.8). A partir de cette étude, l'analyse des trajectoires à l'aide d'outils issus de la géométrie euclidienne et non-euclidienne ont été envisagées. Quatre paramètres ont été calculés : la longueur, la vitesse, l'accélération et la dimension fractale de la trajectoire. Cette étude a montré qu'il était possible de classer correctement 77% des sujets sains et 62% des sujets atteints d'autisme. A titre d'illustration j'ai reporté en figure (4.9) la dimension fractale pour 10 patients (5 autistes et 5 non autistes) chacun ayant regardé 5 images différentes;
3. En mélangeant les données du Gaze tracker aux mesures géométriques, les pourcentages suivants : 97% des sujets sains et 70% des sujets atteints d'autisme ont été obtenus. En augmentant le pourcentage de sujets sains bien classés, ce travail montre l'intérêt des mesures géométriques.

Ce travail a permis d'identifier une liste réduite de paramètres issus du Gaze tracker et des mesures géométriques. Un certain nombre de ces paramètres semblent être en lien avec des informations neurophysiologiques

et comportementales, une étude est en cours. Cette étude a permis aussi de montrer qu'il était possible de bien classer les sujets sains. Toutefois, il semble que la forte hétérogénéité des sujets autistes brouille la classification. Avec les neurophysiologistes nous sommes en train d'une part de réduire la classification à des groupes spécifiques d'autistes et en même temps à l'appliquer chez l'enfant. Enfin d'autre type de classifications supervisées sont en étude.

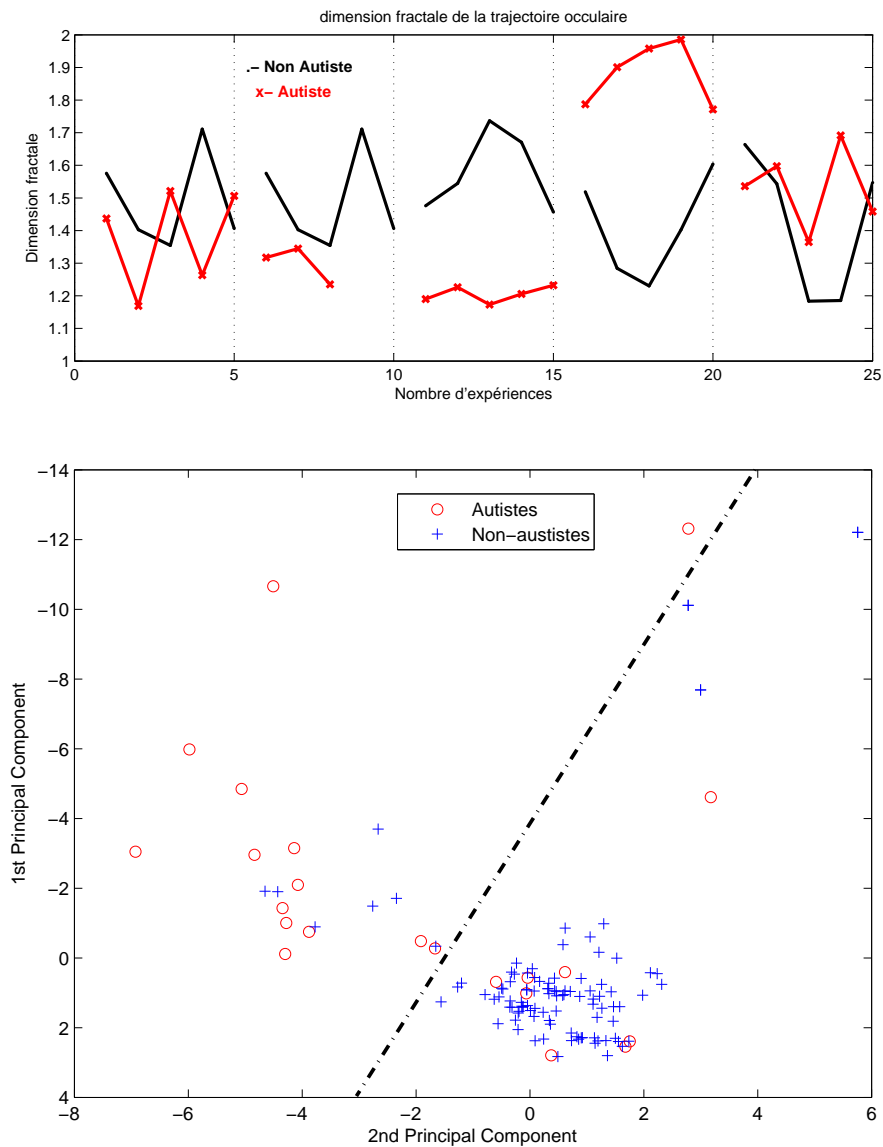


FIG. 4.9 – Dimension fractale de la trajectoire oculaire. Les sujets (5 autistes et 5 sujets sains) ont visionné 5 images différentes (5 sujets x 5 images = 25 expériences). Analyse en composantes principales pour les données gaze tracker.

Chapitre 5

Signal en imagerie ultrasonore

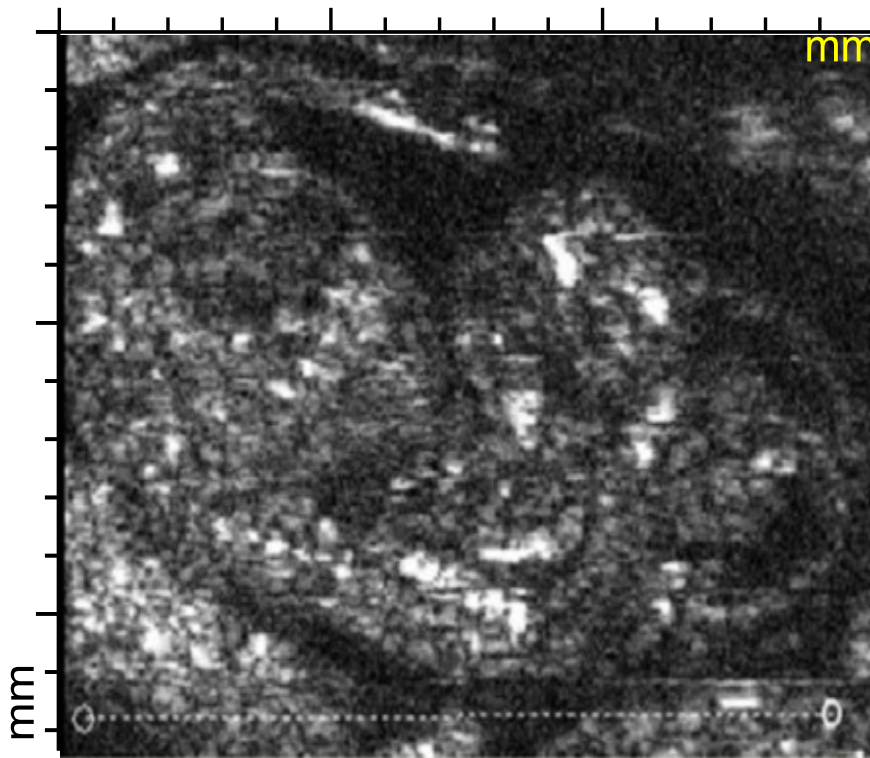


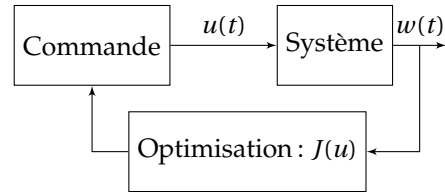
FIG. 5.1 – Echographie Haute fréquence d'un fœtus de souris (JM Grégoire U930).

Aujourd'hui les défis en imagerie ultrasonore bi-dimensionnelle (voir la figure (5.1)) concerne la résolution de trois problèmes subtilement intriqués : la fidélité topologique, le contraste et la résolution des images en mode B.

La fidélité topologique traduit l'écart entre le milieu physique exploré et son estimation représentée par l'image modale obtenue. La résolution de ce type de problématique est aujourd'hui souvent abordée sous l'angle d'un problème inverse. Cette non fidélité est principalement liée à la diffraction du faisceau ultrasonore et à la présence d'un milieu aberrateur entre la sonde US et la région d'intérêt. Le premier à avoir investigué, en France, conjointement la minimisation des effets aberrateurs, la maximisation du contraste et de la résolution est M. Fink (112; 113) et ses collaborateurs. La résolution partielle de ces problématiques, toutes plus ou moins imbriquées, a été rendue possible grâce à une idée révolutionnaire : le retournement temporel. Cette technique permet notamment de déposer un maximum de pression acoustique en un point de l'espace en maximisant le rapport signal à bruit. Cette technique de prime abord semble correspondre à une filtrage adapté mais le paradigme sous-tendu est en réalité différent. En effet, en filtrage optimal, la résolution du problème passe par la maximisation d'une fonction de coût qui, traduit littéralement, revient à poser la question suivante : "quel est le type de filtre qui maximise le rapport signal-à-bruit?" En retournement temporel, il s'agit aussi de

maximiser une fonctionnelle, qui ne porte plus sur le filtre, mais sur l'excitation. La question qui est alors posée est formulée de la façon suivante : pour un filtre donné (i.e. le milieu exploré), "quel est le type d'excitation qui maximise le rapport signal à bruit?" Ce qui est spectaculaire en retournement temporel est l'amélioration conjointe du contraste et de la résolution de l'images lorsque le nombre de "cibles" est faible par rapport aux nombres de capteurs (114). Une autre idée, toute aussi intéressante est le concept de contrôle inverse. Cette approche a d'ailleurs montré sa supériorité au retournement temporel (114) puisque l'énergie déposée au point focal désiré minimise également l'énergie en dehors du point focal.

Ces deux techniques sont toutefois handicapées par le fait que pour focaliser en un point de l'espace il faille des sources en ces points. Toutefois, ce qui est à la base de cette révolution scientifique n'est pas tant liée au principe seul de retournement temporel mais bien à la conjonction de deux courants scientifiques : les **problèmes inverses** et la **commande optimale adaptative**. Ce problème a été très bien compris par l'équipe parisienne de M. Fink.



Principe de la commande optimale.

En problèmes inverses, l'image est fixée une fois pour toute, et le problème consiste à retrouver la topologie initiale à l'aide d'un filtre linéaire : c'est du post-traitement. En commande optimale il ne s'agit pas de rechercher un filtre, qui maximise un critère, mais plutôt de rechercher une excitation. C'est un point clé qui, jusqu'alors, a très peu été considéré, alors que la modalité le permet.

Dans la suite de ce rapport, les différentes problématiques d'imagerie seront abordées soit comme un problème inverse (déconvolution) (115), soit comme un problème de contrôle optimale (122; 123), soit comme la combinaison des deux.

5.1 Signal en Imagerie échographique

L'échographie est une modalité fondée sur les propriétés linéaires de tous les éléments constitutifs de la chaîne d'imagerie. Dans ces conditions, lorsque le processus étudié est stationnaire, le signal radio-fréquence $w(t)$ utilisé pour former l'image résulte de la convolution de tous les éléments de la chaîne d'imagerie (voir le schéma en Fig.(5.2)) :

$$w(t) = h_{11}(t) * h_{12}(t) * h_{13}(t) * r(t) * h_{21}(t) * h_{22}(t) * h_{23}(t) * b(t), \quad (5.1)$$

où $h_{11}(t) = h_{12}(t)$ correspond à la fonction génération du signal $u(t)$ (plus ou moins retardée) à transmettre aux bornes du transducteur, $h_{21}(t) = h_{22}(t)$ correspond à la fonction de transduction et de diffraction, $h_{31}(t) = h_{32}(t)$ correspond à la fonction propagation et d'atténuation dans le milieu exploré et $r(t)$ correspond à la réflectivité du milieu (c'est l'information à recouvrer). $b(t)$ correspond souvent à un signal proche d'une impulsion de Dirac.

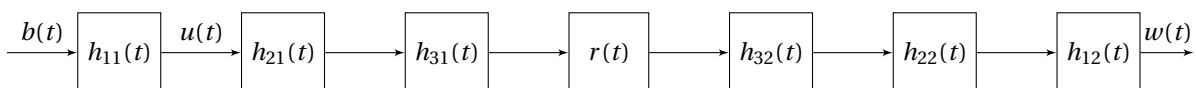


FIG. 5.2 – Chaîne d'imagerie linéarisée.

En échographie, la problématique liée à l'amélioration de la qualité des images est souvent exprimée sous la forme d'un problème inverse dit de déconvolution. Dans ce cas, la recherche d'un filtre linéaire optimal s'appuie souvent sur la recherche d'un compromis entre la fidélité à l'image et un terme correctif.

Le paradigme de déconvolution unidimensionnelle revient alors à déterminer le signal $r(t)$, qui est l'image topologique des réflectivités du milieu exploré, à partir de la mesure $x(t)$ entachée d'un bruit $n(t)$ (voir la

figure (5.3)). Le signal observé $x(t)$ s'écrit comme un produit de convolution : $x(t) = p(t) * r(t) + n(t)$ où $p(t) = h_{11} * h_{12} * h_{13} * h_{21} * h_{22} * h_{23}$. Dans le domaine de Fourier le spectre d'amplitude s'écrit : $Y(\omega) = X(\omega)P(\omega) + N(\omega)$.

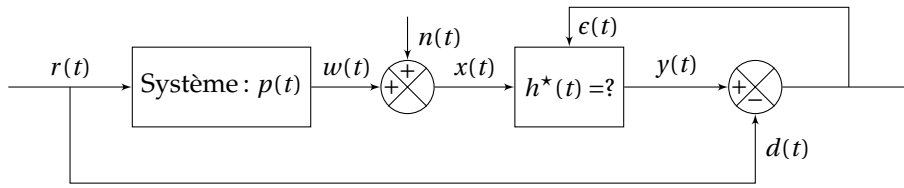


FIG. 5.3 – Principe de déconvolution.

L'application du filtrage de Wiener à la problématique du problème inverse (ici la déconvolution) revient à rechercher le filtre $h(t)$ à appliquer à l'observation $x(t)$ de telle façon que le signal ainsi filtré corresponde au mieux au signal de réflectivité $r(t)$. Le critère à minimiser est :

$$J(h(t)) = E \left[(d(t) - y(t))^2 \right] = E \left[(d(t) - h(t) * x(t))^2 \right], \quad (5.2)$$

où $E[\cdot]$ est l'espérance mathématique.

La solution à notre problème inverse s'obtient en calculant $\partial J / \partial h = 0$ et conduit à la formule de Wiener-Hopf :

$$H^*(\omega) = \frac{S_{dx}(\omega)}{S_{xx}(\omega)} = \frac{S_{rr}(\omega)P(\omega)}{S_{rr}(\omega)|P(\omega)|^2 + S_{nn}(\omega)}. \quad (5.3)$$

Si le bruit $n(t)$ est nul, on doit vérifier $|P(\omega)|^2 \neq 0$. Ce problème est en fait mal posé et il faut introduire une régularisation pour trouver une solution unique et stable. Le critère à minimiser, en tenant compte d'un terme de régularisation quadratique (115)(de Tikhonov), s'écrit maintenant :

$$J_R(h(t)) = E \left[(d(t) - h(t) * x(t))^2 \right] + \lambda |k(t) * h(t)|^2, \quad (5.4)$$

où $k(t)$ est la réponse impulsionnelle d'un filtre passe haut. Le premier terme dans la fonction de coût J_R exprime la fidélité aux données alors que le second exprime le lissage de l'"image" restaurée. λ est un paramètre de régularisation. La fonction de transfert optimale $H^*(\omega)$ s'écrit :

$$H^*(\omega) = \frac{S_{rr}(\omega)P(\omega)}{S_{rr}(\omega)|P(\omega)|^2 + S_{nn}(\omega) + \lambda|K(\omega)|^2}. \quad (5.5)$$

D'un point de vue pratique, la recherche de la solution optimale conduit inexorablement vers la recherche du coefficient de régularisation λ et du filtre $K(\omega)$.

Ma contribution dans le domaine concernant l'amélioration de la résolution et du contraste des images ultrasonores échographiques et l'optimisation "Gain/Bande" par égalisation des transducteurs.

5.1.1 Amélioration de la résolution et du contraste :

Ce travail en cours, que j'anime seul dans l'unité, résulte d'une première collaboration avec D. Kouamé et C. Garnier et fait l'objet actuellement de l'encadrement de Zeinab Jaafar (M2R au Liban) que je dirige.

En imagerie, l'amélioration de la résolution et du contraste a été abordée majoritairement comme un problème de déconvolution (114),(115). Plusieurs algorithmes itératifs de déconvolution peuvent être utilisés. Une des techniques qui a retenue notre attention pour sa simplicité est la méthode CLEAN (117; 118). Cette méthode proposée par Hogbom est une méthode itérative de déconvolution très utilisée en astronomie. Cette méthode, adaptée dans sa forme initiale pour l'estimation de sources ponctuelles, a été modifiée pour l'estimation de sources étendues. C'est cette dernière méthode qui coïncide le mieux avec nos besoins en imagerie médicale ultrasonore. En quelques mots, cette méthode itérative estime la position de la source la plus intense

puis retranche de l'image le noyau de convolution centrée sur cette source, puis on réitère les opérations précédentes sur l'image résiduelle jusqu'à ce que la qualité recherchée soit atteinte. En 1988, Walker et Schwarz (119) ont mis au point la version adaptée aux sources étendues (Multi-Resolution Clean : MRC). Cette approche consiste à construire 2 images intermédiaires, la première (smooth image) en lissant les données à l'aide d'une fonction gaussienne et la seconde (différence map) en soustrayant l'image lissée aux données d'origine. Ces 2 images sont alors traitées séparément. A l'aide de l'algorithme CLEAN standard, on obtient les "smooths" et les "différence maps" nettoyées. La superposition de ces 2 images donnent l'image haute résolution.

Nous avons commencé ce travail sous l'impulsion de D. Kouamé avec lequel nous avons déposé un brevet (120). L'originalité de ce travail a consisté à utiliser les techniques fréquentielles dites "hautes résolutions" connues en traitement du signal. Nous avons abordé le problème à l'aide des méthodes paramétriques. L'idée est de calculer à partir d'une image spatio-fréquentielle une image spatiale à l'aide de modèle AR bi-dimensionnels. Nous nous sommes donc naturellement tournés vers l'étude de modèles AR N -Dimensions (121). Ce travail est actuellement poursuivi à Toulouse.

A Tours, avec Z. Jaafar, nous proposons de revister les algorithmes CLEAN de la façon suivante : après avoir sondé le milieu avec des ondes exploratrices, on forme une image non optimisée avec les ondes renvoyées. Nous lisons cette image, puis nous retranchons l'image lissée à l'image non-optimisée. Ensuite nous renversons les ondes correspondantes à l'image de différence que nous transmettons dans le milieu à explorer. Les différentes étapes sont itérées jusqu'à ce que le critère de qualité soit atteint. Cette méthode est similaire à la technique "Time Domain Topology Energy" (124). La seule différence c'est qu'au lieu de calculer une image de référence, obtenue numériquement par propagation d'ondes dans un milieu synthétique sans source, nous, nous calculons une image filtrée à partir de l'image mesurée. Dans notre cas, le calcul s'en voit considérablement réduit.

5.1.2 Optimisation Sensibilité/Bande par égalisation :

Ce travail en cours résulte d'une collaboration entre F. Levassort et moi-même.

Étant entendu que les performances du transducteur varient avec le temps et que le compromis gain/bande n'est pas toujours respecté, nous nous proposons de rechercher une excitation optimale qui procure de façon adaptative le meilleur compromis en terme de sensibilité et de bande passante pour un transducteur donné.

Supposons d'emblée un transducteur linéaire de fonction de transfert $H_{21}(\omega)$, de sensibilité S et de bande passante Bp à $-20dB$ données. La question posée est : "Est-il possible, en choisissant convenablement le signal $u(t)$ en entrée du transducteur de réponse impulsionnelle $h_{12}(t)$ et en fixant une nouvelle bande passante B , de trouver le meilleur compromis sensibilité/bande passante?"

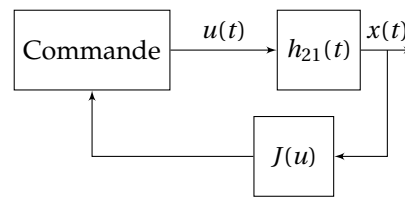


Fig. Optimisation de l'excitation.

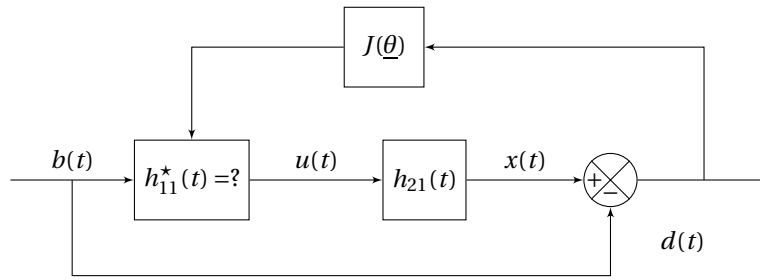
L'objectif que nous nous fixons est de construire un signal $u(t)$ (l'entrée de contrôle) à l'entrée du transducteur qui garantisse que le signal $x(t)$ à la sortie du transducteur possèdent un spectre uniforme dans la bande considérée. La fonction de coût s'écrit donc :

$$J(u(t)) = \int (d(t) - x(t))^2 dt = \int (d(t) - h_{21}(t) * u(t))^2 dt \quad (5.6)$$

Toutefois, si nous supposons que le signal exciteur $u(t)$ résulte d'un filtrage linéaire d'un Dirac (ou d'un bruit blanc) $u(t) = h_{11}(t) * \delta(t)$, alors le problème revient à chercher quel est le filtre linéaire qui optimise la fonction de coût suivante :

$$J(h_{11}(t)) = \int (d(t) - h_{21}(t) * h_{11}(t))^2 dt. \quad (5.7)$$

On a transformé un problème de contrôle optimal où la solution recherchée est une fonction, en un problème de filtrage adaptatif où la solution recherchée est un vecteur de paramètres $\underline{\theta}$ (les coefficients du filtres).

FIG. 5.4 – Recherche des paramètres $\underline{\theta}$ du filtres optimisant le contraste.

La solution à notre problème de contrôle optimal sans contrainte conduit, en calculant $\partial J(u)/\partial u = \partial J(h_{11})/\partial h_{11} = 0$ à la formule de Wiener-Hopf :

$$H_{11}^*(\omega) = \frac{S_{xd}(\omega)}{S_{xx}(\omega)}, \quad (5.8)$$

Après calcul, on obtient la formule du filtrage inverse de Wiener :

$$H_{11}^*(\omega) = \frac{1}{|P(\omega)|}, \quad (5.9)$$

Avec régularisation, le filtre optimal s'écrit :

$$H_{11}^*(\omega) = \frac{P(\omega)}{|P(\omega)|^2 + \lambda|K(\omega)|^2}. \quad (5.10)$$

La complexité de ce travail ne réside pas dans sa formalisation mais bel et bien dans la recherche des paramètres qui garantiront le meilleur compromis Gain/Bande.

5.2 Signal en Imagerie médicale de contraste

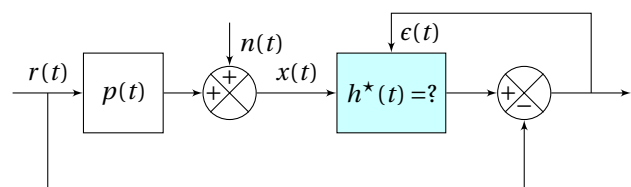
Ce travail, que j'anime, résulte d'une collaboration passée avec I. Voicu (M2R) et actuelle avec A. Novell, A. Bouakaz et S. Ménigot (thèse) que j'encadre.

L'imagerie de contraste consiste à imager le produit de contraste, préalablement injecté par voie intraveineuse, qui perfuse le milieu exploré. Le produit de contraste (contrast agent en anglais) est constitué de micro-bulles encapsulées afin d'augmenter leur demi-vie. Les systèmes d'imagerie de contraste dans leur forme standard sont de simples échographes. Il n'y a donc pas vraiment de fonctionnalités supplémentaires dans l'échographe pour optimiser le contraste. En imagerie ultrasonore de contraste, le CTR (CTR: contrast tissue ratio en anglais) est défini comme étant le rapport entre l'énergie du signal renvoyé par le milieu perfusé et celle du milieu non perfusé (voir la figure). D'un point de vue formel, on définit le CTR unidimensionnel ou bien la fonction de coût à optimiser comme suit :

$$CTR = \frac{\int_{T_0}^{T_1} x^2(t) dt}{\int_{T_2}^{T_3} x^2(t) dt}, \quad (5.11)$$

où $x(t)$ est le signal radio fréquence bruité. La première région d'intérêt, indiquée sur la figure 5.5, est la région où le milieu est perfusé par le produit de contraste et la seconde région est la région de référence (le milieu natif sans micro-bulles).

L'imagerie de contraste standard étant basée sur les seules propriétés linéaires du produit de contraste (constitué de micro-bulles), le problème inverse se réduit à rechercher le filtre optimal qui permet de retrouver le signal $r(t)$ image de la réflectivité du milieu. Le système optimal répond au schéma indiqué ci-après.



Déconvolution en imagerie de contraste.

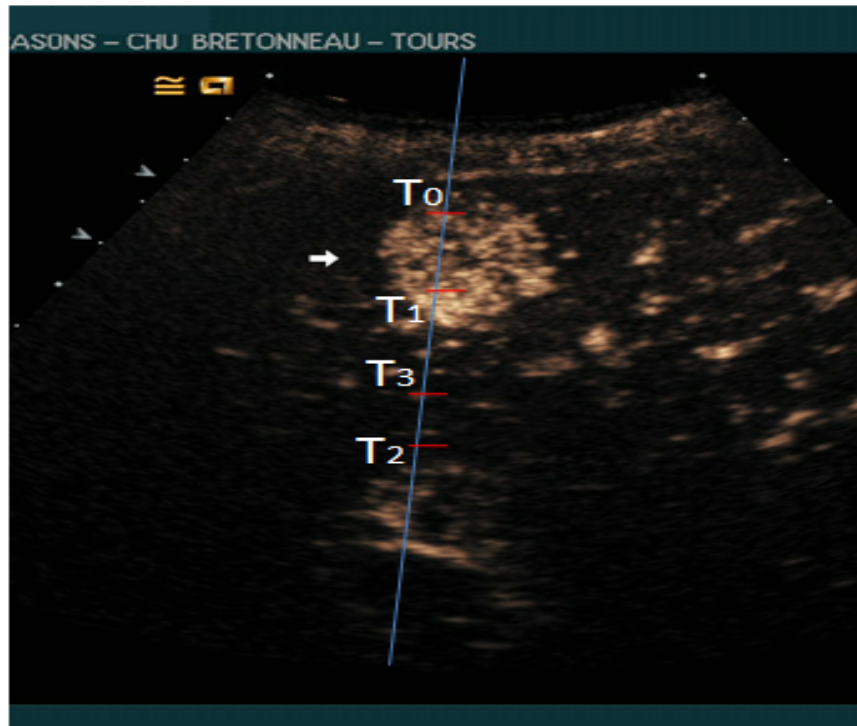


FIG. 5.5 – Image échographique. Contrast tissue/milieu perfusé (CTR).

Contrairement à l'imagerie de contraste linéaire, l'imagerie de contraste harmonique utilise les propriétés non-linéaires du produit de contraste. Bien que nous ayons considéré précédemment le produit de contraste linéaire, pour des niveaux de pression suffisants, la dynamique de la micro-bulle devient asymétrique et des composantes harmoniques sont générées.

L'imagerie du second harmonique consiste à émettre un train d'impulsions sinusoïdales à la fréquence fondamentale, puis à appliquer un filtre passe-bande pour éliminer la composante fondamentale. Pour obtenir une détection sensible du produit de contraste dans la bande passante du transducteur, le recouvrement spectral entre le fondamental et le second harmonique doit être minimisé en émettant un long train d'onde (bande étroite) impliquant un compromis entre la résolution spatiale et le contraste.

En imagerie de contraste harmonique, les avancées les plus intéressantes concernent soit le codage des séquences d'émission, soit la déconvolution harmonique.

1. En codage de séquences d'émission, les méthodes se rapprochent beaucoup des méthodes utilisées en télécommunications. Il s'agit soit de codes continus comme des modulations d'amplitude (AM) et de fréquence (FM), soit de codes discrets comme les modulations à déplacement d'amplitude, de phase et de fréquence (116). La méthode la plus connue est l'inversion d'impulsions et ses dérivées. L'imagerie par inversion d'impulsions, qui consiste à émettre des trains d'ondes successifs en opposition de phase puis à sommer deux à deux les réponses renvoyées, permet d'outre passer le compromis résolution-spatiale/contraste en utilisant toute la bande passante mais en réduisant la cadence par image.
2. En déconvolution harmonique, l'idée est de rechercher le filtre optimal qui permet d'extraire la (ou les) composante(s) harmonique(s) de la réponse de la bulle. Dans le cas de l'imagerie de contraste harmonique, si nous faisons l'hypothèse que la seule contribution non-linéaire provient de la micro-bulle, et que le système décrivant la micro-bulle puisse s'exprimer comme une décomposition en puissance, alors il est possible de modéliser le système non-linéaire de la micro-bulle par un système de Volterra. Cette décomposition de Volterra permet de transformer un système non-linéaire comme la mise en parallèle de plusieurs filtres linéaires multi-dimensionnels. Dans un formalisme discret, le système de Volterra s'écrit :

$$y(n) = \sum_i^P \sum_{k=0}^{M-1} h_i(k_1, \dots, k_i) x(n - k_1) \dots x(n - k_i)$$

où P est l'ordre et M la mémoire du système. J'ai représenté à l'ordre 2 une telle décomposition sur la

figure (5.6).

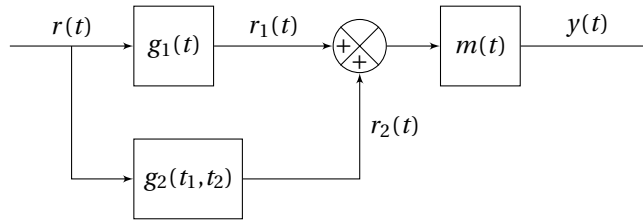


FIG. 5.6 – Décomposition (Volterra) d'ordre 2.

En imagerie de contraste, ma contribution concerne principalement la commande optimale. Je me suis focalisé d'abord sur l'imagerie de la résonance de l'agent de contraste. Puis j'ai abordé les techniques par retournement temporel filtré et par contrôle inverse adaptatif.

5.2.1 Imagerie adaptative de la résonance de l'agent de contraste :

Ce travail, que j'anime, résulte de l'encadrement de I. Voicu (stage M2R) et de S. Ménigot (Thèse).

En imagerie de contraste, il est communément admis que le produit de contraste en début d'examen est différent de celui en fin d'examen. Ceci est dû au fait qu'au fur et à mesure de l'examen les micro-bulles ont été plus souvent sollicitées et finalement détruites. Leur nombre et leur distribution ont donc changé. Si l'objectif est de réaliser une image échographique à la résonance linéaire ou non-linéaire du produit de contraste, il est alors important que le système puisse s'adapter à la nouvelle population de micro-bulles présentes dans le milieu à perfuser. C'est dans ce cadre que se place notre étude.

Considérons le problème de contrôle optimale avec contrainte. La fonction de coût à optimiser s'écrit :

$$J(u(t)) = \frac{K \int_{T_0}^{T_1} x^2(t) - \lambda(t)G(u(t), t) dt}{\int_{T_2}^{T_3} x^2(t) dt}, \quad (5.12)$$

où K est une constante, $\lambda(t)$ est un multiplicateur de Lagrange et $G(t)$ est l'équation différentielle de la micro-bulle (Rayleigh-Plesset généralisée) :

$$G(t) = \ddot{R}(t)R(t) + \frac{3}{2}\dot{R}(t)^2 + \frac{p_0 + \gamma u(t) - p_G(t)}{\rho_L} + \frac{4\eta_L}{\rho_L} \frac{\dot{R}(t)}{R(t)} + \frac{1}{\rho_L} \frac{2\sigma}{R(t)}, \quad (5.13)$$

où $u(t)$ est la commande optimale recherchée, R_0 est le rayon de la bulle et où η_L , ρ_L et γ sont des constantes physiques.

La résolution de ce problème de contrôle optimal n'a pas de solution analytique, seule une résolution numérique permet le calcul de la solution optimale. La nécessité de connaître les paramètres physiques du système non-linéaire étudié nous interdit une application directe en pratique. Toutefois, la représentation de cette solution nous conduit vers la recherche de solutions sous-optimales exploitables en pratique (voire figure (5.7)). Il sera alors plus aisé d'appréhender un problème d'optimisation paramétrique qu'un problème d'optimisation de forme.

Avant d'aller plus en avant, il est intéressant d'indiquer que dans le cas où l'équation différentielle de la micro-bulle est linéarisée :

$$G(t) = \ddot{\xi}(t) + \frac{4\eta_L}{R_0^2} \dot{\xi}(t) + \omega_R^2 \xi(t) + \frac{\gamma u(t)}{\rho_L R_0^2} = 0, \quad (5.14)$$

il est possible de résoudre formellement le problème. Nous montrons que la commande optimale qui maximise la fonction de coût s'écrit :

$$u^*(t) = \cos(-\omega_R t) e^{\alpha_R t}, \quad (5.15)$$

où α_R est une constante. Cette solution optimale est bien cohérente avec le fait que l'énergie maximum sera renvoyée lorsque la fréquence de la commande $u(t)$ sera égale à la résonance de la micro-bulle. A titre d'informa-

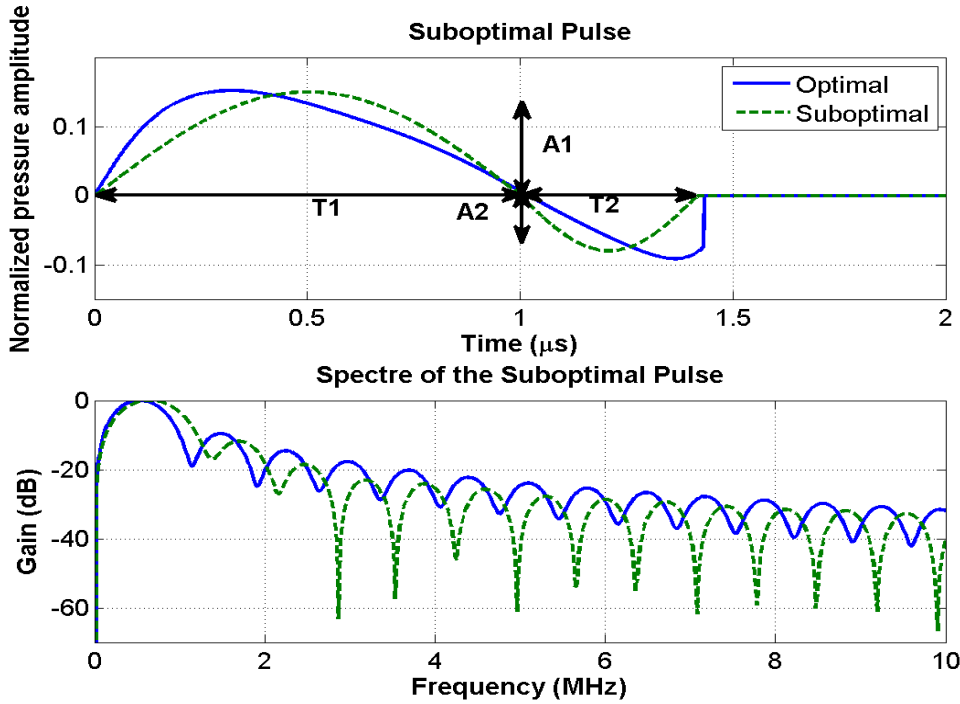


FIG. 5.7 – Représentations temporelle et fréquentielle de la solution optimale et sous-optimale de l’excitation de la bulle.

tion, je rappelle que la réponse impulsionnelle d’un système résonnant à l’ordre 2 s’écrit : $r(t) = \cos(\omega_R t)e^{-\alpha_R t}$ ce qui montre que la commande optimale est la version retournée de la réponse impulsionnelle.

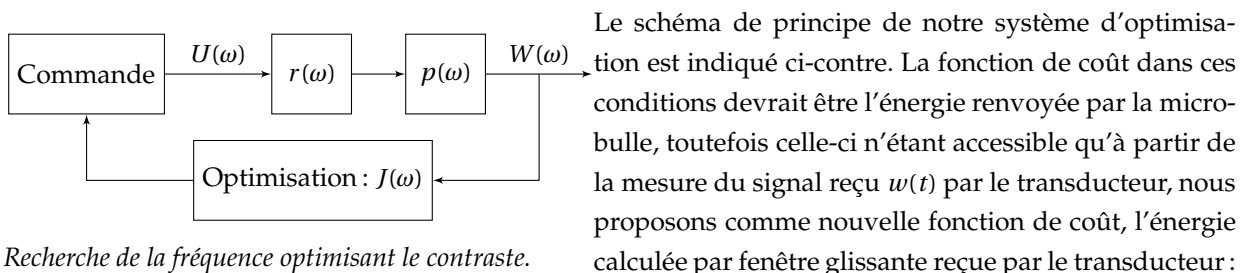
Notez à titre indicatif que ce problème d’optimisation est similaire à celui introduit par Canny et Deriche en traitement d’image, à part que dans notre cas c’est l’excitation que nous souhaitons modifier et non pas la réponse impulsionnelle du filtre de contours.

Ceci étant précisé, il n’en reste pas moins qu’il est relativement plus simple d’appréhender des problèmes d’optimisation de paramètres $\theta = [\omega_1, \omega_2, A_1, A_2]$ plutôt que des problèmes d’optimisation de formes (ou de fonction). En imposant donc une forme d’onde, nous restreignons notre étude à des solutions sous-optimales.

Nous nous proposons alors d’imposer une forme d’onde couramment utilisée en imagerie, puis de rechercher pour quelle fréquence le contraste est optimal. En imagerie de contraste la forme des signaux émis correspond à un train d’onde sinusoïdal : $u(t) = A \sum \text{Rect}_T(t - kT) \cos(\omega t)$. En imposant comme excitation une forme sinusoïdale, et comme variable $\theta = [\omega]$, nous cherchons maintenant une solution sous-optimale qui maximise le CTR :

$$\max_{\theta} (J(\theta)), \tag{5.16}$$

et qui doit conduire dans le cas linéaire à $\omega^* = \omega_R$ si la fréquence de résonance linéaire ou "non-linéaire" de la micro-bulle est incluse dans la bande passante du système d’imagerie (voir la figure (5.8)).



$$J = E_k = \sum x(t)^2 dt, \tag{5.17}$$

où k représente la k ième impulsion transmise dans le milieu exploré.

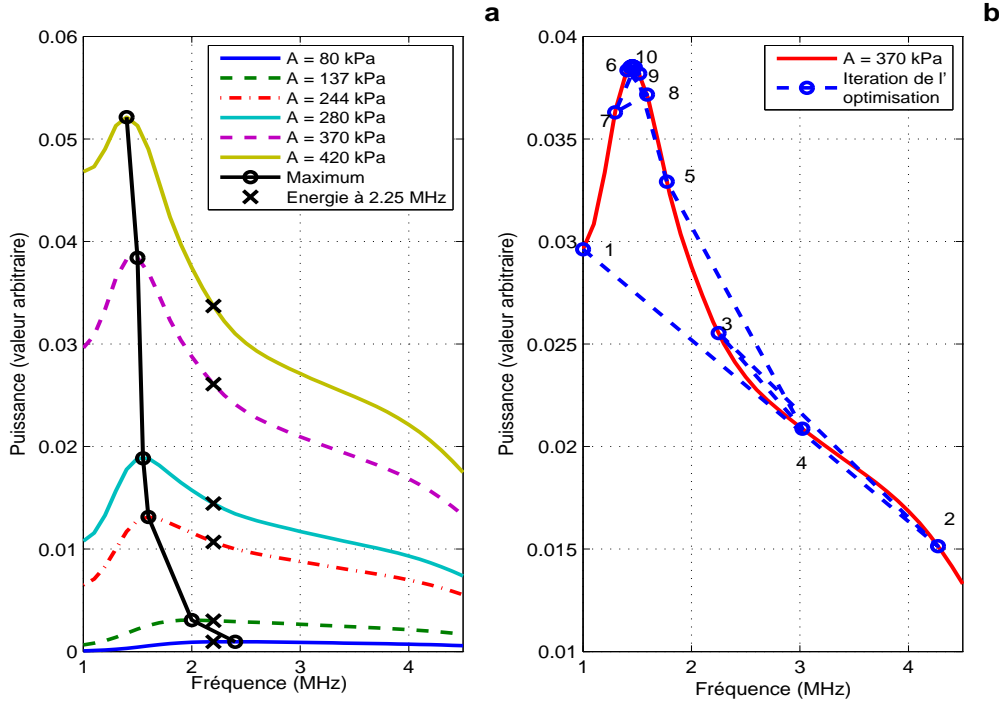


FIG. 5.8 – a) Résonance non-linéaire de la bulle d'air pour différents niveaux de pression et pour différentes fréquences. b) Position des itérations.

Le temps entre deux impulsions transmises est la période de répétition des tirs (PRF en anglais). Ici, contrairement aux applications traditionnelles de filtrage adaptatif où l'optimisation est réalisée à chaque échantillon n du signal, l'optimisation a lieu à chaque période PRF, c'est-à-dire tous les k .

La variable de contrôle étant la fréquence ω , la minimisation de la fonction de coût conduit à calculer $\partial J/\partial \omega = 0$. Nous avons vérifié que pour différents niveaux de pression, la fonction à maximiser possède bien un maximum globale (voir la figure (5.8)). Dans ce cas de figure, nous avons testé plusieurs algorithmes, ici je ne présenterai que l'algorithme itératif bien connu de gradient :

$$\omega_{k+1} = \omega_k + \alpha_k \nabla J(\omega), \quad (5.18)$$

où α_k est un paramètre qui règle la vitesse de convergence et $\nabla J(\omega) = (E_k - E_{k-1}) / (\omega_k - \omega_{k-1})$.

Les simulations et les résultats expérimentaux sont vraiment intéressants puisqu'ils montrent d'une part que la fréquence optimale converge vers une valeur stable (voir la figure (5.9)) et d'autre part que cette convergence est rapide (à peine 10 itérations). Le gain qui correspond au rapport entre l'énergie reçue à la fréquence centrale du transducteur et l'énergie mesurée à la fréquence réémise dépasse les 12 dB.

Après nous être restreint à un paramètre $\theta = [\omega]$, nous nous sommes penchés sur la recherche simultanée de deux paramètres $\theta = [\omega_1, \omega_2]$ qui maximise $\max_{\theta} (J(\theta))$, $A_1 = A_2 = A$. Les résultats sont indiqués sur la figure 5.10. Nous montrons qu'au prix d'une complexité accrue, les performances en terme de gain sont meilleures lorsque les deux variables ω_1 et ω_2 sont optimisées. La prochaine étape sera la recherche simultanée de plusieurs paramètres. Pour l'instant nous nous sommes restreint à $\theta = [\omega_1, \omega_2, A_1, A_2]$, mais nous comptons bien augmenter ce nombre.

5.2.2 Imagerie par retournement temporel filtré :

Ce travail, que j'anime, résulte d'un travail préliminaire avec I. Voicu (M2R) et fait actuellement l'objet de la Thèse de S. Ménigot et du stage de M2R de F. Sbeity.

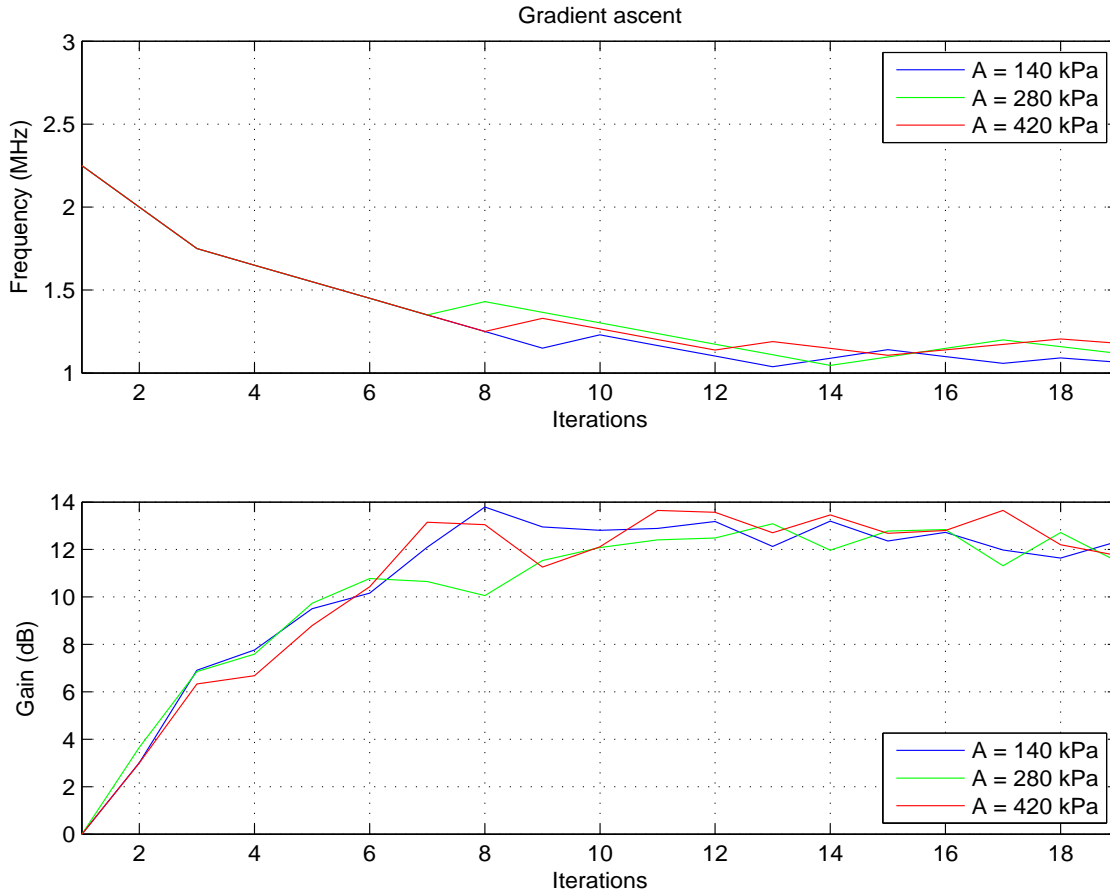


FIG. 5.9 – Résultats expérimentaux par la méthode du gradient. Fréquence optimale et gain (ref=énergie à la fréquence centrale du transducteur)

Retournement temporel filtré : Nous avons attaqué le problème sous un angle d'identification-retournement temporel. L'idée est d'identifier l'agent de contraste représenté par la réponse impulsionnelle $r(t)$ par un filtre optimal en ajustant de façon adaptative les paramètres du filtre (voir le schéma de la figure ci-dessous), $r(t)$ n'étant pas directement accessible, c'est donc $p(t)$ qui est identifié.

Ici, l'idée n'est pas d'imposer une forme d'onde et d'optimiser les paramètres du signal $\theta = [\omega_1, \omega_2]$, mais d'identifier un système, linéaire ou non linéaire, à partir du signal rétrodiffusé par un filtre de structure imposée (filtre paramétrique, AR, ARMA, NARMA par exemples). Cette identification peut s'effectuer de deux façons, soit par fenêtre glissante soit de façon itérative. Ce qui est intéressant dans cette approche, c'est que l'optimisation est linéaire puisque les modèles utilisés sont linéaires avec les paramètres du filtre.

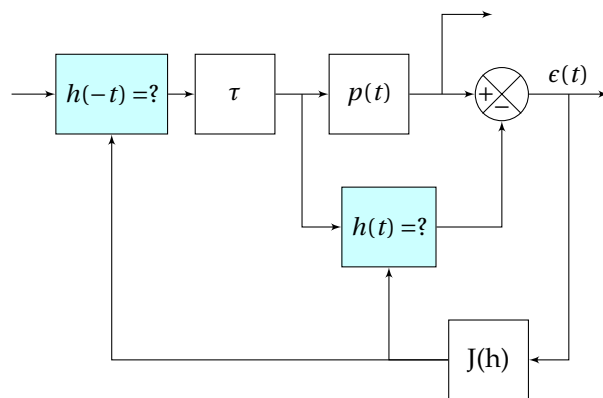


Fig. Imagerie par retournement temporel filtré.

L'idée ici consiste à transmettre dans le milieu perfusé une onde, n'importe laquelle²¹ pourvue qu'elle délivre suffisamment d'énergie pour le traitement en réception. A partir du signal reçu, la procédure d'optimisation propose des paramètres qui permettent de construire un signal artificiel qui sera transmis dans le milieu à la prochaine itération. Au bout d'environ quatre itérations le système a convergé. L'algorithme que nous avons utilisé est l'algorithme des moindres carrés récursifs avec facteur d'oubli (RLS- λ) avec un modèle AR. D'autres

21. Nous n'avons pas encore démontré si la forme de l'onde initiale joue un rôle important dans l'optimisation.

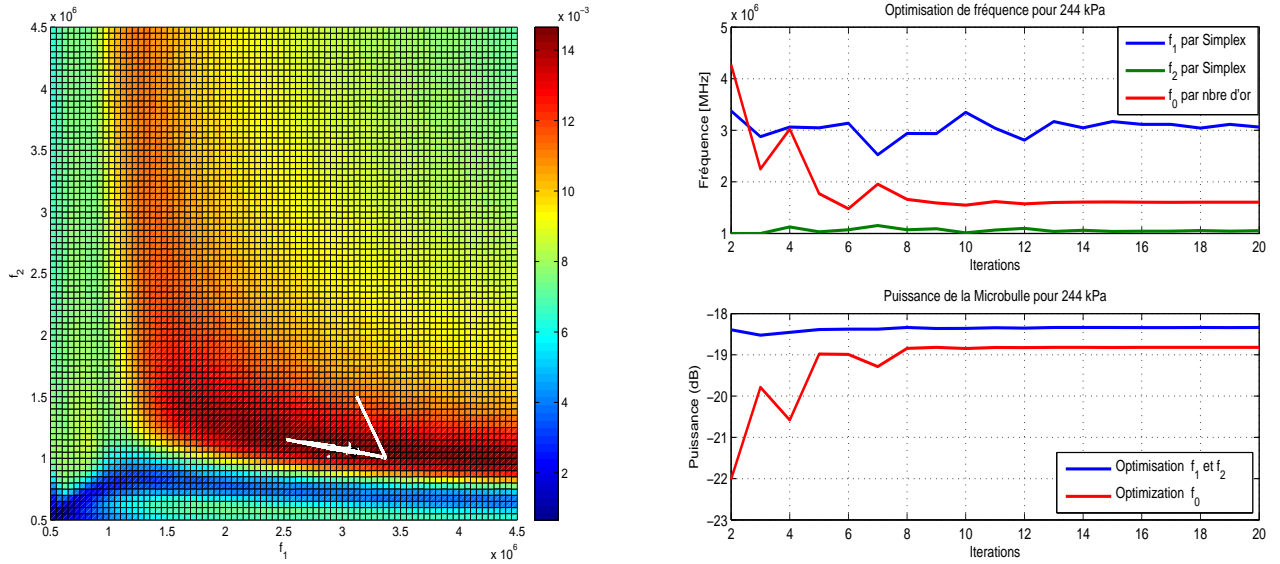


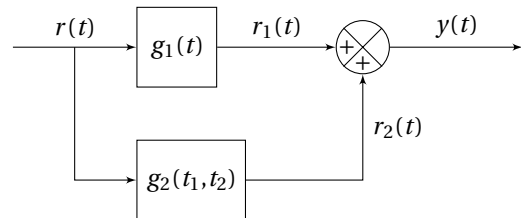
FIG. 5.10 – Résultats expérimentaux par la méthodes du gradient. Fréquences optimales et gain (ref=énergie à la fréquence centrale du transducteur)

algorithmes peuvent être trouvés dans (129).

Si nous comparons la technique d'imagerie standard et la technique de retournement temporel, le gain en faveur de la technique de retournement temporel est de 12 dB en simulation et de 4.5 dB *in vitro* (voir la figure (5.11)). Si nous comparons la technique de retournement temporel standard et la technique de retournement temporel filtré, nous obtenons un gain supplémentaire de 1.5 dB *in vitro*.

Identification de Volterra. La même procédure peut être utilisée en décomposant le signal rétrodiffusé dans une base de Volterra.

Là aussi, l'optimisation est linéaire puisque les modèles utilisés sont linéaires avec les paramètres du filtre. Dans ce cas l'algorithme pourra être par bloc ou itératif. Ce qui est intéressant ici c'est qu'il est possible d'utiliser le même formalisme utilisé par Vignon (114) pour faire le retournement temporel en considérant cette fois-ci plusieurs filtres en parallèle (2 dans le schéma indiqué ci-contre).



Décomposition (Volterra) d'ordre 2.

En utilisant le formalisme matriciel indiqué dans (114) exprimant ici l'effet d'une barrette d'imagerie complète, le signal issu exclusivement de la zone focale j s'écrit :

$$I_j(\omega) = \underline{E}^T(\omega) \underline{H}(\omega)^T \underline{r}(\omega) \underline{H}(\omega) \underline{E}(\omega),$$

où \underline{E} est le vecteur signal émis, \underline{H} est la matrice de propagation et \underline{r} est le vecteur des reflectivités.

En supposant que la contribution de la micro-bulle puisse s'exprimer sous la forme de deux termes (si limité à l'ordre 2) $r_1(t)$ et $r_2(t)$, alors le signal issu de la zone focale s'exprime lui aussi sous la forme de deux termes : $I_j(\omega) = I_{j,1}(\omega) + I_{j,2}(\omega)$. Le terme linéaire $I_{j,1}(\omega)$ s'écrit :

$$I_{j,1}(\omega) = \underline{E}^T(\omega) \underline{H}(\omega)^T \underline{r}_1(\omega) \underline{H}(\omega) \underline{E}(\omega) \quad (5.19)$$

et le terme quadratique $I_{j,2}(\omega)$ s'écrit :

$$I_{j,2}(\omega) = \underline{E}^T(\omega) \underline{H}(\omega)^T \underline{r}_2(\omega) \underline{H}(\omega) \underline{E}(\omega) \quad (5.20)$$

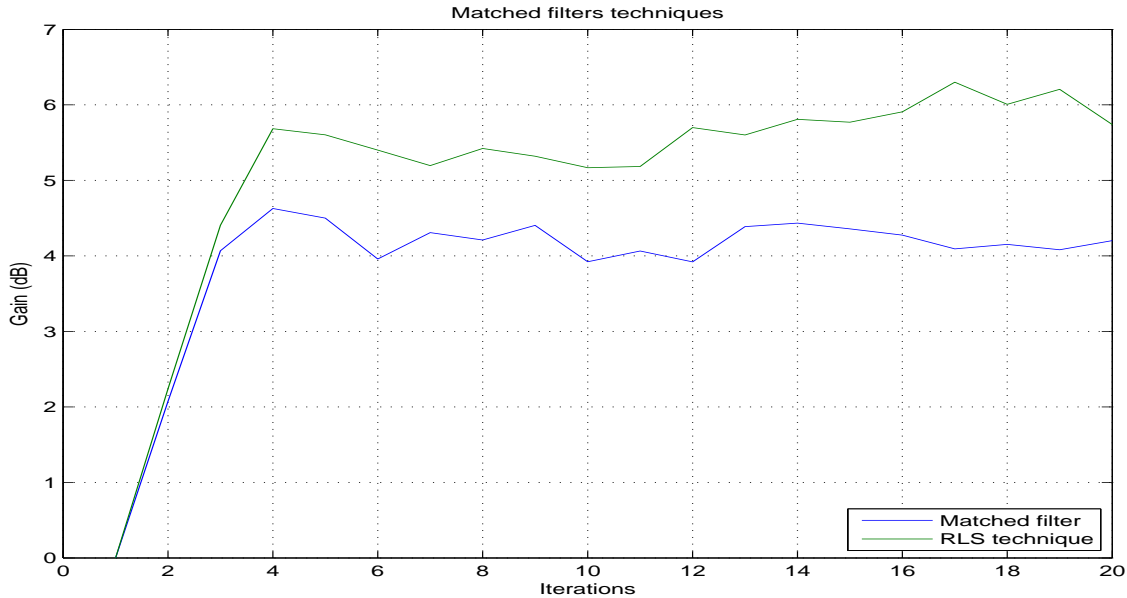


FIG. 5.11 – Gain obtenu en comparant le méthode de retournement temporel non filtré et la méthode de retournement temporel filtré (filtre adaptatif RLS).

Ceci indique qu'il est possible de renvoyer un onde retournée combinant les deux termes (linéaire et quadratique). Ceci implique aussi qu'il est possible d'utiliser en parallèle les opérateurs de retournement temporel (125) pour la contribution linéaire et la contribution non-linéaire (la méthode DORT). Ce point de vue est original puisqu'il n'a pas été encore considéré. Il reste toutefois à valider l'hypothèse de la décomposition de Volterra.

Modélisation NARMA/Volterra *Ce travail est en cours avec F. Sbeity (M2R Liban) que j'encadre.*

Pour des applications d'identification et de filtrage (inverse ou autre), nous avons déjà étudié la décomposition de Volterra. Ici, nous voulons aller plus loin dans la modélisation et considérer le modèle NARMA (Nonlinear AutoRegressive Moving Average).

L'identification et la modélisation du signal renvoyé par le produit de contraste est possible en considérant la modélisation NARMA qui prend en compte les informations passées des signaux en entrée $x(t)$ et en sortie $y(t)$ du système et les interactions entrée/sortie. A l'ordre 2 le signal NARMA s'écrit :

$$y(n) = A(n) + B(n) + C(n) + D(n) + E(n)$$

$$\text{où } A = \sum_{i=1}^p a_i y(n-i), B(n) = \sum_{j=0}^q b_j x(n-j), C(n) = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p c_{i,j} y(n-i)y(n-j),$$

$$D(n) = \sum_{i=0}^q \sum_{j=0}^q d_{i,j} x(n-i)x(n-j), E(n) = \sum_{i=1}^p \sum_{j=0}^q e_{i,j} y(n-i)x(n-j).$$

p et q représentent la mémoire des modèles $AR(p)$ et $MA(q)$. Plusieurs configurations du modèle sont possibles : le modèle est dit $AR(p)$ pour $y(n) = A(n)$, le modèle est dit $MA(q)$ pour $y(n) = B(n)$, le modèle est dit $NAR(p)$ pour $y(n) = A(n) + C(n)$, le modèle est dit $NMA(q)$ ou de Volterra pour $y(n) = B(n) + D(n)$.

Avec F. Sbeity, nous avons montré pour l'instant que les ordres et mémoires du modèle $NAR(P,M)$ qui garantissent une erreur inférieure à 1% sont par exemples , $NAR(3,8)$, $NAR(4,6)$, $NAR(5,6)$, $NAR(6,6)$. A titre d'illustration je montre en figure (5.12) le signal rétrodiffusé par la micro-bulle et le signal modélisé $AR(M=10)$ et $NAR(P=4,M=10)$. Les résultats sont très encourageant mais demande à être poursuivis.

5.2.3 Imagerie par contrôle inverse adaptatif :

Ce travail que j'anime résulte d'une collaboration entre I. Voicu (M2R) et S. Ménigot (Thèse).

Ici j'ai revisité le filtrage inverse d'un point de vue contrôle optimale adaptatif. L'idée ici revient à émettre la réponse impulsionnelle inverse qui a été obtenue par filtrage inverse (voir la figure (5.13)). Ce point de vue,

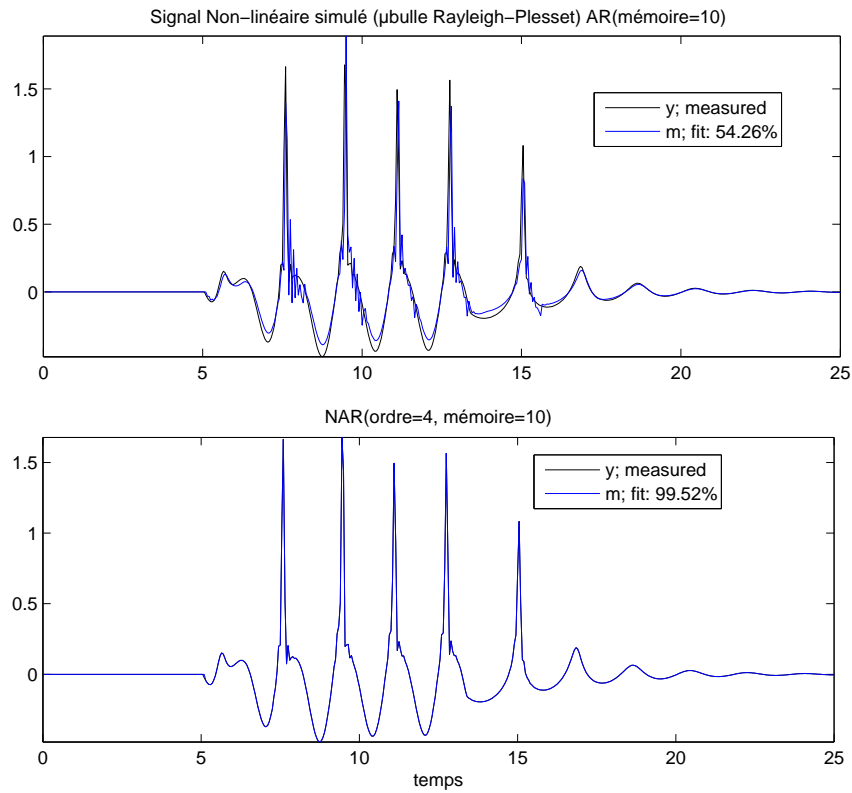


FIG. 5.12 – Signal non-linéaire de la bulle d’air. Modélisations AR(10) avec une erreur de 54%. Modélisation NAR(4,10) avec une erreur de 1%.

comme dans le cas du retournement temporel, peut être abordé avec la décomposition de Volterra (voir la figure (5.14)).

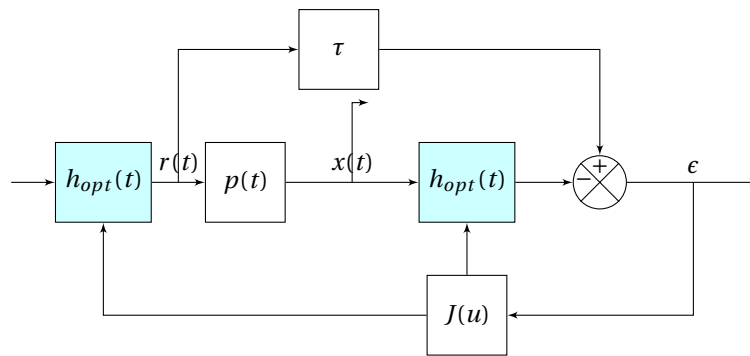


FIG. 5.13 – Contrôle inverse adaptatif

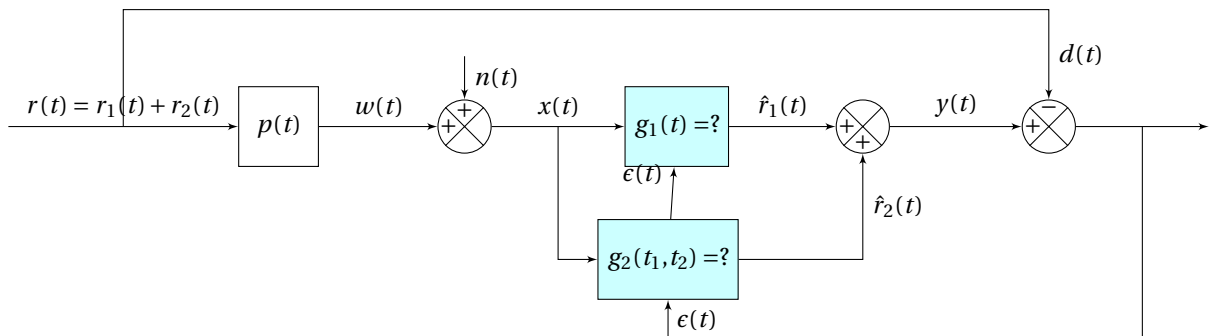


FIG. 5.14 – contrôle inverse adaptatif de Volterra.

Ce travail qui vient juste de débiter est en cours, il fait partie des perspectives à court terme de mon activité de recherche.

5.3 Signal en imagerie Doppler

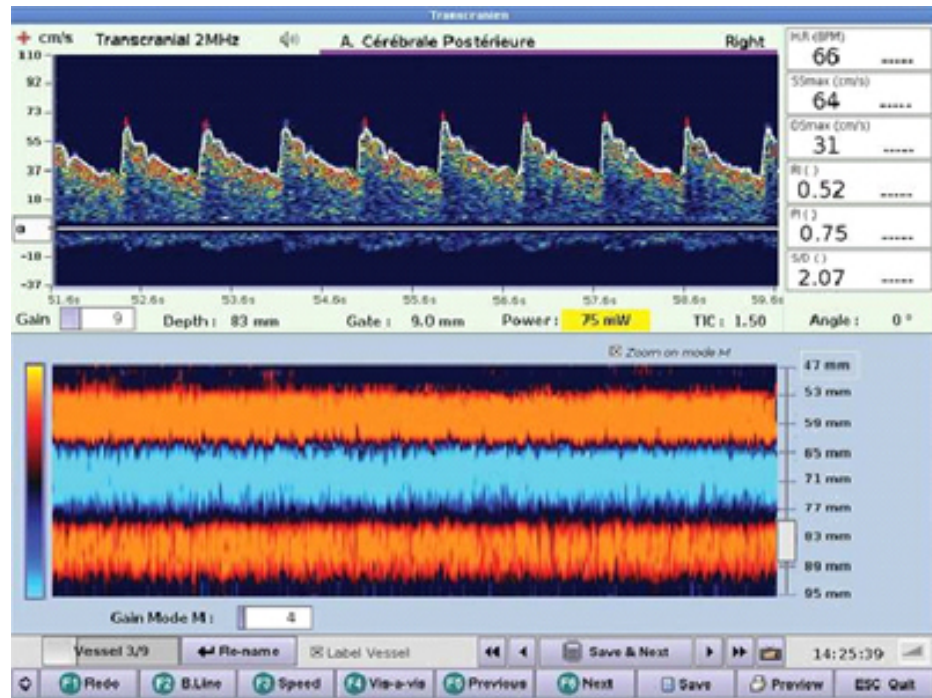


FIG. 5.15 – Système M-Mode de Atys Médical.

5.3.1 Le Doppler transcrânien

En Doppler transcrânien, les champs d'investigation que je poursuis seul actuellement concernent principalement 5 pistes :

1. la mise en oeuvre d'un système transcrânien holter en collaboration avec la société ATYS Médical et le CHU de Lille. L'examen actuel de 30 minutes n'est pas suffisamment long pour mettre en évidence la présence de micro-embolies. Toutefois une durée supérieure à 30 minutes en l'état n'est pas concevable pour le patient et l'équipe médicale. Disposer d'un système transcrânien Doppler portable d'enregistrement couplé à une station de post-traitement lèveraient le verrou principal qui limite les performances actuelles des Doppler transcrâniens à savoir la détection temps réelle;
2. la détection multi-canal avec le système transcrânien M-mode. En effet aujourd'hui le système M-mode est très utilisé pour positionner le système de contention et le casque grâce à ses M-canaux qui permettent une visualisation en profondeur du site vasculaire exploré. Toutefois, le système actuel ne détecte les micro-embolies que dans un seul canal. Nous voulons proposer une détection multi-canal d'une part pour améliorer la précision et la robustesse des détecteurs existants et d'autre part pour élargir le champ exploratoire de détection. Les techniques synchrones, en sous-bande et paramétriques seront investiguées;
3. je souhaite étudier l'apport du contrôle optimal dans les Doppler transcrâniens que se soit pour la détection, discrimination ou réjection;
4. la validation clinique des différentes techniques de détection. Notre étude précédente a montré qu'il était possible de détecter beaucoup plus de micro-embolies de petites tailles. Ce travail doit être validé cliniquement avant une implémentation dans un appareil du commerce;
5. la mise en oeuvre d'un nouveau Gold standard. En effet nous avons montré qu'il était possible de détecter des micro-embolies encore indétectables aujourd'hui et plus particulièrement des micro-embolies inaudibles. Ceci remet en cause le Gold standard actuel et nous incite à en proposer un nouveau;
6. Détection synchronisée des micro-embolies directement sur les images du DTCC.

5.3.2 Le Doppler foetal

Ce travail s'effectue avec I. Voicu que j'encadre.

En Doppler foetal, les pistes explorées concernent la mise en place :

1. de différentes techniques de classification. En effet, actuellement seule une technique non supervisée (analyse en composantes principales) a été réalisée. Je souhaite compléter cette étude par d'autres méthodes non supervisées comme celles des cartes auto-organisées de Kohonen et par des méthodes supervisées comme les réseaux de neurones (perceptrons multi-couches et fonction de base radiale) et les machines à vecteurs supports. L'ensemble des techniques existantes supervisées ou non-supervisées seront explorées;
2. de techniques de mesure de la variabilité du rythme cardiaque foetale. L'étude de la variabilité du rythme cardiaque foetale n'a pas encore donnée de résultats probants. L'étude doit être approfondie en ne détériorant pas les données existantes;
3. de techniques de détection de pseudo-respiration. La détection de pseudo-respiration étant de prime abord très difficile, nous ne l'avons pas encore abordée, bien qu'elle entre comme un critère du score de Manning. Je souhaite me pencher sur ce problème et de ce fait améliorer le score électronique.

Quatrième partie

Perspective de recherche

Chapitre 6

Analyse géométrique des séries temporelles

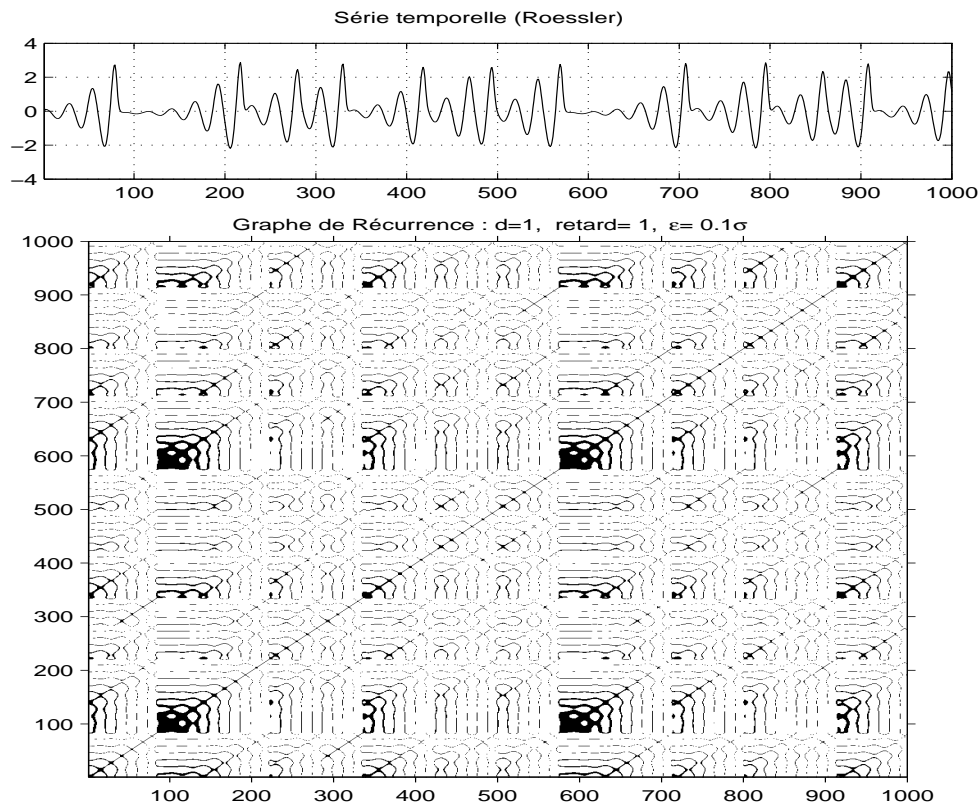


FIG. 6.1 – Graphe de récurrence (Système de Roessler).

Quant on aborde l'étude des séries temporelles issues de systèmes dynamiques non-linéaires à l'aide d'outils de la théorie du chaos, les données ne sont pas étudiées dans le domaine temporel. Pour observer la dynamique du système, il faut représenter les données dans un espace de plus grande dimension : le diagramme de phases. Ce dernier joue le même rôle que l'espace des fréquences pour les signaux issus de systèmes linéaires, c'est un domaine de représentation où l'information y est plus ou moins décorrélée.

Il est possible d'identifier un espace (diagramme de phase) formellement équivalent à l'espace original dont est issue la série temporelle observée (théorème de Takens). Il faut donc d'une part rechercher la dimension de l'espace de représentation qui convient, mais aussi garantir que les données y soient plus ou moins indépendantes. La recherche de la dimension adéquate est obtenue en recherchant si des points voisins d'un

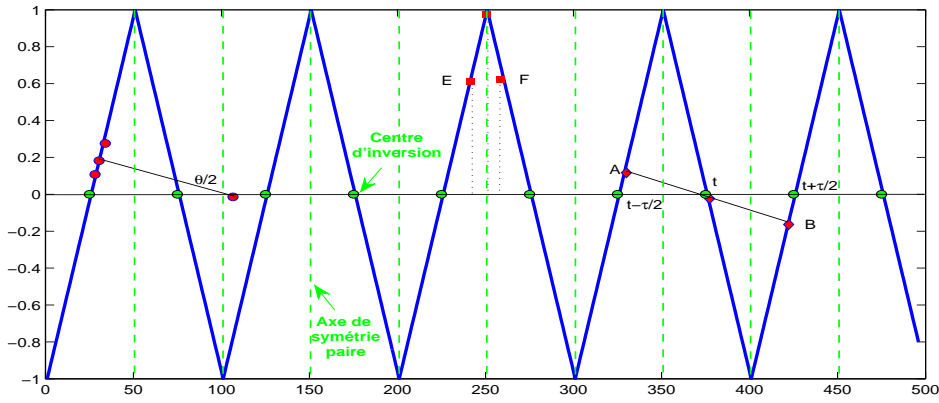


FIG. 6.2 – Signal triangulaire.

espace de dimension d restent des points voisins dans l'espace $d - 1$. Si ce voisinage n'est plus vrai d'une dimension d à une autre dimension $d - 1$, alors la dimension d est celle de l'espace adéquate. La recherche des d signaux indépendants est alors assurée par le calcul de l'information mutuelle ou de notre technique basée sur longueur présentée au chapitre 3 . Les d signaux indépendants seront extraits à partir de la série temporelle aux différents instants τ^* où l'information mutuelle s'annule. Le vecteur composé des d signaux est donc finalement : $y(t) = [x(t), x(t + \tau^*), x(t + 2\tau^*), \dots, x(t + (d - 1)T\tau^*)]$. Une fois l'espace de phase construit, plusieurs invariants peuvent être calculés (Dimension de corrélation, exposant de Lyapunov, ...).

Toutefois, pour les systèmes de dimension supérieure à trois, il est difficile de percevoir complètement la dynamique du système voire d'en extraire une information pertinente. La structure de l'attracteur exprimée par des trajectoires plus ou moins complexes, répond à une certaine organisation qui révèle la présence de motifs (patterns). Ces motifs soulignent la présence de récurrences et la présence de corrélations. C'est en se basant sur ces récurrences que J.P. Eckmann et D. Ruelle (137) ont proposé un graphe de nommé graphe de récurrence (RP: Recurrence Plot).

Le graphe de récurrence (140; 138; 143; 141; 142; 146)(voir la figure 6.1) est un outil incontournable dans l'étude des systèmes dynamiques non-linéaires puisqu'il permet de résumer l'information multidimensionnelle dans une représentation bidimensionnelle. Les graphes de récurrence occupent aujourd'hui une place de choix dans la caractérisation de systèmes dynamiques. Il a été avantageusement appliqué en cardiaque avec les travaux de (144) et (141). Toutefois bien que la complexité dimensionnelle en ait été réduite, il faut calculer des paramètres quantitatifs²² en raison notamment de la présence de trop nombreux motifs très disparates. A titre indicatif, les lignes parallèles à la première bisectrice révèle la présence de récurrences. D'un point de vue formel, le graphe de récurrence est une matrice binaire qui vaut l'unité lorsque deux points voisins du diagramme de phase sont inclus dans une sphère de rayon r , et qui vaut zéro lorsqu'ils sont distants de plus de r :

$$M^{(d)}(n,k,r) = \Theta(r - \|\delta(n,k)\|), \tag{6.1}$$

où $\Theta(\cdot)$ est la fonction échelon d'Heaviside, où $\|\delta(n,k)\| = \|\vec{x}_n - \vec{x}_k\|$ est une distance, où d est la dimension de l'espace des phases et \vec{x}_n, \vec{x}_k sont les trajectoires aux points n et k . Parce que les points extraits des espaces de phase de faibles dimensions ($d \leq 2$) ne sont pas exclusivement composés de points récurrents , il est conseillé de travailler sur des graphes de dimension plus élevée.

Ma contribution dans le domaine est originale puisqu'elle n'a jamais été abordée en signal, il s'agit de l'étude des symétries dans les séries temporelles et les diagrammes de phase. Mon travail généralise les

22. Les principaux paramètres de quantification (RQA: recurrence quantitative analysis) sont le taux de récurrence: $TR = \frac{1}{N^2} \sum_n \sum_k RP_x^{d,r}$, la fréquence des distributions de longueur des petites lignes diagonales $DET = \left(\sum_{i=l_{min}}^N iP(i) \right) / TR$ où $P(i)$ est le vecteur des longueurs, la divergence: $Div = 1/L_{max}$ où L_{max} est la longueur la plus grande des lignes diagonales et l'entropie de Shannon des lignes diagonales.

graphes de récurrence qui sont très utilisés dans l'analyse des séries temporelles. En ouvrant de nouvelles voies, ce travail constitue mes perspectives de recherche à moyen terme.

6.1 Isométrie et symétrie :

En poursuivant mon analyse géométrique sur les séries temporelles (voir le chapitre 3), j'ai remarqué qu'il était possible d'exprimer la présence de corrélations à travers la présence d'éléments de symétrie (centres et axes).

L'observation des symétries dans la nature a toujours suscité un certain enthousiasme de part leur beauté, mais la notion de symétrie est aussi un concept fondamental qui est devenu un des outils les plus utilisés en physique puisqu'il a été démontré qu'en pratique toutes les lois de la nature possèdent des symétries (132),(134), (133). Le concept de symétrie s'étend à presque toutes les disciplines scientifiques en raison de sa description tirée de la théorie des groupes. Indépendamment de son attrait esthétique, la symétrie rend possible la description précise des propriétés géométriques et d'invariance temps-espace de systèmes physiques. Elle permet aussi d'appréhender de façon plus simple et élégante l'étude de systèmes physiques. La symétrie est aujourd'hui un ingrédient essentiel qui n'est plus possible d'ignorer dans l'étude des systèmes et des phénomènes physiques sous-jacents. Toutefois, l'étude des symétries des séries temporelles issues de systèmes dynamiques n'a jamais été étudiée bien que la série temporelle, comme de diagramme de phase, reflètent en partie les propriétés dynamiques des systèmes.

Avant d'entamer l'étude des liens entre corrélation/récurrence/symétrie, commençons l'étude des liens entre isométrie et symétrie. Une isométrie est une transformation géométrique qui préserve les distances entre deux points. On appelle symétrie d'un objet géométrique, toute isométrie qui laisse cet objet invariant globalement.

Traditionnellement, l'étude des symétries consiste à appliquer des transformations isométriques sur un objet qui le laisse invariant. En dimension deux, les isométries qui appartiennent à un groupe (le groupe des isométries : identité, rotation, réflexion orthogonale et translation) sont des transformations affines qui peuvent s'écrire :

$$\mathbf{Y}' = \mathbf{M}\mathbf{Y} + \mathbf{C}, \quad (6.2)$$

où $\mathbf{Y}' = [n', y']^T$, $\mathbf{Y} = [n, y]^T$, $\mathbf{M} = \begin{pmatrix} e & f \\ g & h \end{pmatrix}$, et $\mathbf{C} = \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix}$. Ces opérations vérifient par conséquent la condition d'isométrie $n'^2 + y(n')^2 = t^2 + y(n)^2$ (impliquant $e^2 + g^2 = 1, f^2 + h^2 = 1, ef + gh = 0$). Les isométries sont respectivement, l'identité \mathbf{I} , la rotation \mathbf{R} , la réflexion orthogonale \mathbf{O} et la translation \mathbf{T} :

$$\mathbf{R}(\theta) = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{O}(\theta) = \begin{pmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ \sin\theta & -\cos\theta \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{T}(\alpha, \beta) = [\alpha, \beta]^T,$$

où θ est un angle et α, β des translations.

Pour évaluer quels sont les points symétriques dans une série temporelle²³, nous devons appliquer une isométrie en un point donné $[y(n - k/2), n - k/2]$ puis vérifier que le point transformé $[y(n'), n']$ est symétrique par rapport à un élément de symétrie : un axe ou un centre.

Considérons trois exemples :

1. En considérant le point $[y(n - k/2), n - k/2]$ (voir le schéma symétrie paire P.88) par rapport à un axe situé au point $[y(n), n]$, son symétrique pair est le point $[y(n + k/2), n + k/2]$. Ce dernier est obtenu en utilisant les

23. Il est intéressant de noter que pour adapter le concept d'isométrie à celui de séries temporelles, les variables (amplitude et temps) doivent être rendues adimensionnelles. En procédant ainsi nous transformons une série temporelle en un graphe bi-dimensionnel sur lequel les transformations isométriques pourront être appliquées.

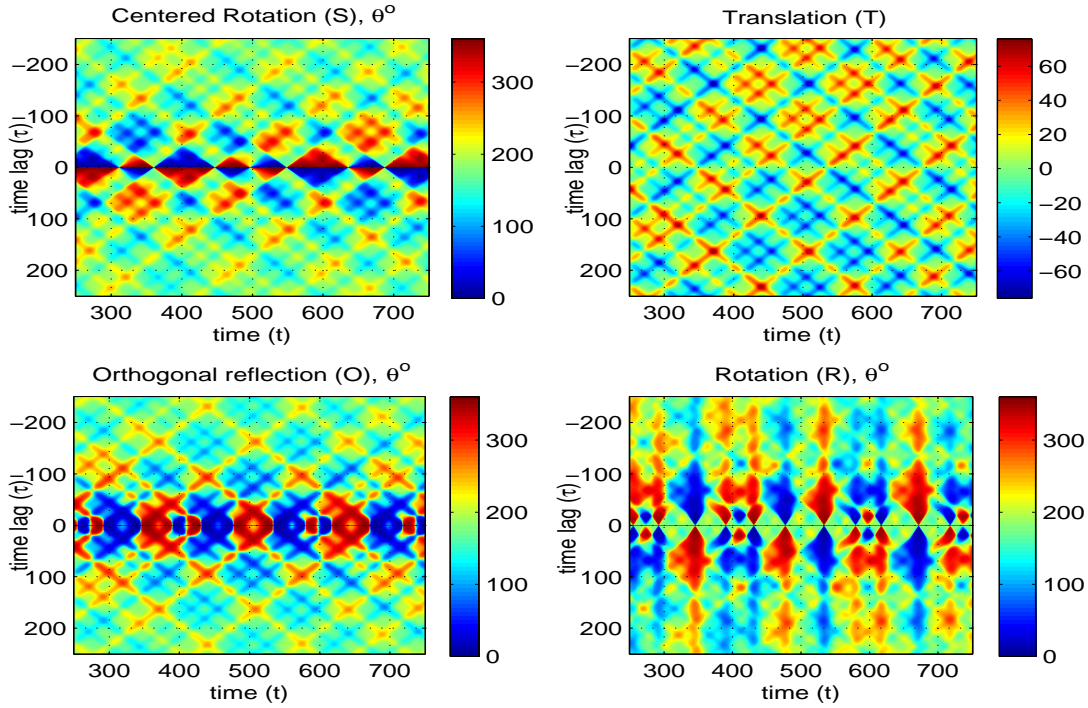
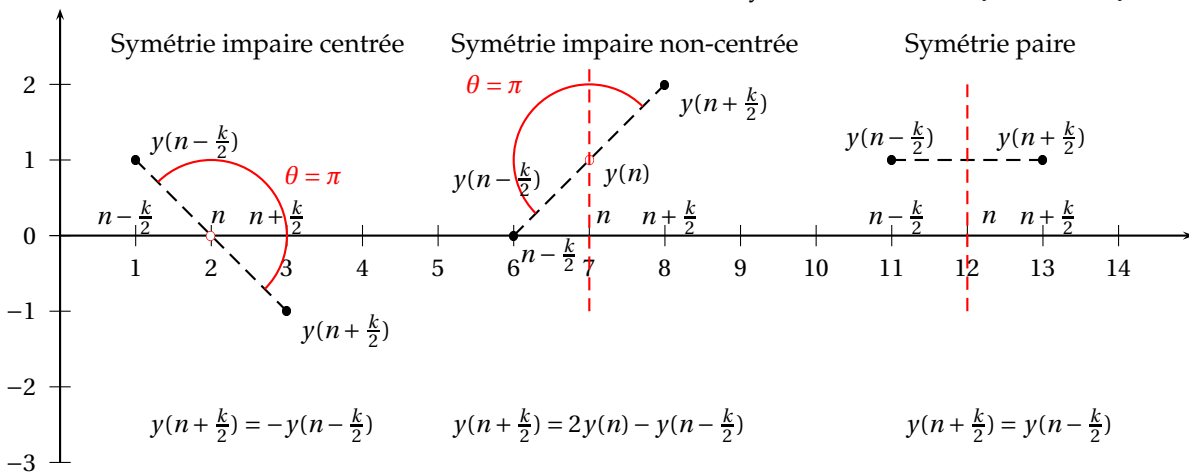


FIG. 6.3 – Graphes d'isométrie pour le système de Lorenz.

isométries $\mathbf{O}(\pi)$ et $\mathbf{T}(2n, y(n+k/2) - y(n-k/2))$ et la condition de symétrie est $\delta(n, k) = y(n-k/2) - y(n+k/2) = 0$;

2. En considérant le point $[y(n-k/2), n-k/2]$ (voir le schéma symétrie impaire non centrée) par rapport à un centre situé au point $[y(n) \neq 0, n]$, son symétrique impair est le point $[y(n+k/2), n+k/2] = [2y(n) - y(n-k/2), n+k/2]$. Ce dernier est obtenu en utilisant les isométries $\mathbf{R}(\pi)$ et $\mathbf{T}(2n, 2y(n))$ et la condition de symétrie est $\delta(n, k) = 2y(n) - (y(n-k/2) - y(n+k/2)) = 0$;
3. En considérant le point $[y(n-k/2), n-k/2]$ (voir le schéma symétrie impaire centrée) par rapport à un axe situé au point $[0, n]$, son symétrique impair est le point $[-y(n+k/2), n+k/2]$. Ce dernier est obtenu en utilisant les isométries $\mathbf{R}(\pi)$ et $\mathbf{T}(2n, 0)$ et la condition de symétrie est $\delta(n, k) = y(n-k/2) + y(n+k/2) = 0$.



Les graphes d'isométrie $\mathcal{R}_\theta(n, k)$, $\mathcal{O}_\theta(n, k)$ et $\mathcal{T}_{\alpha, \beta}(n, k)$ propres à chaque signal (voir la figure (6.3)) sont obtenus en mesurant les translations (α, β) et les angles (θ) des isométries $(\mathbf{R}, \mathbf{O}, \mathbf{T})$ pour différentes valeurs de n et pour différents décalages $k/2$ autour de la valeur n . Notez qu'en prenant le module de $\mathcal{T}_{\alpha, \beta}(n, k)$, le lecteur pourra reconnaître la définition du graphe de récurrence non seuilé (145). C'est en partie à partir de cette remarque qu'un lien entre isométrie et graphe de récurrences a été établi. A partir de ce même graphe, en calculant les projections suivant les deux axes n et k , on obtient (après normalisation) le coefficient de similarité (défini dans le chapitre 3) et le coefficient de symétrie.

Les nouveaux graphes de récurrences propres à chaque signal que je propose sont obtenus à partir des

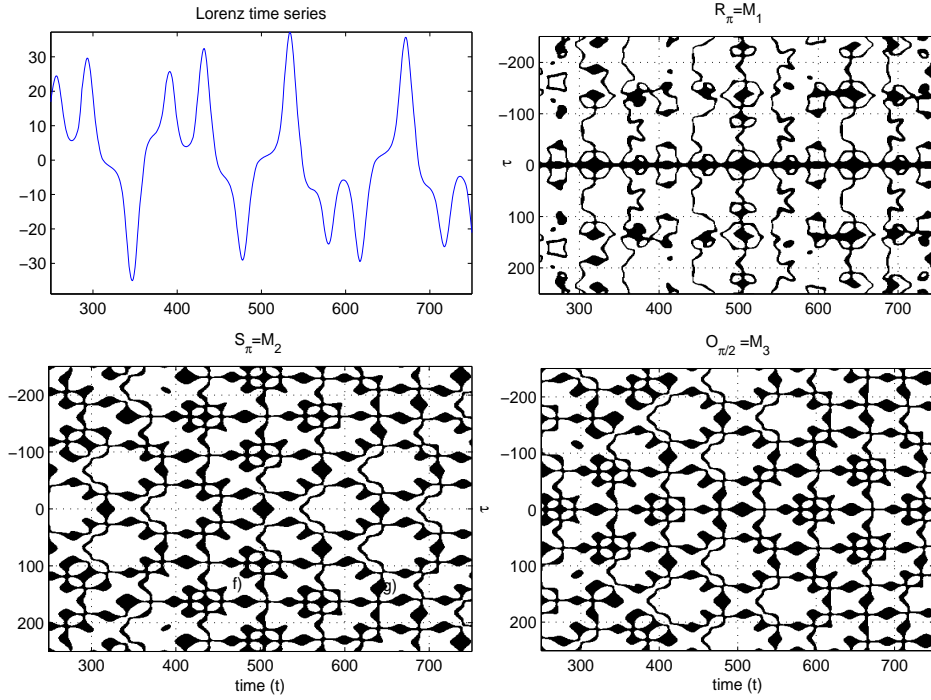


FIG. 6.4 – Graphes de récurrence (M_3 pair, M_1 impaire centrée, M_2 impaire non-centré) de la série temporelle de Lorenz.

graphes d'isométrie en appliquant la condition de symétrie $\|\delta(n,k)\| \leq r$. Cette approche est similaire à celle qui consisterait à appliquer d'abord une transformation autour du point n pour différentes valeurs du décalage $k/2$, puis à en vérifier l'invariance.

Pour les séries temporelles, les graphes de récurrences \mathcal{M} que je propose sont des matrices définies comme suit :

$$\mathcal{M}^{(1)}(n,k,r) = \Theta(r - \|\delta(n,k)\|), \quad (6.3)$$

où $\Theta(\cdot)$ est la fonction échelon d'Heaviside, $\delta(n,k)$ est une distance, le superscript ⁽¹⁾ indique que l'opération a eu lieu en dimension un, et r a le rôle d'un seuil. La valeur de ce seuil r a un rôle important puisqu'il définit la marge d'erreur pour laquelle un point est identique à un autre point proche. Cette matrice $\mathcal{M}^{(1)}(n,k,r)$ est égale à l'unité pour $(r - \|\delta(n,k)\|) \geq 0$ et le graphe correspondant est représenté par un point noir, autrement la matrice est égale à zéro et le graphe correspondant est représenté par un point blanc (voir la figure (6.4)).

Considéré comme un exemple standard dans l'étude des systèmes dynamiques, j'ai reporté en figures (6.3, 6.4), les matrices d'isométries et de récurrences (symétries locales) de la série temporelle du système de Lorenz ($\sigma = 28, r = 100, b = 8/3$). Notez que les valeurs d'angle les plus probables (dans les graphes d'isométrie) sont pour la rotation et la réflexion orthogonale $\theta = \pi$ et que les translations les plus probables sont $\alpha = \beta = 0$. Il est assez intuitif et aisé de comprendre que ces valeurs d'angle et de translation correspondent aux conditions de symétrie, impliquant que $\mathcal{R}_\pi(n,k)$ correspond à la symétrie impaire²⁴, que $\mathcal{O}_\pi(n,k)$ correspond tout comme $\mathcal{T}_{0,0}(n,k)$ à la symétrie paire.

Pour les diagrammes de phase de dimension d , les graphes de récurrences s'écrivent :

$$\mathcal{M}^{(d)}(n,k,r) = \Theta(r - \|\delta(n,k)\|), \quad (6.4)$$

Je peux d'ores et déjà indiquer que le graphe de récurrence (symétrie paire) défini en 6.1 et le graphe de récurrence défini en 6.4 ne font qu'un :

$$M^{(d)}(n,k,r) = \mathcal{M}^{(d)}(n,k,r), \quad (6.5)$$

pour $\|\delta(n,k)\| = |y(n - k/2) - y(n + k/2)| \leq 0$. Ceci veut simplement dire que ces dernières années, à travers l'utilisation du graphe de récurrence M , seules les symétries paires ont été étudiées.

²⁴ Par exemple, le point $[y(n + k/2), n + k/2]$ est symétrique impaire de $[y(n - k/2), n - k/2]$ si ce dernier subit une rotation de $\theta = \pi$ i.e. si la fonction de symétrie impaire est vérifiée $y(n + k/2) = -y(n - k/2)$

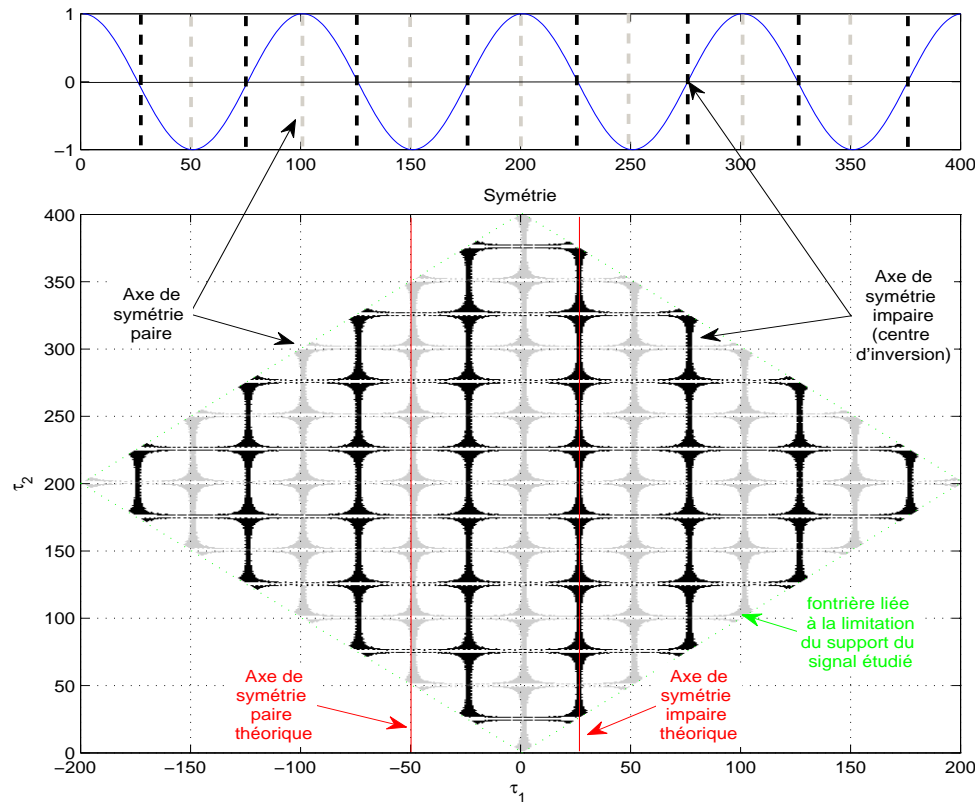


FIG. 6.5 – Graphes de symétrie (paire et impaire centrée) dans le cas d'un système dynamique dont les solutions sont des sinusoïdes.

La question qui vient naturellement est : " Qu'en est-il des graphes de récurrences pour les symétries impaires (centrées et non centrées)?" Pour répondre à cette question j'ai investigué plus en profondeur la notion de symétrie.

6.2 Analyse de la symétrie

Comme il est plus simple de travailler directement dans le domaine temporel plutôt que dans l'espace des phases, j'ai abordé l'étude des symétries intrinsèques à la série temporelle dans le domaine temporel en ne perdant pas de vue que ce qui est intéressant ici est la recherche de liens avec la notion de dépendance et de corrélation. En effet trouver qu'un ensemble de points est symétrique à un autre ensemble de points, veut d'une certaine manière dire que ces deux groupes de points sont liés.

Trois types de symétrie seront étudiées: les symétries paires (axe de symétrie), les symétries impaires centrées (centre d'inversion sur l'axe des abscisses) et les symétries impaires non centrées (centre d'inversion ailleurs que sur l'axe des abscisses). De plus nous n'allons pas nous restreindre à la recherche de symétries globales comme c'est le cas pour des signaux périodiques, mais nous allons rechercher les symétries locales qui n'opèrent que sur un horizon limité. Sur la figure 6.2 j'ai représenté les axes de symétrie paire et les centres d'inversion (symétrie impaire) d'un signal triangulaire.

A partir des graphes de récurrence (pair, impaire centrée et non centrée), les points récurrents sont les lignes horizontales et les points symétriques sont les lignes verticales (voir la figure (6.4)).

A travers le stage M2R de A. Gazouhani, nous avons montré qu'une façon d'obtenir seulement les points symétriques consiste à éliminer les points récurrents, i.e. à soustraire un graphe de symétrie de dimension supérieure à l'unité au graphe de symétrie de dimension unité :

$$\mathcal{S}(n,k,r) = \mathcal{M}^{(d)}(n,k,r) - \mathcal{M}^{(1)}(n,k,r), \quad (6.6)$$

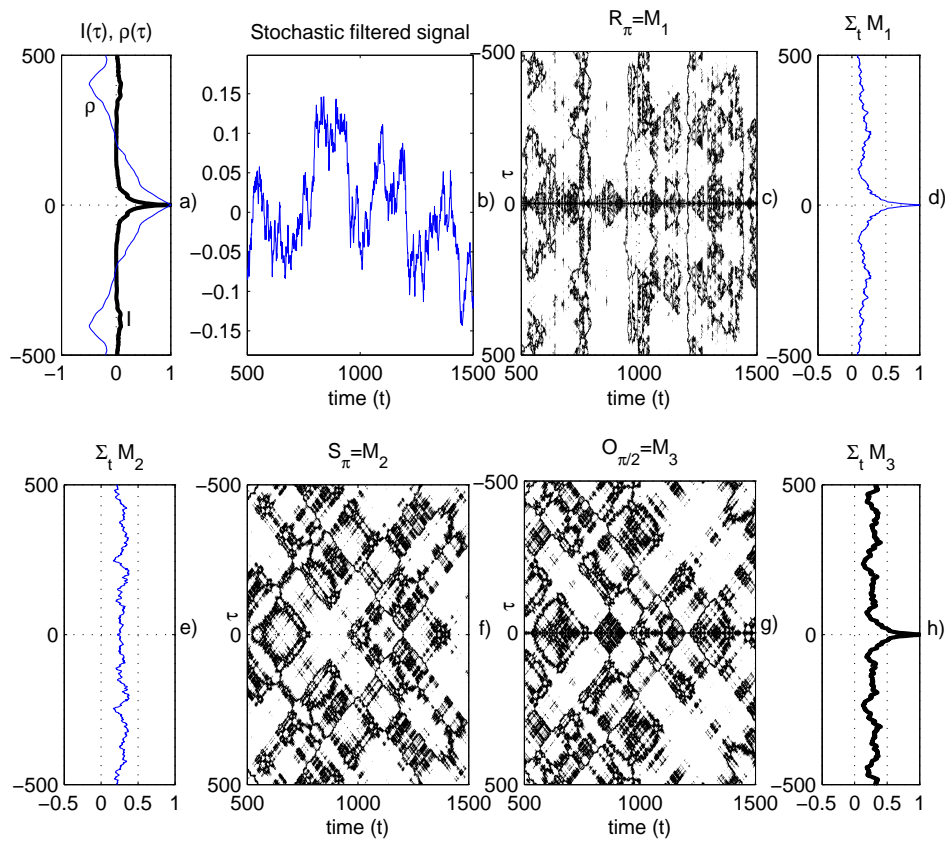


FIG. 6.6 – Graphes de récurrences (M_3 pair, M_1 impaire centrée, M_2 impaire non-centré) d'un bruit coloré .

où d précise la dimension de plongement. Pour indiquer qu'il s'agit de symétries paires (p), impaires centrées (i) et impaires non-centrées (c), je propose d'ajouter les indices p,i,c à l'expression précédente :

- le graphe de symétrie paire devient $\mathcal{S}_p(n,k,r)$;
- le graphe de symétrie impaire centrée devient $\mathcal{S}_i(n,k,r)$;
- et le graphe de symétrie impaire non-centrée devient $\mathcal{S}_c(n,k,r)$.

A titre d'illustration, j'ai reporté sur la figure (6.5) les graphes de symétrie paire (rotation 45 degrés) (gris) et impaire centrée (noir) d'un système dynamique résonnant sans perte (signaux sinusoïdaux). Les axes de symétrie théoriques sont bien retrouvés, ils correspondent aux axes rouges. La forme en losange du graphe est liée à la troncature du signal étudié. Les lignes verticales en noir indiquent les axes de symétries impaires et les lignes verticales grises indiquent les axes de symétrie paire. Ces axes de symétries sont des lieux importants puisqu'ils indiquent les endroits où se concentrent les fortes dépendances entre couple de points autour d'un point de référence : l'axe de symétrie. Une translation ou une rotation de tels éléments de symétrie sont révélateurs d'une modification de la structure du système dynamique, il est donc important de bien les identifier.

Enfin, notez que les définitions précédentes se généralisent facilement à l'étude de symétrie inter-signaux, il suffit de remplacer dans les définitions de distance précédentes $y(n+k/2)$ par $x(n+k/2)$.

6.2.1 Corrélations, symétries, récurrences :

En vue de mettre au clair le lien entre corrélation, dépendance et symétrie, j'ai indiqué sur la figure (6.6) les projections suivant n et k pour différents graphes de récurrence. Chacune de ces projections correspond à la probabilité $P_0 = Prob(|\delta(n,k)| \leq r)$. Grassberger et Procaccia ont montré que cette probabilité est égale à l'intégrale de corrélation $C(r)$:

$$C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N^2} \sum_{n \neq k} \Theta(r - \|\delta(n,k)\|), \quad (6.7)$$

impliquée dans le calcul de la dimension de corrélation $D_2 = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log C(r)}{\log r}$.

Dans le cas d'un bruit coloré gaussien indiqué en figure(6.6) j'ai montré que cette probabilité vaut :

$$P_0 = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \operatorname{erf} \left(\frac{\epsilon}{4\sigma\sqrt{1-\rho}} \right),$$

et que pour $r \ll \sigma\sqrt{1-\rho}$, elle vaut $P_0 \approx \frac{\epsilon}{\sqrt{4\pi\sigma^2(1-\rho)}}$. Cette dernière expression est à rapprocher du calcul de l'information mutuelle que j'ai présenté au chapitre 3 et indique bien un lien entre dépendance, corrélation nonlinéaire et récurrence.

Le lien entre corrélation, dépendance et symétrie n'est pas encore assez abouti et demande un approfondissement qui constitue une perspective à court terme.

6.2.2 Entropie et symétrie

Ce travail fait l'objet de l'encadrement de A. Ghazouami (M2R).

L'intégrale de corrélation (voir la définition 6.7) intervenant aussi dans le calcul de l'entropie approchée présentée au chapitre 3, il m'a semblé naturelle de faire un lien entre entropie, symétrie et récurrence.

Les calculs intermédiaires de l'entropie approchée conduisent à deux notions importantes déjà impliquées dans la section précédente: la probabilité d'avoir des motifs de longueur m similaires et la dimension de corrélation. Sachant que les graphes de récurrence, que j'ai proposé, calculent les similarités de couple de points (la distance $\delta(n,k)$):

$$\mathcal{S}^{(d)}(n,k,r) = \Theta(r - \|\delta(n,k)\|),$$

alors cette définition peut s'étendre à des m -uplets comme suit :

$$\mathcal{S}^{(d)}(m,n,k,r) = \Theta(\epsilon - d(m,n,k)).$$

Pour obtenir un paramètre similaire à l'entropie approchée, la différence entre paramètres de quantification (AQR) pour différentes valeurs de m peut être calculée.

Cette étude reste à faire, elle constitue à elle seule une perspective à moyen terme intéressante.

6.2.3 Changement de phase : bifurcation

L'analyse quantitative des récurrences (AQR) a aussi portée ses fruits dans la détection de bifurcations (changement de phase du système) (138). Ici, j'ai refait le travail de Trulla (138) et Letellier (139) mais en considérant l'AQR pour les graphes de récurrences impaire centrée et symétrie impaire non centrée.

L'étude des AQR pour les graphes de symétrie $\mathcal{S}_p(n,k,r)$, $\mathcal{S}_i(n,k,r)$, $\mathcal{S}_c(n,k,r)$ reste à faire et constitue une autre perspective.

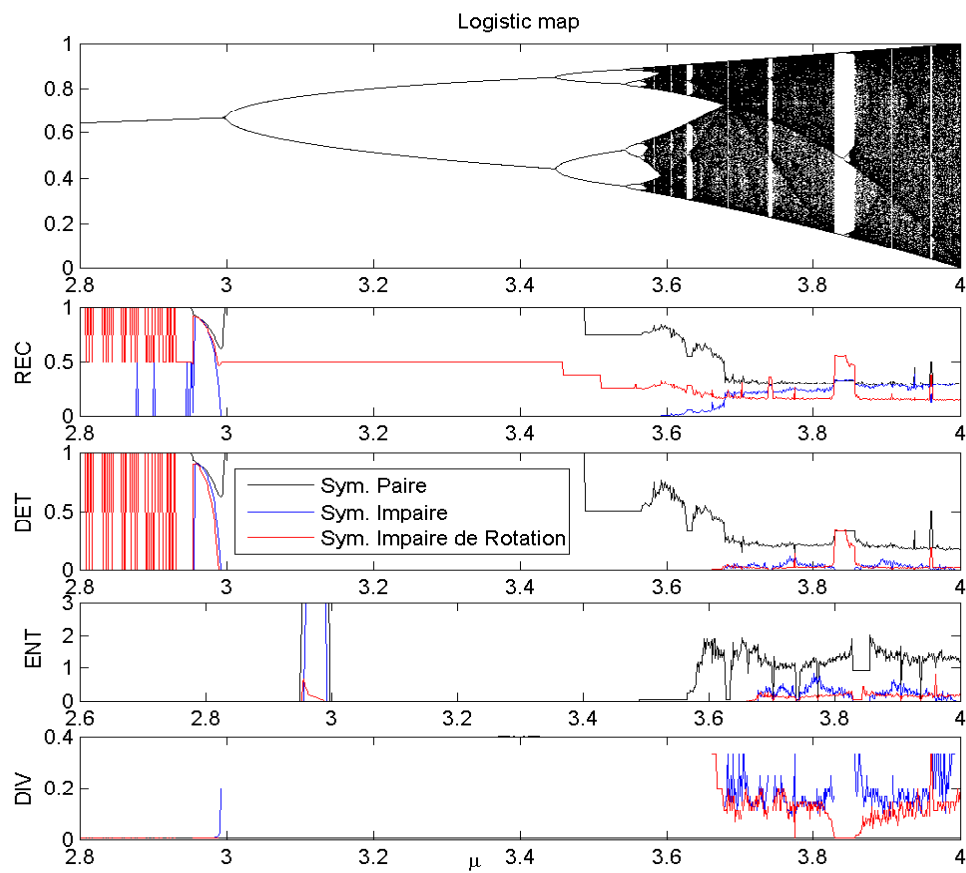


FIG. 6.7 – Graphe de bifurcation du système logistique. AQR (REC, DET, ENT, DIV) des 3 types de graphes de récurrences .

Conclusion et perspectives

L'imagerie Doppler ultrasonore constitue la thématique dans laquelle je suis et j'ai été le plus impliqué. Durant ces dix années d'expériences, elle a concerné, à travers des contrats industriels et des appels d'offre (RNTS, ANR, ...), des applications médicales et industrielles.

La thématique Doppler reste au sein de l'Unité et de l'équipe "ultrasons", une thématique importante puisque les applications transcrânienne et de maturation foetale sont en lien directes avec l'activité de recherche principale de l'Unité : le cerveau. J'ai en charge l'animation de ces deux thématiques tant aux niveaux scientifiques que techniques, la partie clinique étant assurée par les médecins de l'Unité. Elle est donc une thématique prioritaire à mes yeux et s'appuie sur plusieurs projets en cours et à venir. Le dernier en date concerne une demande de financement ANR TecSan pour un système Doppler transcrânien ambulatoire.

Au sein de l'équipe "ultrasons" j'interviens aussi de façon transversale, principalement en imageries échographique et de contraste. Au travers de réunions, discussions et de projets, je sensibilise les collègues aux méthodes de déconvolution et de contrôle optimal adaptatif. Ces méthodes d'optimisation adaptatives s'étendent de la formation de faisceaux à la formation de l'image donc de l'émission à la réception.

Mon activité étant principalement transversale dans l'Unité, je suis impliqué dans des projets qui ne sont pas restreints à l'équipe "ultrasons" à laquelle j'appartiens. J'assure un support technique et scientifique auprès des neurophysiologistes dans la partie "traitement et analyse de l'information".

Depuis quelques années, j'essaie de démontrer l'intérêt au sein de l'Unité de travailler sur des techniques plus fondamentales en vue de les appliquer aux divers domaines biomédicaux que couvrent notre Unité. Pour l'instant seuls les domaines liés à l'étude de l'activité foetale et à l'autisme ont été explorés et ont conduit à des résultats intéressants.

Un de mes objectifs principaux à moyen terme est de mettre en place une équipe "Traitement et Analyse de l'information" au sein de l'Unité. D'ailleurs ce projet verra le jour dans le prochain plan quadriennal où j'assurerais la mise en place et l'animation d'une "sous-équipe" portant le même nom. Cette sous-équipe regroupera quatre permanents qui travaillent actuellement en traitement d'images médicales (RMN, TEP, ...), en traitement de signaux physiologiques et instrumentation ultrasonore.

Bibliographie

- [1] J. Wild, J. Reid, *Further pilot echographic studies on the histologic structure of tumors of the living intact human breast*, Am J Pathol, 28, (5), 839, 1952.
- [2] R.Aaslid *Transcranial Doppler, chapter: Developments and principles of transcranial Doppler*. Edited by D.W. Newell and R. Aaslid, Raven Press, Ltd, New-York, 1992.
- [3] M.P. Spencer et S.D. Campbell, *Development of bubbles in venous and arterial blood during hyperbaric decompression*, Bull. Mason Clin., 22, pp. 26–32, 1968.
- [4] M.P. Spencer, G. Lawrence, G. Thomas, et L. Sauvage. *The use of ultrasonics in the determination of arterial aero-embolism during open-heart surgery*, The annals of Thoracic Surgery, 8, 489–497, 1969.
- [5] M.P. Spencer, S.D. Campbell, J.L. Sealey, F.C. Henry, et J. Lindbergh. *Experiments on decompression bubbles in the circulation using ultrasonic and electromagnetic flowmeters*, J. Occup. Med., 11, 238–244, 1969.
- [6] M. Moehring and M. Spencer, *Power M mode Doppler (PMD) for observing cerebral blood flow and tracking emboli*, Ultrasound Med. Biol., 28, 49–57, 2002.
- [7] D.H. Simpson, C.T. Shin, et P.N. Burns, *Pulse inversion doppler: A new method for detecting nonlinear echoes from microbubble contrast agents* IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr., 46, pp 372–382, 1999.
- [8] J. Cowe, J. Gittins, A. R. Naylor, D. H. Evans, *RF signals provide additional information on embolic events recorded during TCD monitoring*, Ultrasound Med. Biol., Vol 31, 5, pp 613–623, 2005
- [9] E. Chung, L. Fan, C. Degg, D. H. Evans, *Detection of Doppler embolic signals: Psychoacoustic considerations*, Ultrasound Med. Biol., 31, 9, 1177–1184, 2005.
- [10] J. L. Smith, D. H. Evans, P. R. F. Bell, A. R. Naylor, *Time domain analysis of embolic signals can be used in place of high-resolution Wigner analysis when classifying gaseous and particulate emboli*, Ultrasound Med. Biol., 24, 7, 989–993, 1998.
- [11] N. Aydin, S. Padayachee, H. S. Markus, *The use of the wavelet transform to describe embolic signals*, Ultrasound Med. Biol., 25, 6, 953–958, 1999.
- [12] S. Marvasti, D. Gillies, F. Marvasti, H. S. Markus, *Online automated detection of cerebral embolic signals using a wavelet-based system*, Ultrasound Med. Biol., 30, 5, 647–653, 2004.
- [13] D. Kouamé, J.P. Remenieras, J.F. Roux, A. Ouahabi, M. Lethiecq, et F. Patat, *Effect of the compensation in an abrupt change detection problem*, In IEEE Digital Signal Processing Workshop Loen Norway, 1996.
- [14] I.V. Nikiforov et I.N. Tikhonov. *Detection of abrupt changes in signals and dynamical systems*, IEEE Trans. Inform. Theory, 77, 355–373, 1986.
- [15] I.V. Nikiforov, *A generalized change detection problem*, IEEE Trans. Inform. Theory, 41, 171–187, 1995.
- [16] J.M. Girault, D. Kouamé, Abdeldjalil Ouahabi, Frédéric Patat *Micro-Emboli Detection: An Ultrasound Doppler Signal Processing Viewpoint*, IEEE Trans. BME, 47, "1431–1439", 2000.
- [17] T. Bollerslev, *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*, Journal of Econometrics 31, pp 307–327, 1986.
- [18] J.M. Girault, *Détection synchrone de microembolies cérébraux à l'aide de paquets d'ondelettes*, Analyse multirésolution pour le signal et l'image, A. Ouahabi, IC2, Hermes-Lavoisier, 2010.
- [19] J.M. Girault, D. Kouamé and F. Tranquart, *Synchronous Detection of Emboli by wavelet packet decomposition*, Proceeding of the IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, pp 409–411, 2007.

- [20] J.L. Smith, D.H. Evans, L. Fan, P.R.F. Bell, et A.R. Naylor. *Differentiation between emboli and artefacts using dual-gated transcranial doppler ultrasound*, *Ultrasound Med. Biol.*, 22, 1031–1036, 1996.
- [21] M. Biard, D. Kouamé, J.M. Girault and F. Patat, *Discrimination between emboli and artifact during transcranial Doppler*, *World Congres of Ultrasound*, Paris, pp 1101–1104, 2003 .
- [22] G. Devuyst, J-M Vesin, P-A Despland, J. Bogousslavsky, *The matching pursuit: a new method of characterizing microembolic signals?*, *Ultrasound Med. Biol.*, 26, 6, 1051–1056, 2000.
- [23] L. Fan, D.H. Evans, and A.R. Naylor, *Automated embolus identification using a rule-based expert system*, *Ultrasound Med. Biol.*, vol. 27, no. 8, pp. 1065–1077, 2001.
- [24] I Guler and E Ubeyli, *Multiclass support vector machine foe EEG signals classicification*, *IEEE Trans. Info. Techno. in Biomedecine*, vol. 11, no. 2, pp. 117–126, 2007.
- [25] D. Kouamé, M. Biard, J.M. Girault and A. Bleuzen *Adaptive AR and Neuro-Fuzzy approaches: access to cerebral particle signatures*. *IEEE Trans. Info. Techno. in Biomedecine*, vol 3, "559–566", 2006.
- [26] L.A. Zadeh, *Fuzzy set*, *Inform. and Contr.*, vol 8, pp 338–353, 1965.
- [27] M. Sugeno et G.T. Kang, *Structure identification of fuzzy model*, vol 28, pp 15–33, 1988.
- [28] C.T. Lin and C.S. Lee, *Neural network based fuzzy logic control and decision system*, *IEEE Trans. Comput.*, vol 40, pp 1320–1336, 1991.
- [29] J.S. Jang, *Adaptive network based fuzzy inference system*, vol 23, pp 665–683, 1993.
- [30] J.M. Girault and Denis Kouamé and Sébastien Ménigot and Grégrory Souchon and François Tranquart *Analysis of Index Modulation in microembolic Doppler signals Part I: Radiation Force as a new hypothesis - simulations*, **Accéptée sous condition de corrections, *Ultrasound in Medecine and Biology***.
- [31] J.M. Girault, Denis Kouamé, Sébastien Ménigot, Francesco Guidi, Grégrory Souchon, François Tranquart *Analysis of Index Modulation of Doppler microembolic signals Part II: in vitro discrimination*, **Accéptée sous condition de corrections, *Ultrasound in Medecine and Biology***.
- [32] M. Biard, *Analyse du signal Doppler et instrumentation : étude et caractérisation d'emboles* PhD, Université Tours, 2005.
- [33] G. Souchon, J.M. Girault, M. Biard, D. Kouamé and and F. Tranquart, *Gaseous and solid emboli differentiation using radiation force*, *Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium*, vol 1-4, pp 2070–2073, Rotterdam, 2005.
- [34] G. Souchon, J.M. Girault and F. tranquart, *Force de radiation et discrimination d'emboles*, *Congrès Français d'Acoustique*, Tours, pp 299–302, 2006.
- [35] H.R. Rey, E.T. Bowe, L.S. James, *Impact of fetal heart rate minotring and fetal blood sampling on infant motality and morbidity*, *Pediatric Research*, vol 8, 4, pp 450, 1974.
- [36] La societe des obstetriciens et gynecologues du Canad, *Surveillance du bein être foetal : directive consensus d'antepartum et intrapartum*, *J. Obstetrics and gynaecology Canada*, vol 29, 9, 2007.
- [37] J.A.M. Laudyn N.T.C. Ursem, P.G.H. Mulder and J.W. Wladimiro, *Doppler velocimetry of normal human fetal venous intrapulmonary branches*, *Ultrasound Obstet. Gynecol.* , Vol. 13, pp. 247–254, 1999.
- [38] I. Voicu, J.M. Girault, M. Fournier-Massignan and D. Kouamé, *Robust Estimation of Fetal Heart Rate from US Doppler Signals*, *International Conference on Ultrasonics*, Santiago, Physics Procedia, 2009.
- [39] I. Voicu, D. Kouamé, M. Fournier-Massignan and J.M. Girault, *Estimating Fetal Heart Rate From Multiple Ultrasound Signals*, *International Conference on Advancements of Medecine and Health through Technology*, Cluj, pp. 185–190, 2009.
- [40] S. Satamura, *Ultrasonics Doppler method for the inspection of cardiac function*, *J. Acoust. Sco. Am.*, 29, 1180–1185, 1957.
- [41] L. Pourcelot, *Etude et réalisation d'un débitmètre sanguin à effet Doppler utilisable en télémessure*, Thèse, Université de Lyon, 1967.
- [42] M. Moehring and M. Spencer, *Power M mode Doppler (PMD) for observing cerebral blood flow and tracking emboli*, *Ultrasound Med. Biol.*, vol 28, pp 49–57, 2002.
- [43] A.D. Mackinnon, R. Aaslid R, H.S. Markus, *Ambulatory transcranial Doppler cerebral embolic signal detection in symptomatic and asymptomatic carotid stenosis*, *Stroke*, 36 ,1726-1730, 2005.

- [44] J.M. Girault and D. Kouamé, *Length and frequency of band-limited signals*, IEEE signal Processing Letters, 9, "371–374", 2002.
- [45] S. Dos Santos, P. Maréchal, J.M. Girault, F. Van Der Meulen, *Characterization of a moving surface roughness by backscattered ultrasound performed with time-frequency analysis and high order statistic* Proceeding of the Advances in signal Processing for non-destructive evaluation of materials IV, vol. 6 pp 288–292, 2002.
- [46] D. Kouamé, J.M. Girault, J.P. Chemla and M. Lethiecq, *Hight resolution processing techniques for colored ultrasound Doppler velocimetry Part 1: Non-stationary methods*, IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr., 50, "257–266", 2003.
- [47] D. Kouamé, J.M. Girault, J.P. Remenieras and F. Patat, *Hight resolution processing techniques for colored ultrasound Doppler velocimetry Part 2: Multiple phase pipe flow velocity measurement*, IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr., 50, "267–278", 2003.
- [48] D. Kouamé, J.M. Girault, and al., *Multiphase pipe flow velocity measurement in strong colored noisy Doppler ultrasound: parametric and non parametric approaches*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, vol 1, pp 815-818, 1997.
- [49] S. Menigot, L. Drebine, N. Meziati, and J.M. Girault, *Automatic detection of microemboli by means of a synchronous linear prediction technique*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, , Rome, 2009.
- [50] J.M. Girault, M. Biard, D. Kouamé, A. Bleuzen and F. tranquart, *Détection ultrasonore d'embolies cérébraux synchronisée sur le cycle cardiaque*, Congrès Français d'Acoustique, Tours, pp 367-370, 2006.
- [51] J.M. Girault, M. Biard, D. Kouamé, G. Souchon, A. Bleuzen and F. Tranquart, *Etude de la cyclostationnarité du signal Doppler sanguin pour la détection de micro-embolies : étude préliminaire*, Congrès du GRETSI, Louvain, 2005.
- [52] J.Jezewski, K. Horoba, A. Gacek, J. Wrobel, A. Matonia and T. Kupka, *Analysis of nonstationarities in fetal heart rate signal : inconsistency measures of baselines using acceleration/deceleration patterns*, 7th International symposium on signal processing and its applications, pp. 9–12, 2003.
- [53] I. Voicu, J.M. Girault, M. Fournier-Massignan and D. Kouamé, *Robust Estimation of Fetal Heart Rate from US Doppler Signals*, International Conference on Ultrasonics, Santiago, Physics Procedia, 2009.
- [54] B. Van der Pool, *The fundamental principles of frequency modulation*, Proceedings of IEE, vol. 93, pp. 153–158, 1946.
- [55] J. Ville, *Théorie et applications de la notion de signal analytique*, Câbles et Transmission, vol. 2eA, pp. 61–74, 1948.
- [56] I. Voicu, D. Kouamé, M. Fournier-Massignan and J.M. Girault, *Estimating Fetal Heart Rate From Multiple Ultrasound Signals*, International Conference on Advancements of Medecine and Health through Technology, Cluj, pp. 185–190, 2009.
- [57] S.A. Jones and D.P. Gidden, *A simulation of the transit time effects in doppler ultrasound signal*, Ultrasound Med. Biol., Vol 16, pp 607–619, 1990.
- [58] F. Wendling and S.A. Jones and D.P. Giddens, *Simulation of doppler ultrasound signals for a laminar pulsatile nonuniform flow*, Ultrasound Med. Biol., vol 18 ,pp 179–193, 1992.
- [59] Z. Guo and L.G. Durand and L. Allard and G. Cloutier and H.C. Lee and Y.E. Langlois, *Cardiac doppler blood flow signal analysis part 2: Tfd by using ar modeling*, Med. Biol. Eng. Comput., vol32 , pp 242–248, 1993.
- [60] A. Herment, J.F. Giovannelli, G. Demonment, B. Diebold et A. Delouche , *Improved characterization of non-stationary flows using a regularized spectral analysis of ultrasound Doppler signals*, J. de Phys., 7 ,2079–2102, 1997.
- [61] F. Forsberg, *On the usefulness of singular value decomposition - arma models in Doppler ultrasound*, IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr., 38, 418–428, 1991.
- [62] A. Fort, C. Manfredi, et S. Rocchi, *Adaptive svd-based ar model order determination for time-frequency analysis of doppler ultrasound signals*, Ultrasound Med. Biol., 21, 793–805, 1995.
- [63] Y. Grenier, *Time-dependent ARMA modeling if non-stationary signal*, IEEE Trans. Acous. Speech Signal Processing, 31 ,899-911, 1983.

- [64] A. de Cheveigne et Hideki Kawahara, *YIN, a fundamental frequency estimator for speech and musica*, J. Acoust. Soc. Am. 111 ,4, 1917-1930, 2002.
- [65] M. Lethiecq, G. Feuillard, M. Berson, and F. Patat, *Principles and applications of high frequency medical imaging*, in *Advances in Acoustic Microscopy*, vol. 2, A. Briggs, and W. Arnold, Eds. New-York: Plenum, pp. 39-102, 1996.
- [66] F. K. Forster, J. E. Olerud, M. A. Riederer-Henderson, and A. W. Holmes, *Ultrasonic assessment of skin and surgical wounds utilizing backscatter acoustic techniques to estimate attenuation*, *Ultrason. Med. Biol.*, vol. 16, pp. 43-53, 1990.
- [67] G. Berger, P. Laugier, M. Fink, and J. Perrin, *Optimal precision in ultrasound attenuation estimation and application to the detection of Duchenne muscular dystrophy carriers*, *Ultrason. Imaging*, vol. 9, pp. 1-17, 1987.
- [68] T. Baldeweck, P. Laugier, A. Herment, and G. Berger, *Application of auto-regressive spectral analysis for ultrasound attenuation estimation: Interest in highly attenuation medium*, *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelect., Freq. Contr.*, vol. 42, no. 1, pp. 99-110, 1995.
- [69] A. Lymberis, A. Herment, G. Demonent et C. Fric, *Estimation of frequency dependant attenuation based on parametric spectral analysis and correlations lags of demodulated echo signal*, *Ultrason. Imaging* , vol. 13, pp. 1-26, 1991.
- [70] S. Hahn, *The instantaneous complex frequency concept and its application to the analysis of building up oscillations in oscillators*, *Proceedings of Vibration Problems*, vo 1, pp29-46, 1959.
- [71] J.M. Girault, F. Ossant, A. Ouahabi et al., *Time-varying autoregressive spectral estimation for ultrasound attenuation in tissue characterization*, *IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr.*, 45, "650-659", 1998.
- [72] J.P. Chemla, J.M. Girault, D. Kouamé, F. Ossant and F. Patat, *Apport de la transformée de Wigner-Ville pour l'estimation de l'atténuation ultrasonore de tissus biologiques*, *Innovation et Technologie en Biologie et Médecine*, vol. 19, pp 213-219, 1998.
- [73] J.P. Chemla, J.M. Girault, D. Kouamé and M. Lethiecq, *An hybrid Wigner-Ville approach to estimate ultrasound attenuation in soft biological tissue*, *Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium*, vol 2, pp 1475-1478, 1998.
- [74] I.V. Nikiforov et I.N. Tikhonov. *Detection of abrupt changes in signals and dynamical systems*, *IEEE Trans. Inform. Theory*, 77, 355-373, 1986.
- [75] D. Kouamé, J.P. Remenieras, J.F. Roux, A. Ouahabi, M. Lethiecq, et F. Patat, *Effect of the compensation in an abrupt change detection problem*, In *IEEE Digital Signal Processing Workshop* Loen Norway, 1996.
- [76] J.M. Girault, D. Kouamé, A. Ouahabi et al., *Estimation of the blood Doppler frequency shift by a time-varying parametric approach*, *Ultrasonics*, vol 38, "682-687", 2000.
- [77] R.J. Zatorre and P. Belin, *Spectral and temporal processing in human auditory cortex*, *Cerebral cortex*, vol 11, pp 946-953, 2001.
- [78] R.J. Zatorre and P. Belin and V.B. Penhune, *Structure and function of auditory cortex: music ans speech*, *Trends in Coginitve Scineces*, vol 6, pp37-46, 38, 2002.
- [79] O. Rogier, F. Bonnet-Brilhault, J.M. Girault, C. Barthémélie, N. Bruneau, *Specific cortical auditory evoked response to voice in children*, *Congrès de Physiologie, Pharmacologie et Thérapeutique* , bordeaux, 2010 (sans acte).
- [80] L. Burlaga and L. Klein, *Fractal structure of the interplanetary magnetic field*, *Journal of Geophysical Research*, Vol 91, pp 347-350, 1986.
- [81] P. Flandrin, *Wavelet analysis and synthesis of fractional Brownian motion*, *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol 38, pp 910-917, 1992.
- [82] N. Gache and P. Flandrin and D. Garreau, *Fractal Dimension Estimators for Fractional Brownian Motions*, *Proc. ICASSP*, pp 3557-3560, 1991.
- [83] J.M. Girault, Denis Kouamé, Abdeldjalil Ouahabi, *Analytical formulation of the Fractal dimension of filtered stochastic signals*, *Signal Processing*, 90, pp. 2690-2697, 2010.

- [84] A.M. Fraser and H.L. Swinney, *Independent coordinates for strange attractors from mutual information*, Phys. Review. A, vol 33, pp 1134, 1986.
- [85] J.M. Martinerie and A.M. Albano and A.I. Mees and R.E. Rapp, *Mutual information, strange attractors, and the optimal estimation of dimension*, Phys. Review. A, vol 45, pp 7058, 1992.
- [86] T. Hwa and M. Lassig, *Similarity detection and localization*, Phys. Review. A, vol 76, pp 2591–2594, 1996.
- [87] Y.S. Son and J. Baek, *A modified correlation coefficient based similarity measure for clustering time-course gene expression data*, Pattern Recognition Letters, vol 29, pp 232–242, 2008.
- [88] M. Ferrario and M.G. Signorini and G. Magenes and S. Cerutti, *Comparison of Entropy-Based Regularity Estimators: Application to the Fetal Heart Rate Signal for the Identification of Fetal Distress*, IEEE Transactions On Biomedical Engineering, 119-125, 2006
- [89] M. Ferrario and M.G. Signorini and G. Magenes, *Complexity Analysis of the Fetal Heart Rate for the Identification of Pathology in Fetuses*, Computers in Cardiology, 989-992, 2005.
- [90] U.R. Acharya and K.P. Joseph and N. Kannathal and C.M. Lim and J.S. Suri, *Heart rate variability: a review*, International Federation for Medical and Biological Engineering, 1031-1051, 2006.
- [91] J.S. Richman and J.R. Moorman, *Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy*, AJP - Heart and Circulatory Physiology, 2039-2049, 2000.
- [92] J.R. Moorman, D.E. Lake and M.P. Griffin, *Heart Rate Characteristics Monitoring for Neonatal*, IEEE Transactions On Biomedical Engineering, VOL. 53, NO. 1, pp 126-132, 2006.
- [93] B. Frank, B. Pompe, U. Schneider, D. Hoyer, *Permutation entropy improves fetal behavioural state classification based on heart rate analysis from biomagnetic recordings in near term fetuses*, Med Biol Eng Comput, 179–187 2006.
- [94] J.W. Kantelhardt et al. *Detecting long range correlation with detrended fluctuation analysis*, Physica A, 316, pp 441-454, 2001.
- [95] J.W. Kantelhardt et al. *Multifractality of river runoff and precipitation: comparison of fluctuation analysis and wavelet methods*, Physica A, 330, pp 240-245, 2003.
- [96] M.C. Teich et al. *Fractal character of neuronal spike train in the visual system of the cat*, J. Opt. Soc Am, 14, pp 529-546, 1997.
- [97] A. Lempel and J. Ziv, *On the complexity of finite sequences*, IEEE Transactions on Information Theory, vol. 22, no. 1, pp. 75-81, 1976.
- [98] J.P. Zbilut, N. Thomasso and C. L. Webber *Recurrence quantification analysis as a tool for nonlinear exploration of nonstationary cardiac signals*, Medical Eng. and Physics, vol. 27, 2002.
- [99] R. Sun and Y. Wang, *Predicting termination of atrial fibrillation based on the structure and quantification of the recurrence plot*, Medical Eng. and Physics, vol. 24, pp. 53-60, 2008.
- [100] S.M. Pincus, *Approximate entropy as a measure of system complexity*, Proc. Natl Acad Sci. USA, vol. 88 no. 3, pp. 2297-2301, 1991.
- [101] M. Costa and AL Goldberger and CK Peng, *Multiscale Entropy Analysis of Complex Physiologic Time Series*, The American Physical Society, 2002.
- [102] N. Radhakrishnan and B. Gangadhar, *Estimating regularity in epileptic seizure time-series data*, IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 17, no. 3, pp. 89-94, 1998.
- [103] X.S. Zhang, R.J. Roy, and E.W. Jensen, *EEG complexity as a measure of depth of anesthesia for patients*, IEEE Trans Biomed Eng, vol. 48, no. 3, pp. 312-323, Mar 2001.
- [104] X.S. Zhang, Y.S. Zhu, N.V. Thakor, and Z. Z. Wang, *Detecting ventricular tachycardia and fibrillation by complexity measure*, IEEE Trans Biomed Eng, vol. 46, no. 5, pp. 548-555, May 1999.
- [105] R. Nagarajan, *Quantifying physiological data with Lempel Ziv complexity: certain issues*, IEEE Trans Biomed Eng, vol. 49, no. 11, pp. 1371-1373, Nov 2002.
- [106] M. Aboy, R. Hornero, D. Abasolo, and D. Alvarez, *Interpretation of the lempel-ziv complexity measure in the context of biomedical signal analysis*, IEEE Trans Biomed Eng, 2002.
- [107] P. Grassberger and I. Procaccia, *Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal*, Phys. Rev. A, vol. 28, pp. 2591-2593, 1983.

- [108] A.N. Kolmogorov, *Three approaches to the quantitative definition of information*, Problems of Information Transmission, vol. 1, pp. 1-7, 1965.
- [109] I. Rapin, R.F. Tuchman, *Autism: definition, neurobiology, screening, diagnosis*, *Pediatr Clin North Am* 55 (5), 2006.
- [110] Z.Boraston, S-J. Blakemore, *The application of eye-tracking technology in the study of autism*, *Journal of Physiology*, 2007.
- [111] N.Hernandez, A.Metzger, R.Magne, F.Bonnet-Brilhault, S.Roux, C.Barthelemy, J.Martineau, *Exploration of core features of a human face by healthy and autistic adults analyzed by visual scanning*, *Neuropsychologia*, 47,4, 1004-1012, 2008.
- [112] M. Fink, *Le Retournement Temporel des Ondes Acoustiques*, *La Recherche*, Vol.264, pp. 392-400, 1994.
- [113] M. Fink, *Time reversed Acoustics*, *Physics Today* Vol.20, pp. 34-40, 1997.
- [114] F. Vignon, *Focalisation d'ultrasons par filtre inverse et retournement temporel, application à l'échographie transcrânienne*, Thèse Université de Paris 7, 2005.
- [115] J. Idier, *Approche bayésienne pour les problèmes inverses*, *Traité IC2, Traitement du signal et de l'image*, Lavoisier Hermes, 2001.
- [116] D.H. Simpson, C.T. Shin, et P.N. Burns, *Pulse inversion doppler: A new method for detecting nonlinear echoes from microbubble contrast agents* *IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr.*, 46 , pp 372–382, 1999.
- [117] J. Hogbom, *aperture synthesis with a non regular distribution of interferometer baseline*, *Astrophys. J. Suppl. Ser.*, vol 15, pp 417-426, 1974.
- [118] A. R. Thompson, J. M. Moran, and G. W. Swenson, *Interferometry and Synthesis in Radio Astronomy*, Wiley, New York, 1986.
- [119] B.P. Wakker, U.J. Schwarz, *Interferometry and Synthesis in Radio Astronomy*, A& A, 200, 312, 1988.
- [120] D. Kouamé, J.M. Girault, *Amélioration de la résolution d'images ultrasonores par modélisation paramétrique autoregressive factorisée.*, Brevet, FR0707484, 24 Octobre 2007.
- [121] D. Kouamé and J.M. Girault, *Multidimensional Multiple-order complex parametric model identification*, *IEEE Trans. Signal Processing*, vol 56, "4574-4582", 2008.
- [122] D.E. Kirk, *Optimal Control Theory: a introduction*, Dover Publications, New York, 1970.
- [123] R.F. Stengel, *Optimal Control and Estimation*, Dover Publications, New York, 1986.
- [124] N. Domingueza, V. Gibiatb, Y. Esquerrea, *Time domain topological gradient and time reversal analogy: an inverse method for ultrasonic target detection*, *Wave Motion* 42pp 31–52, 2005.
- [125] C. Prada, *Detection and imaging in complex media with the DORT method*, *Topics Appl. Phys.* 84, pp 107-133, 2002.
- [126] M. Akay, *Nonlinear biomedical signal processing: dynamic analysis and modeling vol II*, Ieee Press, New York, 2001.
- [127] M. Akay, *Nonlinear biomedical signal processing: Fuzzy logic, neural networks and new algorithms, Vol I*, Ieee Press, New York, 2001.
- [128] A. Nait-Ali, *Advanced biosignal processing*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, , 2009.
- [129] F. Michaut, *Méthodes adaptatives pour le signal*, Hermes, Paris , 1992.
- [130] B. Widrow and S.D. Stearns, *Adaptive signal processing*, Prentice-hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1985.
- [131] B. Karlsson, K. Foulquière, K. Kaluzynski, F. Tranquart, A. Fignon, D. Pourcelot, L. Pourcelot, et M. Berson, *The dopfet system: a new ultrasonic Doppler system for monitoring and characterisation of fetal movement*, *Ultrasound in Med & Biol.*, 26, 7, pp 1117–1124, 2000.
- [132] B. J. Cantwell and D. G. Crighton, *Introduction to Symmetry Analysis*, Cambridge University Press, 2002.
- [133] F. Englert and R. Brout, *Phys. Rev.Lett.*, vol. 13, pp. 321, 1964.
- [134] E.L. Allgower, Kurt Georg, and Rick Miranda, *Exploiting Symmetry in applied and Numerical Analysis*, American Mathematical Society, 1995.
- [135] G. McGuire, N.B. Azar, and M. Shelhamer, *Recurrence matrices and preservation of dynamical properties*, *Phys. Lett. A*, vol. 237, pp. 43–47, 1997.

- [136] R. Gilmore and C. Letellier, *The Symmetry of Chaos*, Oxford University Press, 2007.
- [137] J.-P. Eckmann, S. Kamphorst, and D. Ruelle, *Recurrence plot of dynamical system*, Europhys. Lett., vol. 4, pp. 973–977, 1987.
- [138] L. Trulla, R. Giuliani, J. Zbilut, and C. Webber, *Recurrence quantification analysis of the logistic equation with transients*, Phys. Lett. A, pp. 223–255, 1996.
- [139] C. Letellier, *Estimating the Shannon entropy: Recurrence plot versus symbolic dynamics*, Phys. Rev. Lett., vol. 96, pp. 254102, 2006.
- [140] C.L. Webber and J.P. Zbilut, *Dynamical assessment of physiological system ans states using recurrence plot strategies*, J. Appl. Physiol., vol. 76, pp. 965–973, 1994.
- [141] J.P. Zbilut, C.L. Webber, A. Colosimo, and A. Giuliani, *Protein Eng.*, vol. 13, pp. 99, 2000.
- [142] P. Babinec, L. Zemavova, and M Babincova, *Physica Medica*, vol. 18, pp. 63, 2002.
- [143] M.C. Casdagli, *Recurrence plot revisited*, Physica D, vol. 108, pp. 12-44, 1997.
- [144] R. Sun and Y Wang, *Predicting termination of atrial fibrillation based on the structure and quantification of the recurrence plot*, Medical Eng. and Physics, vol. 24, pp. 53-60, 2008.
- [145] J.S. Iwanski, and E. Bradley, *Recurrence plot of experimental data: to embed or not to embed?*, Chaos, vol. 8, pp. 861-874, 1998.
- [146] N. Marwan, M.C. Romano, M. Thiel, and J. Kurths, *Physics Report*, vol. 438, pp. 237, 2007.

Cinquième partie

Bilan des encadrements, contrats et résumé des travaux

Chapitre 7

Bilans

7.1 Encadrements

Le travail de recherche que j'anime a fait et fait l'objet de plusieurs encadrements d'étudiants en troisième cycle universitaire.

A. En Master Recherche, les travaux de recherche de :

1. L. Dreibine, dédiés à la "modélisation et Analyse statistique du signal Doppler ultrasonore", M2R "Imagerie du Vivant" Tours, 2009. Encadrement : 100 %. Un acte de congrès a été publié en 2009 (42). Son travail a été intégré dans la thèse de S. Ménigot.
2. M. Ben Mlouka dédiés à l'"Analyse de la complexité dans les images et les signaux : applications aux signaux Doppler foetaux et aux images du suivi du regard chez les autistes" (51), M2R Systèmes, Imagerie et Robotique, Clermont-Ferrand, 2009. Encadrement : 100 %. Son travail a fait l'objet de plusieurs communications (51) dont une avec acte (22). Une partie de son travail a été intégrée dans la thèse de I. Voicu.
3. I. Voicu (actuellement en thèse) dédiés à l'étude sur la "Recherche de l'excitation optimale d'un milieu à bulles en imagerie de contraste ultrasonore". M2R "Imagerie du Vivant" Tours, 2007. Encadrement : 100%. Son travail a été intégré dans la thèse de S. Ménigot. Plusieurs actes de congrès ont été publiés (19; 21; 42). Un article est soumis (?).
4. G. Robin (actuellement en thèse) dédiés à l'étude sur "le filtrage de Volterra en imagerie de contraste", M2R "Imagerie du Vivant" Tours, 2006. Encadrement : 100 %. Son travail a été intégré dans la thèse de S. Ménigot.
5. N. Meziati (actuellement ingénieur) focalisés sur "la détection synchrone d'embolies", (M2R "Imagerie du Vivant" Tours, 2006. Encadrement : JM Girault 100 %. Son travail a été repris par L. Dreibine et S. Ménigot. Un acte de congrès a été publié en 2009 (42).
6. G. Renault, dédiés à "l'étude de la rétrodiffusion US par le milieu sanguin statique et non agrégé par simulation numérique de la propagation". DEA Acoustique, Le Mans, 2005. Encadrement : JM Girault (50 %) et S. Callé (50 %). Son stage a débouché sur une thèse dans notre laboratoire également co-encadrée par S. Callé.
7. G. Penelet, dédiés à la "Caractérisation d'embolies par analyse spectrale", DEA Acoustique, Le Mans, 2001. Encadrement : JM Girault (50 %) et D. Kouamé (50%). Son stage a débouché sur une thèse au LAUM. Il est actuellement MCU au Mans. La majeure partie de son travail a été intégrée dans la thèse de M. Biard.
8. P. Maréchal, dédiés à la "Caractérisation US de rugosité d'une surface en mouvement", DEA Conception de Matériaux Multi-échelles, Orléans-Tours, 2001. Encadrement : JM Girault (40 %), F. Vander Meulen (20%) et S. Dos Santos (40%). Son stage a débouché sur un thèse au LUSSE. Il est actuellement MCU à Rouen. Un acte de congrès a été publié en 2002 (33).

J'encadre actuellement 2 étudiants de Master M2R à Tours et co-encadre 2 étudiantes en M2R au Liban :

- Ali Ghazouani (M2R "Imgarie du Vivant"). Son sujet est dédié à "l'analyse de la symétrie des séries temporelles". Encadrement 100%;
- Kahoula, (M2R "Imgarie du Vivant"). Son sujet est dédié à "la classification des données Eye-tracking". Encadrement Jean-Marc Girault 70% et 30% Jean-Paul Chemla;
- Zeinad Jaafar (Master M2R "Imagerie Médicale" de l'Université Libanaise de Beyrouth). Son sujet est dédié à "la modélisation non-linéaire NARMA/Volterra de signaux issus de microbulles". Encadrement Jean-Marc Girault 80% et J. Charara 20%;
- Fatima Sbeity (Master M2R "Imagerie Médicale" de l'Université Libanaise de Beyrouth). Son sujet est dédié au "Filtrage inverse et déconvolution d'image échographique RF". Encadrement Jean-Marc Girault 80% et J. Charara 20%.

B. En thèse de doctorat :

1. **La thèse** de M. Biard (encadrement à 40%), soutenue en Mai 2005, co-encadrée avec D. Kouamé (50%) et F. Patat (10%) le directeur de thèse officiel, a abouti sous la forme de plusieurs communications (5), (6), (29), (30), (28),(31), (43), (53). Son travail de thèse, dédié à "l'analyse du signal Doppler et instrumentation : étude et caractérisation d'embolies", a été financé par un projet RNTS et CIT (voir le paragraphe CONTRAT).
2. **La thèse** de G. Souchon (encadrement à 90%), dédiée à *l'imagerie codée appliquée à la l'étude de milieux en mouvement* n'a finalement pas été soutenue, G. Souchon ayant quitté le laboratoire juste avant la soutenance. J'ai co-encadré cette thèse avec F. Tranquart (10%) directeur de thèse officiel. A partir de ce travail, plusieurs communications ont été écrites (26), (45), (44), (46). Un article de revue qui synthétise l'ensemble des travaux de recherche de G. Souchon est acceptée sous condition de corrections à la revue "Ultrasound in Medecine and Biology" (55; 54). Ce travail a été financé par un projet européen UMEDS (voir le paragraphe CONTRAT).
3. **La thèse CIFRE** de C. Marie (encadrement à 50%) qui a débutée en mars 2007 était dédiée à *la régulation de la glycémie par traitement du signal*. Je co-encadrais cette thèse avec D. Kouamé (50%) directeur de thèse. Toutefois, C. Marie a démissionné en décembre 2007.
4. **La thèse** de I. Voicu, qui a débutée en janvier 2008 est dédiée à *la surveillance foetale par ultrasons*, (18),(20). Je co-encadre cette thèse à hauteur de 60% avec D. Kouamé (40%) et F. Patat directeur de thèse.
5. **La thèse** de S. Ménigot (encadrement à 90%), qui a débutée en décembre 2008 est dédiée à *l'imagerie US codée adaptative*, (19),(21). Je co-encadre cette thèse avec A. Bouakaz (10%) le directeur de thèse.
6. **Le postdoc** de M. Biard (encadrement à 100%), (octobre-décembre 2006) portait sur *l'étude des stimuli audio pour les autismes*. Ce travail de collaboration avec l'U930 (équipe 1) financé par l'IFR 135 fait l'objet d'un article en cours de rédaction.

7.2 Animations et Collaborations

7.2.1 Animations locale et national

- J'ai pendant 1 an au sein du LUSSE animé une **thématique transversale** concernant **l'estimation de retard en ultrasons**. Cette thématique a permis aux plus jeunes (4 doctorants, 2 stagiaires M2) et à certains collègues (3 MCF) de maîtriser un panel assez large de techniques.
- J'ai eu en charge (élu **responsable scientifique** de décembre 2002 à décembre 2008 au sein de la Société Française d'Acoustique (SFA) l'animation d'un groupe spécialisé en "métrologie et en traitement du signal" (GMTS) qui s'intitule aujourd'hui "Instrumentation et Signal". J'ai donné le relais à G. Haïat depuis janvier 2009. Plus de 300 personnes sont concernées par le traitement du signal, l'instrumentation et la métrologie dans le domaine de l'acoustique. Le traitement du signal étant un thème transversal de l'acoustique, mon rôle pouvait se résumer à initier puis à favoriser les échanges scientifiques sur des

thèmes de l'acoustique allant du contrôle non destructif à l'étude du bruit dans les transports, en passant par la parole jusqu'à l'imagerie pour ne citer qu'eux. Ces collaborations se sont concrétisées par l'organisation de journées d'échanges scientifiques, la dernière en date, consacrée à "l'estimation de retard en acoustique" a accueilli plus d'une vingtaine de scientifiques. La prochaine journée, programmée en juillet 2010, sera consacrée au traitement du signal en contrôle non destructif (CND).

- J'ai participé à l'écriture du livre Blanc de l'acoustique coordonné par J. Kergomard (ancien président). J'ai plus particulièrement écrit la partie relative au traitement du signal en acoustique.

7.2.2 Collaborations

Pour ajouter une certaine dynamique à la thématique "exploration de milieux sanguins modifiés" à laquelle je participe, j'ai mis personnellement en place **un réseau d'échanges et de collaborations** :

- **internes à l'équipe 5** avec les physiciens S. Calle, F. VanderMeulen et le biophysicien-médecin F. Patat. Cette collaboration s'est effectuée au travers d'échanges d'idées ou de campagne de mesures. Et avec l'équipe médicale de Franck Perrotin sur les applications liées à l'étude du fœtus par ultrasons ;
- **locales externes au laboratoire** avec le CHRU de Tours via A. Bleuzen et le Centre d'Innovation et Technologique (CIT). Ces collaborations se sont effectuées sous forme de campagnes de mesures, de tests d'appareils US et de mise en place de protocoles cliniques ;
- **locale externe à l'équipe 5** avec l'équipe 1 de l'Unité INSERM U930 de TOURS via N. Bruneau. Cette collaboration, soutenue par l'IFR 135 en imagerie, a permis de financer un postdoc (voir le chapitre EN-CADREMENT) ; avec J. Martineau, notre collaboration s'est faite sous forme de réunions régulières et d'échanges de données.
- **nationale** avec la société lyonnaise ATYS MEDICAL représentée par D. Parzy et B. Guibert (société spécialisée dans la vente, la conception, le développement et la production d'appareils médicaux). Cette collaboration s'est concrétisée par la conception et la mise au point de prototypes testés puis validés en grande partie au CIT de Tours. Également avec la société LK2 nous avons entamé depuis septembre 2006 D. Kouamé et moi-même, une collaboration avec Mr G. Rafalli de la société LK2 et le Dr. P. Kalfon de l'hôpital de Chartres. Cette collaboration a pris la forme d'une thèse CIFRE avec un ancien étudiant (C. Marie) de notre Master "Imagerie" ;
- **internationale** au travers d'un projet européen avec l'équipe de P. Tortoli de Florence. Cette collaboration s'est concrétisée par la mise au point d'un système ultrasonore Doppler numérique et l'écriture de 2 articles de revue (54; 55) en cours d'acceptation.

7.2.3 Organisation de manifestations scientifiques

J'ai participé à la mise en place de deux congrès en acoustique et à l'animation de sessions scientifiques :

- en qualité de **Membre du comité scientifique** du Congrès Français d'Acoustique (CFA) à Tours en avril 2006. J'ai participé à la sélection des communications, à la mise en place et à l'animation des 6 sessions sur le thème du "Traitement du signal et Métrologie" et de "l'Imagerie et Traitement du Signal" (modérateur de 3 sessions). Ce congrès qui a lieu tous les deux ans attire en moyenne plus de 500 participants ;
- en qualité de **Membre du comité d'organisation** du congrès "5th International Conference on Ultrasonic Biomedical Microscanning" à Cargèse, 2006. J'ai participé à la mise en place du congrès et de son site internet. Environ une trentaine de personnes étaient présentes à ce congrès qui a lieu tous les deux ans ;
- en qualité de **Membre du Club EEA**. J'ai participé à l'organisation et à la mise en oeuvre du Congrès du Club EEA qui s'est déroulé à Tours en 2009 ;
- en qualité de membre du groupe GIS (Groupe Instrumentation Signal, anciennement Groupe Métrologie et traitement du signal). J'ai organisé 2 sessions en "traitement du signal et instrumentation en acoustique" au CFA qui s'est déroulé à Lyon en avril 2010. J'ai également organisé la sélection des communications.

7.3 Transfert de technologie et Contrats

Pendant mon activité de recherche, j'ai participé à différents projets de transferts de technologies via le GIP Ultrasons, les projets actuels étant gérés par le SAIC.

J'ai participé à des contrats de prestation pour de petites sociétés ou grands groupes comme cela a été précisé ultérieurement (Institut Français du Pétrole, Faure Herman, groupe PSA, ...).

Notez à ce sujet que le GIP Ultrasons a favorisé le transfert technologique aux dépens des dépôts de Brevets.

Les projets qui ont fait l'objet de transferts technologiques ou bien de contrats publics sont les projets suivants :

- "Caractérisation de sang Spontané et Contrasté" (CASC) financé par le ministère de l'industrie au travers du Réseau National des Techniques pour la santé (RNTS) (2001-2004). Nous avons D. Kouamé et moi-même conçu puis mis en place ce projet. Nous étions donc naturellement **les porteurs de ce projet puis les responsables scientifiques et financiers**. La totalité du projet a été supportée à hauteur de 609 k euros, 145 k euros étaient dédiés à notre partie. Ce projet a permis d'employer un doctorant M. Biard. Les partenaires du projet étaient : Atys Médical, Réseau National des Technologies de la Santé (RNTS), Centre d'Innovation Technologie (CIT) Ultrasons, Ministère de l'industrie ;
- "Ultrasonographic Monitoring and Early Diagnosis of Stroke" (UMEDS QLG1-2002-01518) financé par l'Europe dans le 5^{ème} PCRD (2002-2005). J'ai participé aux réflexions et aux négociations puis à la mise en place du projet. A la suite de quoi, en tant que participant, j'ai eu en charge la **responsabilité scientifique et financière** (Rédaction de Deliverable-Milestones) d'une partie d'un workpage (WP5) dirigé par l'expert mondial (D. Evans) reconnu dans l'étude des AVC. J'ai donc été amené à écrire des rapports de synthèses. Notre partie du projet, supporté à une hauteur de 191 k euros, a permis d'employer un doctorant, G. Souchon, et de réaliser un prototype Doppler numérique avec une équipe italienne dirigée par P. Tortoli. Bien que ce projet soit terminé depuis septembre 2005, je continue la collaboration avec l'équipe italienne puisque de nouvelles techniques d'excitation codées vont bientôt être implémentées dans notre prototype. Les partenaires étaient : Université de Mannheim (All), Bracco Research SA (It) CHU de Bochum (All), INSERM U494 CHU Pitié Salpêtrière Paris, LOA Ecole Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles Paris, Université de Leicester (GB), Université de Florence (It), Philips Medical Systems (All), Université de Lübeck (All) ;
- EMBOLE : "Réalisation et validation clinique d'un dispositif Doppler à partir du recueil des signaux" au Centre D'innovation Technologique (CIT) à Tours. J'ai participé à la mise en place de ce projet, puis contrairement aux autres, j'ai secondé D. Kouamé (responsable du projet) durant 2002-2005. Ma participation allait de l'étude de la faisabilité à la réalisation finale et à la validation clinique d'un prototype d'appareil Doppler embolique. Les partenaires étaient Atys Médical, CHRU Tours, Ministère de la Recherche. L'aide allouée à ce projet était de 128 k euros ;
- "Surveillance à domicile de l'activité foetale par un dispositif ultrasonore intégré" financé par l'ANR. Depuis le départ de D. Kouamé à Toulouse, j'ai en charge la gestion financière du projet à Tours. Je participe à plusieurs workpages et enfin je suis le référent scientifique du projet à l'Université de Tours, le référent du projet à l'Université de Toulouse étant D. Kouamé, l'initiateur du projet. Ce projet finance la thèse de I. Voicu. L'aide financière accordée est de 405 keuros pour notre partie ;
- "Monitoring therapeutic efficacy with a novel ultrasound technology" financé par l'ANR. Je participe à l'animation d'un workpage dédié à la recherche d'excitation ultrasonore optimisée pour le contraste acoustique. L'aide financière attribuée est de 400keuros, elle permet entre autre de financer 2/3 de la thèse de S. Ménigot ;
- nous avons avec la société Atys Médicale déposé un projet ANR TecSan "Evaluation des risques d'AVC par comptage d'embolus ambulatoire de moyenne durée". L'aide financière demandée est de 170 keuros, elle permettra si le projet est accepté de financer une thèse.

7.4 Activités annexes

- J'ai initié, puis participé à la mise en place d'un master où je suis responsable, depuis septembre 2005, du master recherche "Imagerie du Vivant" et responsable de l'option "Imagerie Médicale" à Tours;
- J'ai été membre du Conseil d'Administration de la société française d'acoustique de 2002 à 2008.
- Je suis, depuis 2001 Membre de la commission de spécialiste 61 et maintenant CSDP 60-61-63 à l'Université de Tours;
- Je suis régulièrement sollicité pour être relecteur (Reviewer) des articles dans les revues *IEEE Trans. on Biomedical Engineering* et *Computer Methods and Programs in Biomedicine*;
- J'ai participé à l'expertise (2008) de plusieurs formations biomédicales pour l'AERES et de projets à l'OSEO;
- je suis Membre IEEE, Membre de la SFR et la SIU et Membre de la SFA.

Bibliographie

- [1] **J.M. Girault**, Denis Kouamé, Abdeldjalil Ouahabi, *Analytical formulation of the Fractal dimension of filtered stochastic signals*, Signal Processing, 90, pp. 2690–2697, 2010.
- [2] **J.M. Girault**, *Détection synchrone de microembolies cérébraux à l'aide de paquets d'ondelettes*, Analyse multirésolution pour le signal et l'image, A. Ouahabi, IC2, Hermes-Lavoisier, 2010.
- [3] D. Kouamé and **J.M. Girault**, *Multidimensional Multiple-order complex parametric model identification*, IEEE Trans. Signal Processing, vol 56, "4574-4582", 2008.
- [4] D. Kouamé, **J.M. Girault**, *Amélioration de la résolution d'images ultrasonores par modélisation paramétrique autoregressive factorisée.*, Brevet, FR0707484, 24 Octobre 2007.
- [5] D. Kouamé, M. Biard, **J.M. Girault** and A. Bleuzen *Adaptive AR and Neuro-Fuzzy approaches: access to cerebral particle signatures*. IEEE Trans. Info. Techno. in Biomedecine, vol 3, "559–566", 2006.
- [6] M. Biard, D. Kouamé, **J.M. Girault**, G. Souchon and B. Guibert, *Caractérisation du sang circulant*, Innovation et Technologie en Biologie et Médecine, volume 25, issue 5, pp 283-288, 2004, **papier invité**.
- [7] D. Kouamé, **J.M. Girault**, J.P. Chemla and M. Lethiecq, *Hight resolution processing techniques for colored ultrasound Doppler velocimetry Part 1: Non-stationary methods*, IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr., 50, "257–266", 2003.
- [8] D. Kouamé, **J.M. Girault**, J.P. Remenieras and F. Patat, *Hight resolution processing techniques for colored ultrasound Doppler velocimetry Part 2: Multiple phase pipe flow velocity measurement*, IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr., 50, "267–278", 2003.
- [9] **J.M. Girault** and D. Kouamé, *Length and frequency of band-limited signals*, IEEE signal Processing Letters, 9, "371–374", 2002.
- [10] **J.M. Girault**, D. Kouamé, Abdeldjalil Ouahabi, Frédéric Patat *Micro-Emboli Detection: An Ultrasound Doppler Signal Processing Viewpoint*, IEEE Trans. BME, 47, "1431–1439", 2000.
- [11] D. Kouamé and **J.M. Girault**, V. Labat et al., *Delta high order cumulant-based recursive instrumental variable algorithm*, IEEE signal Processing Letters, 7, "262–265", 2000.
- [12] **J.M. Girault**, D. Kouamé, A. Ouahabi et al., *Estimation of the blood Doppler frequency shift by a time-varying parametric approach*, Ultrasonics, 38, "682–687", 2000.
- [13] D. Kouamé, **J.M. Girault**, J.P. Chemla, A. Ouahabi and M. Lethiecq, *Détection d'embolies par analyse paramétrique du signal Doppler : une étude préliminaire*, Innovation et Technologie en Biologie et Médecine, volume 19, pp 243-248, 1998.
- [14] J.P. Chemla, **J.M. Girault**, D. Kouamé, F. Ossant and F. Patat, *Apport de la transformée de Wigner-Ville pour l'estimation de l'atténuation ultrasonore de tissus biologiques*, Innovation et Technologie en Biologie et Médecine, volume 19, pp 213-219, 1998.
- [15] **J.M. Girault**, F. Ossant, A. Ouahabi et al., *Time-varying autoregressive spectral estimation for ultrasound attenuation in tissue characterization*, IEEE Trans. Ultra. Ferro. Freq. Contr., 45, "650–659", 1998.

- Congrès Internationaux avec Actes -

- [16] S. Menigot, A. Novell, A. Bouakaz and J.M. Girault, *Improvement of the power response in contrast imaging with transmit frequency optimization*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, Rome,, pp 1247-1250, 2009.
- [42] S. Menigot, L. Drebine, N. Meziati, and J.M. Girault, *Automatic detection of microemboli by means of a synchronous linear prediction technique*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, pp 2371-2374, Rome, 2009.
- [18] I. Voicu, J.M. Girault, M. Fournier-Massignan and D. Kouamé, *Robust Estimation of Fetal Heart Rate from US Doppler Signals*, International Conference on Ultrasonics, Santiago, Physics Procedia, vol 3, pp 691-699, 2010.
- [19] S. Menigot, A. Novell, I. Voicu, A. Bouakaz and J.M. Girault, *Adaptive contrast imaging: transmit frequency optimization*, International Conference on Ultrasonics, Santiago, Physics Procedia, vol 3, pp 667-676, 2010.
- [20] I. Voicu, D. Kouamé, M. Fournier-Massignan and J.M. Girault, *Estimating Fetal Heart Rate From Multiple Ultrasound Signals*, International Conference on Advancements of Medecine and Health through Technology, Cluj, pp. 185–190, 2009.
- [21] S. Menigot, A. Novell, I. Voicu, A. Bouakaz and J.M. Girault, *Transmit frequency optimization for ultrasound contrast agent response*, International Conference on Advancements of Medecine and Health through Technology, Cluj, pp. 181–184, 2009.
- [22] M. BenMlouka, J. Martineau, I. Voicu, N. Hernandez and J.M. Girault, *Principal Component Analysis of eye tracking data during visual perception of human faces in adults and children with autism.*, International Conference on Advancements of Medecine and Health through Technology, Cluj, pp. 199-204, 2009.
- [23] J.M. Girault, D. Kouamé and F. Tranquart, *Synchronous Detection of Emboli by wavelet packet decomposition*, Proceeding of the IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, pp 409-412, 2007.
- [24] D. Kouamé, C. Garnier, J.M. Gregoire and J.M. Girault, *Multidimensional complex number parametric model order and parameter estimation*, Proceeding of the IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, Toulouse, pp 321–324, 2006.
- [25] J.M. Girault, D. Kouamé, A. Bleuzen and F. Tranquart, *Spectral correlation of the embolic blood Doppler signal*, Proceeding of the IEEE International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, Toulouse, pp 2448-2451, 2006.
- [26] G. Souchon, J.M. Girault, M. Biard, D. Kouamé and F. Tranquart, *Gaseous and solid emboli differentiation using radiation force*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, vol 1-4, pp 2070-2073, Rotterdam, 2005.
- [27] D. Kouamé, J.M. Gregoire, L. Pourcelot, J.M. Girault M. Lethiecq and F. Ossant, *Ultrasound Imaging: signal acquisition, new advanced processing for biomedical and industrial applications*, Proceeding of the IEEE International Conference on Acoustic Speech and signal processing, Philadelphia,, pp 993–996, 2005.
- [28] J.M. Girault, M. Biard, D. Kouamé, A. Bleuzen and F. Tranquart, *Micro-emboli detection by means of cyclostationarity properties of the ultrasound Doppler signal*, World Congres of Ultrasound, Benjing, 2005.
- [29] D. Kouamé, M. Biard, J.M. Girault, F. Tranquart and F. Patat, *Statistical and Neuro-fuzzy approaches for emboli detection*, Proceeding of EUSIPCO, Vienne, pp 2211–2214, 2004.
- [30] M. Biard, J.M. Girault, D. Kouamé and F. Patat, *Emboli characterization in blood mimicking fluid circulation using parametric modeling*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, vol 1-3, pp 1449-1452, 2004.
- [31] M. Biard, D. Kouamé, J.M. Girault and F. Patat, *Discrimination between emboli and artifact during transcranial Doppler*, World Congres of Ultrasound, Paris, pp 1101-1104, 2003.
- [32] L. Pourcelot, F. Patat, J.M. Girault, F. Gens, J.P. Remenieras, D. Kouamé, F. Tranquart, *Ultrasound and blood flow detection in Tours : a 40 years story.*, 12th New England Doppler Conference, Artimo, Florence, Italy, May 18-21, 2003, **Conférence Invitée.**
- [33] S. Dos Santos, P. Maréchal, J.M. Girault, F. Van Der Meulen, *Characterization of a moving surface roughness*

by backscattered ultrasound performed with time-frequency analysis and high order statistic Proceeding of the Advances in signal Processing for non-destructive evaluation of materials IV, vol. 6 pp 288–292, 2002.

- [34] D. Kouamé, **J.M. Girault**, *Improvement of cumulant based parameter estimation* Proceeding of the IEEE International Conference on Acoustic Speech and signal processing, pp 3989–3992, 2001.
- [35] D. Kouamé, **J.M. Girault**, A. Ouahabi et F. Patat, *Reliability evaluation of emboli detection using a statistical approach* Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, vol 1-2, pp 1601–1604, 1999.
- [36] J.P. Chemla, **J.M. Girault**, D. Kouamé and M. Lethiecq, *An hybrid Wigner-Ville approach to estimate ultrasound attenuation in soft biological tissue*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, vol 2, pp 1475-1478, 1998.
- [37] **J.M. Girault**, A. Ouahabi, F. Ossant, F. Patat and C. Guittet, *Adaptive spectral estimation of attenuation in skin*, Proceeding of the IEEE IMTC , vol 1, pp 512-515, 1997.
- [38] D. Kouamé, **J.M. Girault**, and al., *Multiphase pipe flow velocity measurement in strong colored noisy Doppler ultrasound: parametric and non parametric approaches*, Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, vol 1, pp 815-818, 1997.

- Congrès Nationaux avec Actes -

- [39] **J.-M. Girault**, S. Ménigot, L. Dreibine and N. Meziati, *Détection US automatique de micro-embolies par des techniques de prédictions linéaires synchrones*, Congrès Français d'Acoustique, Lyon, Avril 2010.
- [40] S. Ménigot, A. Novell, I. Voicu, **J.-M. Girault**, *Optimisation de l'énergie rétrodiffusée en imagerie de contraste par la fréquence de transmission*, Congrès Français d'Acoustique, Lyon, Avril 2010.
- [41] I. Voicu, **J.-M. Girault**, *L'estimation du rythme cardiaque foetal à partir de plusieurs signaux Doppler*, Congrès Français d'Acoustique, Lyon, Avril 2010.
- [42] S. Menigot, A. Novell, I. Voicu, A. Bouakaz and **J.M. Girault**, *Imagerie US adaptative de contraste.*, colloque imagerie pour les sciences du vivant et la médecine, Mulhouse, 2009.
- [43] **J.M. Girault**, M. Biard, D. Kouamé, A. Bleuzen and F. tranquart, *Détection ultrasonore d'embolies cérébraux synchronisée sur le cycle cardiaque*, Congrès Français d'Acoustique, Tours, pp 367-370, 2006.
- [44] G. Souchon, **J.M. Girault** and F. tranquart, *Force de radiation et discrimination d'embolies*, Congrès Français d'Acoustique, Tours, pp 299-302, 2006.
- [45] G. Souchon, F. VanderMeulen, O. BouMatar, F. tranquart and **J.M. Girault**, *Caractérisation ultrasonore de thrombus et d'un produit de contraste*, Congrès Français d'Acoustique, Tours, pp 147–150, 2006.
- [46] G. Souchon, S. Callé, M.A. Gomez, J.P. Remenieras and **J.M. Girault**, *Etude numérique et expérimentale de la propagation d'onde au travers du crâne : Application à la détection d'embolies*, Congrès Français d'Acoustique, Tours, pp 371– 374, 2006.
- [47] J.P. Chemla, D. Kouamé and **J.M. Girault**, *Transformée en ondelettes croisées pour l'estimation de retard de signaux ultrasonores non stationnaires*, Congrès Français d'Acoustique, Tours, pp 447-450, 2006.
- [48] **J.M. Girault**, M. Biard, D. Kouamé, G. Souchon, A. Bleuzen and F. Tranquart, *Etude de la cyclostationnarité du signal Doppler sanguin pour la détection de micro-embolies : étude préliminaire*, Congrès du GRETSI, Louvain, 2005.
- [49] **J.M. Girault**, D. Kouamé and M. Lecorff *Longueur de signaux stochastiques à bandes limitées: Filtres de Lorentz.*, Congrès du GRETSI, Paris, 2003.

- Congrès sans Actes -

- [50] O. Rogier, F. Bonnet-Brilhault, **J.M. Girault**, C. Barthémélie, N. Bruneau, *Specific cortical auditory evoked response to voice in children*, Congrès de Physiologie, Pharmacologie et Thérapeutique , bordeaux, 2010 (sans acte).
- [51] **J.M. Girault**, M. Ben Mlouka, N. Hernandez, and J. Martineau, *Principal Component Analysis of eye-*

tracking data during visual perception of human faces in adults with autism., International Conference on Innovative Research In Autism , Tours, 2009 (sans acte).

- [52] **J.M. Girault**, D. Kouamé, A. Bleuzen and F. tranquart, *Détection synchrone d'embolies cérébraux par Doppler transcrânien*, Journée Française de Radiologie, Paris, 2006 (sans acte).
- [53] M. Biard, D. Kouamé, **J.M. Girault** and F. Patat, *Méthodes de Discrimination et de Caractérisation d'embolies détectés par technique Doppler Ultrasonore*, 12ième forum des jeunes chercheurs en GBM. NANTES, 2003 (sans acte).

- Papiers soumis -

- [54] **J.M. Girault**, Denis Kouamé, Sébastien Ménigot, Grégrory Souchon, François Tranquart *Analysis of Index Modulation in microembolic Doppler signals Part I: Radiation Force as a new hypothesis - simulations*, **Accéptée sous condition de corrections, Ultrasound in Medecine and Biology.**
- [55] **J.M. Girault**, Denis Kouamé, Sébastien Ménigot, Francesco Guidi, Grégrory Souchon, François Tranquart *Analysis of Index Modulation of Doppler microembolic signals Part II: in vitro discrimination*, **Accéptée sous condition de corrections, Ultrasound in Medecine and Biology.**

Les noms soulignés correspondent aux étudiants que j'ai co-encadrés.