



HAL
open science

Contribution au traitement et à l'analyse de signaux issus de processus physiologiques

Valérie Louis-Dorr

► **To cite this version:**

Valérie Louis-Dorr. Contribution au traitement et à l'analyse de signaux issus de processus physiologiques. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL, 2008. tel-00345985

HAL Id: tel-00345985

<https://theses.hal.science/tel-00345985>

Submitted on 10 Dec 2008

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.

Contribution au traitement et à l'analyse de signaux issus de processus physiologiques

Mémoire

présenté publiquement le 02 Octobre 2008

pour l'obtention de

**l'Habilitation à Diriger des Recherches
de l'Institut National Polytechnique de Lorraine**

Spécialité : traitement du signal

par

Valérie Louis Dorr

Composition du jury

<i>Rapporteurs :</i>	M. Patrick Chauvel	PUPH à l'Université d'Aix-Marseille
	M. Jacques Duchêne	Professeur à l'Université Technologique de Troyes
	M. Lotfi Senhadji	Professeur à l'Université de Rennes 1
<i>Examineurs :</i>	M. Hervé Vespignani	PUPH à l'Université Henri Poincaré, Nancy
	M. Didier Wolf	Professeur à l'INPL, Nancy



Remerciements

Les travaux présentés dans cette Habilitation à Diriger les Recherches ont été effectués au Centre de Recherche en Automatique de Nancy, UMR CNRS 7039. Je tiens à remercier son directeur actuel Alain Richard et ses prédécesseurs ainsi que les responsables du CRAN pour m'avoir fait confiance au cours de ces années. Je me dois d'associer à ces remerciements les différents directeurs de l'Ecole Nationale Supérieure d'Electricité et de Mécanique qui eux m'ont fait confiance pour le volet enseignement de mon statut d'enseignant

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Patrick Chauvel, Professeur Universitaire et Hospitalier de l'Université d'Aix-Marseille et Directeur du Laboratoire de Neurophysiologie et de Neuropsychologie de m'avoir fait l'honneur de rapporter sur ce travail.

Ma gratitude va également à Jacques Duchêne Professeur à l'Université de Technologie de Troyes d'avoir accepté d'établir dans un premier temps un pré-rapport pour l'école doctorale IAEM Lorraine et dans un second temps de rapporter sur ce travail.

Toute ma reconnaissance va également à Lotfi Senhadji, Professeur à l'Université de Rennes, Directeur du Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image pour avoir accepté si spontanément de rapporter sur ce travail et de faire partie de ce jury.

Je suis très reconnaissante envers Hervé Vespignani Professeur Universitaire et Hospitalier de l'Université Henri Poincaré, chef du service de Neurologie du CHRU de Nancy de me faire l'honneur de participer à ce jury. Le Professeur Vespignani a initié un certain nombre de projets scientifiques depuis de longue date avec le CRAN et Edouard Yvroud en particulier. Son intégration avec Louis Maillard et Jean-Pierre Vignal en tant que membres du laboratoire est un aboutissement légitime qui nous réjouit particulièrement. Il est à l'origine des perspectives de recherche présentées dans ce mémoire. Je lui renouvelle toute ma gratitude.

Didier Wolf, vous avez accepté la responsabilité du groupe Ingénierie Pour la Santé du CRAN il y a une dizaine d'années alors que la situation était délicate. Si les méthodes que vous avez employées m'ont paru parfois un peu 'provocatrices', nous en avons discuté, je dois reconnaître avec beaucoup de plaisir aujourd'hui qu'elles ont porté leurs fruits, le bilan scientifique du groupe IPS en est la preuve. A titre personnel, vous m'avez soutenue et vous avez mis en œuvre un certain nombre de dispositifs associés à des conseils scientifiques pour me permettre de prendre un virage thématique, je vous en remercie très sincèrement.

Monsieur Yvroud, vous avez été le père de l'Ingénierie Biomédicale à Nancy et au CRAN en particulier, vous avez été mon Directeur de Recherche, vous êtes devenu un ami fidèle. Je connais votre définition de la fidélité et j'en mesure la valeur. Quelques années ont passé depuis le jour où vous m'avez proposé mon sujet de thèse d'Université, cependant votre soutien, vos encouragements sont restés des stimulations permanentes et quotidiennes. J'admire ce don que vous avez pour magnifier les relations humaines. Merci, merci pour tout.

Combien dois-je vous remercier Radu, pour ces échanges que nous partageons depuis de nombreuses années maintenant. Scientifiquement votre point de vue permet très souvent de donner un éclairage nouveau aux différentes problématiques que nous abordons. Votre rigueur et votre curiosité intellectuelle sont des sources permanentes d'enrichissement. Je voudrais vous témoigner ici toute ma gratitude pour ce que vous êtes scientifiquement et humainement.

Les travaux présentés ne seraient pas ce qu'ils sont sans les doctorants que j'ai co encadrés : Karim, Radu, Matthieu, Rebeca et Hugo. Bien évident je les salue pour le travail accompli ou à accomplir et je leur souhaite beaucoup de réussite dans leur vie personnelle et professionnelle.

Je tiens à présenter ici toute ma reconnaissance à mes collègues du groupe ESPaCE. Il est évident que ce projet prospectif n'aurait pu voir le jour sans la contribution de chacun d'eux. La cohésion de ce groupe permet de nourrir de grandes ambitions pour nos futurs travaux. Avant d'envisager des concepts, de mettre en œuvre des méthodes, ce sont d'abord les hommes qui font la recherche, cette conception doit nous rendre optimistes. Bien qu'ils soient soumis à des responsabilités hospitalières lourdes, Jean-Pierre Vignal et Louis Maillard sont des sources d'idées et de réflexions scientifiques très pertinentes, ils savent se rendre disponibles et font preuve de beaucoup de patience pour nous faire partager à la fois leurs curiosités intellectuelles et leurs expertises médicales acquises depuis de nombreuses années. J'apprécie particulièrement nos échanges toujours fructueux. De par leurs expériences passées, Thierry Cecchin et Olivier Caspary qui viennent de nous rejoindre apportent au projet ESPaCE des visions scientifiques et méthodologiques nouvelles. Nous nous en réjouissons : je vous renouvelle à tous mes remerciements.

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire ont tous fait l'objet de collaborations scientifiques et médicales. Comment ne pas remercier ces collègues avec qui j'ai travaillé sur chaque projet ? Anne Marie Benoît avec qui j'ai partagé l'encadrement scientifique de l'application sur le glaucome, quelques galères technologiques et de nombreux fous rires. J'associe également les personnes du service d'ophtalmologie du CHRU de Nancy le professeur Antoine Raspiller chef du service, Laurent Mallat, Karim Naoun et Paul Allé. Le professeur François Guillemin Directeur du Centre Alexis Vautrin et chirurgien qui a initié le sujet sur les sons abdominaux et que la curiosité scientifique n'est plus à démontrer. Christian Heinrich pour les échanges scientifiques que nous avons eus sur la partie débruitage en phonoentérogaphie, échanges qui perdurent aujourd'hui. Et enfin, Fabrice Wendling, sa compétence scientifique indéniable, sa grande expérience des problématiques de neurophysiologie et sa disponibilité ont été d'un grand soutien pour la collaboration d'encadrement de thèse de Matthieu Caparos qui a effectué deux séjours dans les meilleures conditions d'accueil au LTSI. Les conseils éclairés et permanents qui ont été prodigués par Fabrice, nous ont permis de faire des choix judicieux et fructueux. Que toutes ces personnes soient sincèrement remerciées.

J'associe à ces remerciements l'ensemble de mes collègues du groupe IPS Christian Daul, Walter Blondel et les membres du Centre Alexis Vautrin qui sont trop nombreux pour les citer pour les échanges que nous partageons pendant les séminaires et réunions de groupe thématique.

Et bien évidemment j'adresse toute ma gratitude à mes collègues du CRAN et de l'ENSEM en général qui enrichissent mon quotidien par des idées, des points de vue, leur dévouement, leur sympathie. Je voudrais témoigner plus particulièrement ma reconnaissance à toutes les personnes qui facilitent, assistent, soutiennent avec une grande efficacité au quotidien nos tâches : Christine Pierson, Carole Courier, Céline Morville, Jean-Marie Munier, Fadi Scharif, Benoît Marchal, Marie-Claude Cardot, Pierre Maffeïs, sans oublier le personnel du service de scolarité Monique Bilon, Josette Contal et Patricia Thaize.

*à Léna, Lucas et Richard pour ce qu'ils sont et représentent pour moi,
à ma famille, ma mère si présente dans la discrétion, mon père si présent dans l'absence...*

Table des matières

Chapitre 1 Présentation générale	1
1.1 Curriculum vitae	2
1.2 Activités d’enseignement	5
1.2.1 Détails des enseignements	5
1.2.2 Réforme Pédagogique	7
1.2.3 Financement de plateforme d’enseignement	8
1.3 Responsabilités administratives et collectives	9
1.3.1 Responsable d’un projet de recherche	9
1.3.2 Responsable de modules	9
1.3.3 Responsable de la gestion des TP filières 2A	9
1.3.4 Responsable de communication ENSEM	9
1.3.5 Gestion des crédits de TP électronique	9
1.4 Synthèse des activités de recherche	11
1.4.1 Contexte	11
1.4.2 Projets de recherche	12
1.5 Activités d’encadrement	16
1.5.1 Thèses	16
1.5.2 DEA, Masters, Stages , Diplomarbeit	17
1.6 Participations à des jurys de thèses	18
1.7 Publications	20
Chapitre 2 Activités de recherche	25
2.1 Introduction	26
2.2 Débruitage des sons abdominaux	28
2.2.1 Contexte	28
2.2.2 Méthode de débruitage par ondelettes	29
2.2.3 Ré-interprétation de type point fixe	30
2.2.4 Conditions générales d’application	33
2.2.5 Modèles gaussiens généralisés	34
2.2.6 Signaux et Algorithmes	35
2.2.7 Résultats	37
2.3 Application à la phonoenterographie	44

2.3.1	Segmentation, élimination d'artefact et localisation	44
	Segmentation	45
	Elimination des artefacts	45
	Localisation	46
2.3.2	Résultats	47
	Définition des indices d'activité	47
2.3.3	Analyse de données pour la phonoenterographie	48
2.3.4	Classification non-supervisée	49
	Méthode proposée	50
	Résultats de la classification	50
2.3.5	Tests d'hypothèses statistiques	52
2.3.6	Conclusion sur le traitement des sons abdominaux	53
2.3.7	Publications	53
2.4	Mesure de relations inter-signaux	55
2.4.1	Mesures paramétriques	55
2.4.2	Mesures paramétriques de relations inter-structures	57
2.4.3	Modélisation des signaux	59
2.4.4	Evaluation des méthodes paramétriques	60
2.4.5	Résultats	62
2.4.6	Mesures non-paramétriques	66
2.4.7	Evaluation des méthodes non paramétriques	67
2.4.8	Conclusion	69
2.5	Etude des EEG : application à l'épilepsie	70
2.5.1	Base de données	70
2.5.2	Comparaison entre les méthodes	72
2.5.3	Latéralisation du foyer épileptogène	74
2.5.4	Latéralisation d'événements détectés	80
2.5.5	Résultats	81
	Conclusion sur la latéralisation	82
2.5.6	Classification des crises d'épilepsie du lobe temporal	83
2.5.7	Résultats	95
2.5.8	Conclusion	97
2.5.9	Publications	97
2.6	Etude du dichroïsme linéaire de la couche des fibres optiques de la rétine	99
2.6.1	Objectif du projet	99
2.6.2	Le glaucome	99
2.6.3	Dichroïsme des fibres nerveuses rétiniennes	100
	Caractérisation de la biréfringence et du dichroïsme	100
2.6.4	Positionnement	100
2.6.5	Modélisation des milieux oculaires	101

2.6.6	Modélisation du système	101
2.6.7	Mesure du degré de polarisation	103
2.6.8	Résultats	105
2.6.9	Conclusion	106
2.6.10	Publications	107
Chapitre 3 Bilan et Perspectives de recherche		109
3.1	Bilan	110
3.2	Perspectives	113
3.2.1	Contexte médical	113
3.2.2	Objectifs	114
3.2.3	Positionnement méthodologique	115
3.2.4	Positionnement national et international du projet	117
3.2.5	Moyens du projet	117
Chapitre 4 Annexe : sélection de publications		119
Bibliographie		121

1

Présentation générale

1.1 Curriculum vitae

Valérie Louis Dorr

Née le 30 Novembre 1964, 43 ans

Mariée, 2 enfants

Nationalité Française

Adresse professionnelle CRAN CNRS UMR 7039 ENSEM INPL 2 Avenue de la Forêt de Haye 54516 Vandoeuvre les Nancy Cedex Tel. : 03 83 59 55 63 Email :Valerie.Louis@ensem.inpl-nancy.fr	Adresse personnelle Valérie Louis Dorr 15 Rue Majorelle 54690 Lay Saint Christophe Tel. : 03 83 22 97 49 Valerie.dorr@wanadoo.fr
---	---

SITUATION PROFESSIONNELLE ACTUELLE

Maître de Conférences à l'Ecole Nationale Supérieure d'Electricité et de Mécanique (ENSEM) de l'Institut National Polytechnique de Lorraine (INPL). Classe Normale, 7^e échelon.
Chercheur au Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN, UMR 7039 CNRS-Nancy-Université dans le thème Ingénierie Pour la Santé IPS. Titulaire de la PEDR depuis octobre 2005. Depuis ma thèse d'université, mes objectifs scientifiques sont tous clairement inscrits dans une problématique biomédicale. Il s'agit de concevoir des méthodes et des outils de traitement des signaux physiologiques à des fins diagnostiques ou thérapeutiques. Cette recherche inclut parfois le développement technologique nécessaire à la chaîne d'instrumentation.

FORMATION-DIPLÔMES

- 1989-1993 : Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine - Spécialité Génie électrique. Thèse préparée et soutenue au Centre de Recherche en Automatique de Nancy-CNRS UMR7039 "Conception d'un procédé automatisé pour la mesure d'angles par capteurs à fibres optiques : application à la rééducation des handicapés" Thèse soutenue le 05 février 1993. Mention TH. Directeur de thèse : Edouard Yvroud Directeur de Recherche CNRS. Rapporteurs : P. Le Huy, S. Jaquay, J.M. André. Examineurs : R. Husson, M. Abignoli,
- 1988-1989 : D.E.A. Métrologie, Electrotechnique et Automatique option Métrologie - Laboratoire d'Instrumentation et d'Electronique de Nancy (LIEN). Université Henri Poincaré Nancy. "Détection par ultrasons du niveau d'urine dans la vessie : applications aux grands traumatisés",
- 1987-1988 : Maîtrise d'Electronique, Electrotechnique et Automatique option génie électrique. Université Henri Poincaré
- 1986-1987 : Licence d'Electronique, Electrotechnique et Automatique. Université Henri Poincaré Mention AB,
- 1985-1986 : 4 Unités de Valeurs CNAM (cursus DUT de Génie Electrique et Mathématiques Générales) et stage de formation continue CUCES de 840 Heures "Conception et commande de processus industriels"
- 1983-1985 : BTS de physique appliquée. Lycée Arthur Varoquaux.

FONCTIONS

- 1994-2007 : Maître de Conférences à l'INPL-ENSEM 63^e (1994-1997) puis 61^e section. Chercheur au CRAN CNRS UMR 7039. Thème Ingénierie Pour la Santé. Enseignante en instrumentation, transmission de l'information et traitement du signal à l'ENSEM. 1^{re} classe en 1998, puis classe normale. Prime d'Encadrement Doctorale et de Recherche depuis 2005,
- 1992-1994 : ATER temps plein en électronique à l'ESSTIN Université Henri Poincaré : cours, TD et TP d'électronique analogique-numérique et de simulation (CAO),
- 1990-1992 : Moniteur à l'Université de Metz puis à l'ESSTIN. TD et TP d'électronique analogique et numérique,
- 1989-1990 : Vacataire à l'IUT du Montet au département de biologie appliquée,
- 1989-1992 : Doctorant, allocataire de recherche bourse MRES.

PARTICIPATION A LA COMMUNAUTE SCIENTIFIQUE

- Membre élu (vice présidente) de la commission de spécialistes INPL 61^e section depuis 2001,
- Membre élu de la commission de spécialistes INPL 63^e section de 1995 à 1997,
- Membre du comité d'organisation des JSTIM 05 (Journées Sciences, Technologies et Imagerie pour la Médecine) 21-23 mars 2005 à Nancy. Regroupement du FRGBM (Forum de Recherche de Génie Biologie et Médical), des JRIM (Journées de Recherche en Imagerie Médicale) et des journées du GRAMM (Groupe de Recherche sur les Applications du Magnétisme en Médecine) : 350 participants, 201 communications,
- Membre du programme Européen *ALFA* de coopération entre l'Amérique latine et les pays de l'Union Européenne (2006-2009) *BioSenIntg*,
- Re-lecteur pour la revue *Applied Optics* et pour le congrès EMBS-IEEE,

JURYS DE THESES

Compte tenu de mes diverses collaborations à des travaux de recherche, j'ai participé à 8 jurys de thèse en tant qu'examinateur dont une thèse de doctorat en médecine et une en biologie moléculaire.

ENCADREMENT DEA, DE THESES et CO-DIRECTION DE THESES

Pour résumer mon activité d'encadrement, j'ai co-dirigé 2 thèses soutenues et je co-dirige 2 thèses en cours. J'ai co-encadré 2 thèses soutenues et j'ai contribué aux travaux de 4 thèses (publications communes dans des congrès). J'ai encadré 9 DEA et Masters dont 7 sont en rapport direct avec mes activités de recherche au CRAN, les deux autres sont des stages de DEA industriels d'élèves ingénieurs ENSEM.

ACTIVITÉS ADMINISTRATIVES

- Membre élu au conseil du CRAN de 1998 à 2002 puis membre invité,
- Membre élu au conseil de l'ENSEM de 1996 à 2004,
- Membre élu au conseil d'administration de l'INPL depuis 2005 et réélu en 2008 dans le cadre de la LRU ,

- Membre nommé de la commission permanente de l'INPL,
- Membre nommé de la commission de choix des enseignants de l'ENSEM,
- Membre de la commission de communication de l'INPL de 1995 à 2001,
- Responsable de la communication interne et externe de l'ENSEM de 1996 à 2001,
- Responsable de la gestion et de l'investissement des crédits d'enseignement d'électronique ENSEM depuis 1996,
- Responsable de la gestion du matériel d'enseignement d'électronique depuis 1996,
- Responsable du projet signaux physiologiques du CRAN depuis 2003,
- Membre de la commission d'admissions sur titre de l'ENSEM depuis 1997,
- Membre de la commission des publications du CRAN de 1996 à 2001,
- Membre de jurys de commission d'audition d'Ingénieurs d'Etudes BAP C dans le grand EST (Mulhouse, Strasbourg et Nancy),

1.2 Activités d'enseignement

Entre 1990 et 1994, mes statuts de moniteur puis d'ATER m'ont permis d'enseigner en premier cycle à l'Université de Metz, en première année à l'IUT de biologie appliquée et en deuxième et cinquième année à l'ESSTIN école d'ingénieurs à préparation intégrée, formations proposées par l'Université Henri Poincaré de Nancy. Les enseignements sous forme de cours, TD et majoritairement de TP ont essentiellement porté sur l'électronique mais également la physique appliquée sous forme de TP tournants (optique, thermodynamique, mécanique des fluides...). Concernant la partie électronique, je me suis particulièrement investie dans la modélisation et la simulation de systèmes électroniques car à mon arrivée, l'ESSTIN venait de se doter de l'un des logiciels les plus performants de simulation analogique et numérique : Powerview (modélisation Spice).

En septembre 1994, mes activités d'enseignement à l'ENSEM-INPL se sont naturellement concentrées en TP et TD d'électronique selon le profil du poste sur lequel j'avais postulé. Le service d'électronique était composé alors de trois professeurs et trois maîtres de conférences. En 1997, le décès prématuré de notre responsable d'enseignement le Professeur Michel Abignoli nous a conduit à refondre les programmes d'enseignement dans cette matière. J'ai alors pris en charge la responsabilité de 4 nouveaux modules d'enseignement : instrumentation signaux et systèmes, transmission numérique de l'information, couche physique dans les réseaux et télécommunications. Ces modules ont été mis en place respectivement en première, seconde et en troisième année pour les deux derniers.

J'interviens en TD et TP d'électronique numérique dont le responsable des modules est le Professeur Pierre Vernel. Le complément de cours s'effectue sous forme de projet de 1A et 3A et en TD de deuxième année de traitement numérique du signal. J'interviens également pour 18h de cours à l'Ecole des Mines de Nancy dans un module électif intitulé "Systèmes automatisés industriels" dont le responsable est le Professeur Didier Maquin. Actuellement, ces enseignements représentent un service d'environ 240 h équivalent TD. Ils sont répartis sous forme de 50 h de cours, 100 h de TD et 100 h de TP.

1.2.1 Détails des enseignements

L'ENSEM forme des ingénieurs pluri-scientifiques. La formation initiale est généraliste pour trois semestres puis sur les trois semestres suivants, une coloration est dispensée en filières dans les disciplines de base de l'ingénieur : Génie Electrique (GE), Mécanique (M) et Ingénierie des Systèmes Automatisés (ISA). De par la structuration de la formation, la cellule pédagogique de base est la filière. Je fais partie des enseignants de la filière ISA.

Cours de modélisation signaux et systèmes

L'objectif de ce cours est d'initier les étudiants à l'analyse temporelle et fréquentielle des signaux, à la modélisation des systèmes physiques et des fonctions de base de traitement du signal. Il démarre par la classification des signaux à temps continu, à temps discret, déterministe ou aléatoire et par la définition de l'énergie et de la puissance (instantanées, moyennes) : on y aborde également la notion de corrélation. Les propriétés des Systèmes Dynamiques Linéaires et Invariants par Translation SLIT sont énoncées ainsi que la définition de leur réponse impulsionnelle, la convolution, la fonction de transfert et l'analyse fréquentielle. Le filtrage linéaire analogique par approximations polynômiales de Butterworth, Tchebychev et Bessel est particulièrement étudié. Il s'achève par les principes de la modulation-démodulation cohérente et non-cohérente appliquée en instrumentation. La partie modélisation (5h CM, 2 tutorats, 2TP de 3h) par graphes à liens

est enseignée par Didier Wolf Professeur à l'ENSEM.

Volume horaire présentiel : 34h dont 15h CM, 5 Tutorats, 4 TP

Cours de Transmission de l'information

L'objectif de ce cours est de faire comprendre les fondements de la théorie de l'information et leurs mises en oeuvre dans les transmissions de données. Le cours est scindé en deux parties : la première qui est relative à la théorie de l'information est enseignée par Didier Wolf. On y aborde la notion de quantité d'information, d'entropie d'une source et le codage de source et de canal. Pour la deuxième partie sur la transmission, on y décrit la partie quantification linéaire et non linéaire des signaux, leurs codages en bande de base et leur encombrement fréquentiel. Les modélisations des signaux de modulation-démodulation de type FSK, PSK et QAM sont largement décrites. Des exemples technologiques circonstanciés d'applications sont détaillés. Les TP sont la mise en oeuvre directe du cours. Ils permettent d'accéder à des technologies relativement nouvelles dans la formation puisque les terminaux de transmission sont des microprocesseurs de traitement numérique du signal de type DSP (Motorola).

Volume horaire présentiel : 35h dont 18 CM (9h Didier Wolf + 9h VLD), 1 tutorat et 4 TP de 4h

Cours de couche physique dans les réseaux

Ce module complète l'enseignement dispensé en tronc commun ISA sur la transmission de l'information. Les différents supports physiques de transmissions (filaire, optique, hertzien) sont abordés. Après avoir caractérisé les différents supports de transmission, on y présente les modélisations possibles de propagation. Une description fonctionnelle et parfois technologique des émetteurs-récepteurs et répéteurs est présentée. La propagation sans support physique est abordée. Les spécificités technologiques des bus de communications CAN et I2C sont décrits dans un contexte industriel.

Volume horaire présentiel : 20h dont 20 de Cours magistral (8h Gérard Vinsard et 12h VLD)

Cours de télécommunications : applications à la télévision numérique et à la téléphonie mobile

Ce cours d'application industrielle fait partie du parcours signaux et images. J'interviens dans ce module pour y faire une synthèse sur la définition du codage de source, du codage de canal et aborder les problèmes de communication sans support physique (hertzien). Ce cours se poursuit avec l'intervention de deux industriels extérieurs : Denis Abraham pour la Télévision Numérique Terrestre TNT qui est responsable de la gestion des projets européens pour Télé Diffusion de France TDF et Bruno Lefebvre, chargé du projet développement de la téléphonie mobile dans le grand Est pour SFR-Est, présente la partie UMTS. Après avoir positionné la problématique industrielle dans son contexte économique et historique, ils sont chargés de décrire les choix méthodologique et technique liés aux applications.

Volume horaire présentiel = 20h dont 20 CM (8h Denis Abraham, 6h Bruno Lefebvre et 6h Valérie Louis Dorr)

TP long

Ce module est en fait une étude de cas transverse à la filière ISA. Son objectif est d'expérimenter l'organisation, les démarches et les techniques du développement de grands projets en équipe de taille conséquente et de mettre en place un projet inter-disciplinaire entre l'électronique, le traitement du signal et l'informatique. L'ensemble du projet doit conduire à la réalisation en équipe d'un système complexe par des techniques de modélisation et de validation. Chaque séance

permet de faire un point d'avancement et d'assister les étudiants dans leurs choix méthodologique et technologique. La précédente application était la gestion automatique d'un parking souterrain avec transfert d'informations pour le réseau d'aide à la navigation urbaine. L'an dernier nous avons initié une application nouvelle : la téléphonie Internet Protocole IP avec réalisation de terminaux dédiés. Je co-encadre ce module avec Xavier Rebeuf qui est enseignant en informatique à l'ENSEM et chercheur au LORIA spécialiste en gestion de réseaux.

Volume horaire présentiel : 40h dont 40hTP hTP (VLD 20h TP et Xavier Rebeuf 20h TP)

Projets et stages

Chaque année, j'encadre 1 projet de première année, 2 à 3 projets de troisième année représentant 120h à l'emploi du temps, 2 à 3 stages industriels de fin d'étude.

Les sujets de projets proposés en troisième année sont relatifs à des problématiques de traitement du signal et/ou d'électronique embarquée. Voici quelques exemples de sujets proposés aux cours de ces dernières années :

- en 2001-2002 : Caractérisation du transfert sous-signal en fréquence d'un stéthoscope électronique¹
- en 2001-2002 : Réalisation d'une démodulation cohérente d'un capteur optique : application en ophtalmologie
- en 2002-2003 : Evaluation du diagnostic d'ostéo-intégration d'un implant dentaire par mesures acoustiques
- en 2002-2003 : Evaluations de certaines propriétés structurales et texturales des poudres laitières et alimentaires par mesures acoustiques²
- en 2004-2005 : Monitoring de l'utilisation d'une prothèse myoélectrique du membre supérieur dans les activités quotidiennes de la vie³

Les stages de troisième année ont pour vocation une intégration de l'élève ingénieur dans le milieu professionnel, de fait, les étudiants choisissent majoritairement des stages à caractère industriel. Pour ceux qui sont attirés par la recherche, depuis 5 ans, nous avons l'opportunité via la Communauté Urbaine du Grand Nancy et le Conseil Régional de Lorraine de pouvoir financer des stages en laboratoire de 6 mois d'élèves ingénieurs inscrits ou non en Master recherche. Les sujets de stage visent des applications à caractère diagnostic ou thérapeutique appliquées à la médecine. Le stage est alors une émanation d'un problème biomédical souvent traité en laboratoire de recherche et en milieu clinique. Dans ce secteur, j'ai encadré 5 stages dont les sujets très liés avec nos projets de recherche seront détaillés dans la partie activités de recherche 1.4.

1.2.2 Réforme Pédagogique

J'ai participé aux différentes réformes d'enseignement de l'ENSEM pour apporter une vision sur l'enseignement de l'électronique, de l'instrumentation, du traitement du signal embarqué et des transmissions dans les systèmes. Aujourd'hui, ces matières proposent des outils à la frontière de l'informatique industrielle, de la sûreté de fonctionnement, du contrôle commande... Ces enseignements sont également proposés en concertation avec les enseignants de la filière Génie Electrique.

¹Les essais ont eu lieu dans la chambre anechoic de l'Institut National de Recherche et Sécurité INRS

²En collaboration avec le Laboratoire Physico-chimique et Génie Alimentaire LPGA de l'ENSAIA

³En collaboration avec le Centre de Rééducation de Gondreville

1.2.3 Financement de plateforme d'enseignement

Au cours de ma carrière, j'ai participé à deux demandes financières de soutien à la formation des ingénieurs à la région Lorraine. J'ai porté le premier projet avec la participation du Professeur Pierre Vernel en 1999, il avait pour objet de renforcer le domaine de l'instrumentation par des matériels innovants et industriels. La seconde demande en 2005 relevait d'une ambition transverse des enseignants de la filière ISA pour développer un enseignement technologique relatif à la conception et à la réalisation d'objets intelligents dans les trois grands domaines de la formation, c'est à dire l'informatique, l'automatique et l'électronique.

– Instrumentation et systèmes embarqués

La volonté de l'ENSEM est de former une grande proportion de ses étudiants aux techniques relatives aux systèmes à électronique embarquée qui sont de plus en plus présents dans de très nombreux domaines comme les transports par exemple. En 1999, l'ENSEM se devait de répondre à cette évolution. Une salle de 9 postes a été installée comprenant de PC équipés de cartes d'acquisition, de logiciel d'instrumentation Virtuel Labview, de processeur de traitement du signal (DSP Motorola) et de carte FPGA de la société Altera.

Au cours de cet investissement, j'ai signé un partenariat avec la société National Instrument NI qui est reconduit tacitement chaque année. La société NI nous garantit une remise substantielle sur leurs matériels et logiciels en échange de quoi nous mettons à leur disposition notre salle 3 ou 4 fois par an pour leur permettre de faire la promotion de leurs produits aux industriels locaux. Bien évidemment, ces journées permettent des échanges étudiants-industriels et enseignants-industriels.

Montant de l'investissement total 400 000F co-financé par le soutien Région à 50% (200 000F) et par les crédits TP de l'ENSEM

– CIIAO

Le projet CIIAO, (Communication, Intelligence, Innovation et Autonomie des Objets) est de former les élèves ingénieurs à la conception et à la réalisation d'objets " intelligents ", capables de découverte de leur environnement, de prise de décision et bien sûr, de communication entre eux. Ce projet typiquement pluridisciplinaire initié en 2005 concernait la mise en place de plateforme de développement (6 postes de travail) en support aux divers enseignements d'informatique, de traitement du signal, d'automatique et d'électronique de l'ENSEM. Tous ces enseignements coordonnés dans la filière ISA, sont ainsi supportés par une plateforme unique homogène équipée des derniers outils de développement, du cahier des charges à l'implémentation système. Le TP long est typiquement une émanation du TP CIIAO.

Montant de l'investissement total 90 000 Euros co-financé par un soutien Région à 33% (30 000 Euros), 33% par le fond commun ENSEM, 33% par les crédits TP ENSEM.

1.3 Responsabilités administratives et collectives

1.3.1 Responsable d'un projet de recherche

Je coordonne un projet de recherche depuis septembre 2003. Lors du précédent plan quadriennal "2003-2007" ce projet s'intitulait "Signaux physiologiques", il était constitué de 3 permanents (D. Wolf, R. Ranta, V. Louis Dorr), 2 thèses ont été soutenues et 3 DEA ou Masters ont été préparés. Nous avons publié les résultats obtenus entre 2003 et 2007 dans 7 revues et 10 congrès. Le projet ESPaCE "Etude des Signaux Physiologiques appliquée à la Cognition et à l'Epilepsie" qui succédera à "signaux physiologiques" au cours du prochain quadriennal "2009-2012" comportera 8 permanents (D. Wolf, R. Ranta, T. Cecchin, H. Vespignani, J-P. Vignal, L. Maillard, O. Caspary et V. Louis Dorr). H. Vespignani, J-P. Vignal, L. Maillard sont trois neurologues du CHRU de Nancy nouvellement intégrés au CRAN.

1.3.2 Responsable de modules

Actuellement, je suis responsable de 4 modules d'enseignement (1A, 2A, 3A). A cette responsabilité incombe la gestion du contenu des programmes en cours, TD et TP, des emplois du temps, des intervenants, bien sûr de l'évaluation et faute de personnel technique, du matériel.

1.3.3 Responsable de la gestion des TP filières 2A

Depuis 10 ans, je coordonne l'emploi du temps des TP de deuxième année entre l'automatique, l'informatique l'électronique et le génie électrique. Ce travail permet de gérer les pré-requis nécessaires de TP les uns par rapport aux autres, la disponibilité des étudiants et les différentes salles.

1.3.4 Responsable de communication ENSEM

La responsabilité de la communication interne et externe de l'ENSEM m'a été confiée en 1996 par Jean-Claude Braun Directeur de l'ENSEM. La communication d'une école demande un investissement chronophage même si elle ne représente pas un investissement stratégique en terme de carrière pour un Maître de Conférences. Outre les actions mensuelles de types réunion de la commission communication INPL, relation avec la presse régionale et nationale, les forums des classes préparatoires, les salons, j'ai mené quelques grands chantiers :

- La création et la gestion de la gazette trimestrielle interne ENSEM INFO...
- La structuration et la mise en oeuvre du nouveau serveur WEB ENSEM en 1998
- La refonte de tous les outils de communication en 1999 : plaquettes pour les étudiants, plaquettes pour les industriels, posters géants pour les forums...
- L'organisation du centenaire de l'école en 2000 : gala, exposition de photos et d'archives, musée du matériel et la communication spécifique pour l'événement.

J'ai demandé à être déchargée de cette responsabilité en 2001.

1.3.5 Gestion des crédits de TP électronique

La gestion des crédits de TP électronique m'a été confiée en 1996 et perdure encore aujourd'hui. Le budget annuel récurrent représente en moyenne 12 000 euros. Cette enveloppe financière permet d'assurer la gestion de 3 salles d'enseignement d'environ 24 postes de TP au total : 9 en première et autant en seconde année et 6 en troisième année. Ces crédits permettent la maintenance des

matériels et des logiciels (Labview + FPGA advantage) et un investissement pour du matériel à coût relativement modéré.

1.4 Synthèse des activités de recherche

Cette synthèse de travaux intitulée "Contribution au traitement et à l'analyse des signaux issus de processus physiologiques" représente de nombreuses années d'investissement dans un domaine plus communément appelé "ingénierie biomédicale". Ces travaux ont été menés au Centre de Recherche en Automatique de Nancy CRAN dans le thème Ingénierie Pour la Santé (IPS). Les objectifs actuels de ce groupe de recherche au sens STII (Sciences et Technologies de l'Information et de l'Ingénierie) sont de développer des méthodes et des outils de traitement du signal, de modélisation et d'analyse de données dans le but d'accroître l'efficacité diagnostic et/ou thérapeutique en médecine. C'est donc cette finalité médicale qui pilote la stratégie de recherche. De ce fait, cette recherche est quelquefois fondamentale, parfois technologique, souvent méthodologique et toujours pluridisciplinaire.

Au cours de ma carrière, les objectifs médicaux visés ont concerné des grands domaines médicaux tels que le handicap, la cancérologie et la neurologie. Les problématiques scientifiques abordées présentent de nombreux dénominateurs communs particulièrement dans la démarche scientifique et la mise en oeuvre méthodologique. Bien évidemment, les outils de traitement du signal développés dépendent de l'application mais ont un objectif commun : augmenter l'efficacité diagnostic et/ou thérapeutique. Cette recherche est toujours le fruit d'une collaboration avec une équipe médicale ou biologique. En effet, la validation médicale reste dans ce type de recherche une référence (sorte de "Golden standard").

1.4.1 Contexte

Avant de présenter les différents projets de recherche entrepris, il me semble intéressant de situer ma démarche scientifique dans son contexte historique.

Mes travaux de thèse d'université ont porté sur la conception d'un goniomètre à fibre optique dédié à la caractérisation de la marche chez le handicapé et plus particulièrement chez l'hémiplégique. Cette recherche à la fois méthodologique et technologique m'a permis d'obtenir une double qualification en 61^e et 63^e section du CNU.

- En 1994, mon intégration en tant que membre permanent du CRAN et de l'Institut National Polytechnique de Lorraine INPL s'est faite par le biais d'un poste de Maître de Conférences 61^e/63^e sur un profil "électronique analogique et numérique" pour l'enseignement et "Ingénierie Pour la Santé IPS" au CRAN pour la recherche.
- En 1995, je suis titularisée en 63^e section. L'activité du groupe IPS est alors très orientée vers la conception de capteurs biomédicaux, l'instrumentation, la modélisation et la validation de données. Or, suite au départ en retraite d'Edouard Yvroud Directeur de Recherche au CNRS, nous ne sommes plus que 4 permanents : François Guillemin(PUPH) et Pierre Aletti (Radiophysicien) du Centre Alexis Vautrin (Centre de Lutte contre le Cancer) et Yves Granjon Professeur à l'EEIGM et moi-même au sein de ce groupe.
- En 1997, nous menons avec un certain nombre de responsables du CRAN une réflexion sur le devenir des activités du groupe Ingénierie Pour la Santé. En conséquence, Didier Wolf Professeur au CRAN qui est alors nommé par le Directeur du CRAN pour renforcer l'équipe, accepte la responsabilité d'animateur scientifique du thème. Nous décidons également que les activités de recherches doivent se concentrer plus particulièrement sur le traitement numérique du signal et de l'image. Je demande alors mon changement de section de la 63^e vers la 61^e.
- En 1998, j'accède à la première classe en 61^e section au CNU ainsi que le droit de co-diriger des thèses par le conseil scientifique de l'INPL.

- En 2000, je propose le projet signaux physiologiques au sein du thème IPS (4 permanents)
- En 2005, j'obtiens la prime d'encadrement doctoral et de recherche
- En 2007, je suis porteur du projet "Etude des Signaux Physiologiques Appliquées à la Cognition et à l'Épilepsie" ESPaCE pour le quadriennal "2009-2012" avec comme particularité la demande d'intégration dans le CRAN de 3 neurologues du CHRU de Nancy.

1.4.2 Projets de recherche

Mes activités principales de recherche en tant que Maître de Conférences dans le groupe Ingénierie pour la Santé du CRAN peuvent se scinder en 4 parties :

- **Capteurs biomédicaux et instrumentation**

Lors de mon intégration, les efforts scientifiques du groupe se concentraient plus particulièrement sur la conception de méthodes et de systèmes dédiés à la thérapie photodynamique en cancérologie. Ce projet avait été initié en 1988 par Edouard Yvroud responsable alors du groupe IPS et François Guillemain PUPH chirurgien au Centre Alexis Vautrin Centre de Lutte Régional contre le Cancer.

Le but principal de ce projet concerne la conception, le développement, la caractérisation et l'évaluation de modalités de diagnostic par méthodes spectroscopiques et de thérapie par irradiation non-invasives et atraumatiques exploitant les interactions entre la lumière et les tissus biologiques. Pour le diagnostic, les applications développées ciblent la détection, la localisation et l'identification in vivo et in vitro de cellules ou tissus cancéreux caractérisés notamment par des modifications de leurs propriétés photophysiques : absorption, diffusion,... Dans le domaine de la thérapie photodynamique, les propriétés optiques de certains photosensibilisants sont exploitées. Les photosensibilisants peuvent être endogènes c'est à dire naturellement présents dans l'organisme à des concentrations différentes selon que le tissu est sain ou pathologique. Ils peuvent être exogènes comme les porphirines ou la mThPC. Dans ce cas, 48 à 72 heures après injection, ils se fixent préférentiellement sur les cellules cancéreuses qui peuvent après une excitation lumineuse localisée entraîner la mort cellulaire. Dans ce contexte, j'ai contribué aux travaux de 4 doctorants (Kamila Khémis, Juan-José Padilla, Anne Meunier, Frédéric Jaffry). Ces actions peuvent être résumées sous cette forme :

- Modélisation de la spectroscopie UV (Juan-José Padilla)
- Imagerie de fluorescence en spectroscopie (Kamila Khémis)
- Modélisation et conception d'une chaîne d'acquisition et de contrôle des paramètres optiques de rétro-diffusion tissulaire (Frédéric Jaffry)
- Evaluation in vitro de la thérapie sono-dynamique sur cellules cancéreuses : Automatisation d'un banc de tests, métrologie et dosimétrie associées (Anne Meunier)

Je suis intervenue dans ces projets essentiellement pour la partie développement de l'instrumentation. Ma contribution a donc été à la fois méthodologique et technologique. Ces travaux qui ont été présentés dans 8 congrès [C19 à C26], ne seront pas détaillés dans ce mémoire de recherche.

- **Modélisation du dichroïsme linéaire de la rétine**

Ce travail a été initié en 1996 et mené en collaboration avec Anne Marie Benoit chercheur au Laboratoire de Cristallographie et de Modélisation des Matériaux Minéraux et Biologiques LCM3B de Nancy et le Pr Henri Raspiller chef du service d'ophtalmologie du CHRU de Nancy. La visée de ce projet était d'étudier le dichroïsme linéaire de la couche des fibres optiques de la rétine et de concevoir un analyseur de dichroïsme. Ces travaux ont fait suite

à un travail publié par Hemenger en 1982 qui montrait que les couches nerveuses rétinienne possédaient un pouvoir polarisant de la lumière. Nous avons cherché à exploiter ce mécanisme pour la détection précoce du glaucome. Ce projet se place dans un contexte d'aide au diagnostic précoce du glaucome en évaluant la perte en fibres nerveuses de la rétine par réflexion optique. Le dichroïsme de la couche des fibres nerveuses rétinienne CFNR, directement lié à la biréfringence de la CFNR, est donné par la différence d'absorption optique des deux composantes orthogonales polarisées d'un faisceau réfléchi par le fond d'oeil. Ce principe a été mis en évidence pour la première fois au voisinage de la Papille par Dreher en 1992 avec une source de 632,8 nm (laser hélium-néon). Le principe retenu consiste donc à mesurer l'épaisseur de cette couche de fibres nerveuses à partir de la détermination du dichroïsme linéaire. Afin de caractériser les différents milieux traversés par le faisceau laser dans l'oeil, une modélisation du dichroïsme linéaire individuel de la cornée, du cristallin et de la rétine était nécessaire. Pour déterminer les directions des vibrations et des vitesses des 2 ondes qui se propagent dans une direction différente des axes principaux, on construit l'ellipsoïde des indices de Fresnel. Après le passage à travers la cornée et le double passage à travers la couche des fibres optiques, le vecteur de Stokes qui caractérise l'état de polarisation du faisceau peut être exprimé. Ces travaux ont été menés sur l'oeil de mouton. Ils ont permis de définir le champ de validation des mesures du dichroïsme rétinien [R8, R5]. Nous avons conçu un dispositif automatisé adaptable sur un ophtalmoscope classique destiné à analyser le dichroïsme rétinien. Cet appareil contient une source laser non polarisée de faible puissance, un analyseur de polarisation motorisé rotatif, un photomultiplicateur. Le signal recueilli est alors pré-traité et analysé afin d'extraire le dichroïsme du lieu de l'impact du laser avec la rétine [C11]. Dès lors, la mesure du dichroïsme rétinien autour de la papille est intégrée dans un protocole de suivi de 5 patients au cours duquel sont réalisés : champ visuel automatisé, photographies de fibres optiques en lumière bleue, Tomographie Cohérente Optique OCT de mesure de la CFNR autour de la papille. Les 5 patients sont hypertones, non glaucomateux et glaucomateux avérés au champ visuel avec perte diffuse ou focale en fibres optiques. La mesure de dichroïsme en plusieurs points de la rétine permet d'extraire l'épaisseur supposée des fibres laquelle est comparée aux mesures fournies par l'OCT [C14]. Les résultats qui sont présentés dans [R3] montrent que lorsque le glaucome est avancé, le dichroïsme linéaire tend vers zéro, la concordance est clairement exprimée. Il est plus difficile de se prononcer pour des stades plus précoces de glaucome car la mesure dépend beaucoup plus de la stabilité du lieu d'impact et donc du praticien qui gère la directivité du faisceau laser.

Ces travaux ont été menés dans le cadre de 2 Diplomarbeits (Mikael Unruh et Joachim Grieshaber), 1 thèse d'université UHP en biologie moléculaire (Karim Naoun), 2 thèses de docteur en Médecine (Laurent Mala et Karim Naoun). Ils ont fait l'objet de 3 publications dans la revue Applied Optic [R3,R5,R8] et 3 congrès [C11,C14,C15]. Ils seront présentés succinctement dans ce mémoire.

– **Etude des sons physiologiques : application à la phonoenterographie**

L'étude des sons physiologiques appliqués à la phonoenterographie fait l'objet de la troisième partie. Elle a été inspirée en 1998 par François Guillemain. François Guillemain membre du CRAN, chirurgien et directeur du centre Alexis Vautrin Centre de Lutte contre le Cancer était parti d'un constat relativement simple : les sons physiologiques caractérisent le prompt rétablissement des patients en chirurgie post opératoire abdominale. Ne peuvent-ils pas faire l'objet d'une analyse automatique ? L'objectif de ce travail était de mettre au point un outil de recherche et de diagnostic médical simple complémentaire des examens classiques,

peu onéreux et non invasif, fondé sur l'exploitation des sons physiologiques. L'application visée est la gastro-entérologie. La finalité est d'identifier les segments digestifs actifs, de réaliser une cartographie de la motricité intestinale et de fournir une mesure quantitative. Les applications cliniques sont l'aide au diagnostic de l'occlusion intestinale, le désordre fonctionnel, la surveillance post-opératoire et les tests d'efficacité pharmacologique.

Dans le cas de l'appareil digestif, l'information utile détenue dans les sons est contenue à la fois dans les caractéristiques des sons individuels (fréquence principale, durée, et plus généralement leur structure temps-fréquences) et dans leurs organisations spatiale et temporelle (localisation, rythmicité, énergie par minute, nombre par minute...). Pour conduire à bien la caractérisation organisationnelle de ce processus, nous avons choisi d'exploiter l'analyse multi-échelles à travers la transformée en ondelettes orthogonales. Le diagramme temps-échelle ainsi construit est exploité pour le débruitage (bruit de mesure), la segmentation des signaux (extractions de sons élémentaires), la caractérisation des événements élémentaires (énergétique, spatiale, temporelle et fréquentielle), la classification des événements et enfin la caractérisation des signaux (organisation spatio-temporelles des sons) [C8,C9,C10,C12,C13]. Les avancées méthodologiques majeures de ce projet ont été réalisées dans le domaine du débruitage. En effet, suite aux travaux publiés par Coifman, Wickerhauser, Donoho et Hadjileontiasis, une nouvelle interprétation théorique de l'algorithme itératif de débruitage par décomposition en ondelettes sur une base unique a été proposée [R7]. Basée sur une interprétation de point fixe, cette version procure une réduction importante de la masse de calculs en levant la phase de reconstruction à chaque itération imposée par les méthodes classiques. Elle permet également de supprimer l'un des deux paramètres utilisateurs et impose une borne inférieure au second. Les conditions générales d'applications et de convergences ont été démontrées [R6]. Enfin, la valeur de seuillage des coefficients d'ondelettes peut être déterminée de façon formelle lorsque les coefficients sont distribués selon une loi gaussienne généralisée : modélisation somme toute réaliste [R4]. Ces travaux ont essentiellement été traités au cours de la thèse de Radu Ranta et ont été poursuivis après sa nomination en tant que Maître de Conférences. Ils ont fait l'objet de 3 publications dans des revues [R4,R6,R7] et de 5 communications en Congrès [C8,C9,C10,C12,C13]. Ce travail a été mené en collaboration avec Christian Heinrich du LSIIT de Strasbourg. Cette recherche a permis d'établir des relations industrielles avec 3 sociétés : SATELEC pour la mesure de l'ostéo-intégration dentaire, 0.1dB Metravib pour la mesure de perturbations sonores dans l'habitacle des véhicules automobiles et enfin IEE pour la détermination de la présence humaine sur le siège des véhicules automobiles.

– **Caractérisation de la crise d'épilepsie à partir des EEG de surface**

Le dernier projet présenté ici est également le plus récent (2000) : il concerne la caractérisation de la crise d'épilepsie à partir d'EEG de surface. Ce travail est le fruit d'une collaboration étroite avec le service de Neurologie du CHRU de Nancy Hervé Vespignani, Jean-Pierre Vignal et Louis Maillard ainsi qu'avec Fabrice Wendling chargé de recherche INSERM, responsable du projet EPIC au LTSI unité INSERM de Rennes.

L'épilepsie est définie comme étant la répétition de crises présentant des manifestations cliniques en rapport avec une décharge "électrique" anormale, excessive et synchrone d'une certaine population de neurones. L'identification du réseau électrophysiologique est fondamentale pour les traitements chirurgicaux de certaines épilepsies partielles. L'objectif de cette recherche est de caractériser le mécanisme électrophysiologique sous-jacent des crises épileptiques du lobe temporal et frontal à partir des EEG de surface. Au cours des travaux

de thèse de Matthieu Caparos, nous avons choisi d'adapter quatre méthodes (Cohérence, Directed Transfert Function DTF, Régression Linéaire RL et Régression Non Linéaire RNL) sur les signaux de surface pour des montages d'EEG longitudinaux. Ce travail original nous a permis de conclure que la régression non linéaire RNL exprime le mieux les corrélations de surface [R1,C4]. A partir de ces relations RNL, nous avons développé des méthodes capables de fournir la latéralisation initiale de la crise, la signature épileptique et la classification des crises du lobe temporal. La détection, la segmentation et enfin la sommation des relations des corrélations non linéaires les plus exprimées à gauche et à droite ont été comparées [R2,C6]. Dans 81,6 % des cas sur une base de 87 crises, la latéralisation automatique est obtenue si la fenêtre d'observations est centrée au départ de crise [-10,+20]s. Cette performance est atteinte dans la littérature mais en exploitant de multiples modalités telles que l'IRMf, l'imagerie Scanner, la sémiologie... Nous avons adapté l'étude multidimensionnelle des algorithmes de mise en correspondance (Needlman&Wunsch, 1970) et d'extraction de similarités des corrélations RNL pour des déroulements de crises intra-patient [R1,C6]. La communication [C6] a été désignée meilleur communication du Congrès IFAC Symposium on Modelling and Control in Biomedical Systems en 2006.

On constate dans la fenêtre d'observations [-10,+20]s que 82,5% des 87 crises présentent plus de similarités pendant la crise. La signature épileptique des mises en correspondance est alors exploitée pour la classification des crises du lobe temporal, 85% des crises mésiales ont été correctement classées ainsi que 58% des crises mésio-latérales.

Les travaux actuel de thèse d'Hugo Velez Perez se positionnent dans la continuité de ceux de Matthieu Caparos en introduisant les crises du lobe frontal à la base de données. Quant aux travaux de Rébecca Romo Vázquez, ils sont orientés dans le contexte de prétraitement des EEG. L'objectif est de comparer l'efficacité du mixage combinatoire des méthodes de débruitage par ondelettes pour éliminer le bruit de fond et de faire une analyse en composantes indépendantes (ICA) pour déterminer les sources d'artefacts. Ces méthodes sont évaluées par différents critères sur des EEG simulés. Les premiers résultats [C2] montrent que la méthodologie de prétraitement la plus adaptée est la séparation de sources par SOBI-RO Second-Order Blind Identification ROBust (Belouchrani, 2000), suivie par le débruitage par seuillage SURE Stein's Unbiased Robust Estimate (Donoho, 1995).

Fabrice Wendling, Chargé de Recherche au LTSI UMR INSERM 642 de Rennes responsable du projet EPIC qui mène une grande partie de sa recherche sur les signaux SEEG de profondeur a collaboré à ce travail. Cette recherche est également le fruit de nombreux échanges avec Louis Maillard, Jean-Pierre Vignal et Hervé Vespignani (Chef de service), neurologues au CHRU de Nancy, elle a fait l'objet de 2 publications dans des revues [R1,R2] et de 5 communications en Congrès [C1,C2,C4,C5,C6, C7].

1.5 Activités d'encadrement

Pour résumer mes activités d'encadrement, j'ai co-dirigé 2 thèses soutenues, je co-dirige 2 thèses en cours. J'ai co-encadré 2 thèses soutenues et j'ai contribué aux travaux de 4 thèses (publications communes dans des congrès). J'ai encadré 9 DEA dont 7 sont en rapport direct avec mes activités de recherche au CRAN, les deux autres sont des stages de DEA industriels d'élèves ingénieurs ENSEM.

1.5.1 Thèses

Co-direction de thèses soutenues

- Co-direction à 80% de la thèse de Matthieu Caparos "Analyse automatique des crises d'épilepsie du lobe temporal à partir des EEG de surface" soutenue en octobre 2006, Directeur de thèse Didier Wolf, bourse MRES. Matthieu Caparos est aujourd'hui responsable du bureau d'études conception de la société Bubendorff en Alsace,
- Co-direction à 50% de la thèse de Radu Ranta "Traitement et analyse de signaux sonores physiologiques. Application à la phonoentérogaphie" soutenue le 9 décembre 2003- Directeur de thèse Didier Wolf, bourse MRES. Monsieur Ranta est Maître de Conférences au CRAN et à l'INPL en 61^{ème} section depuis septembre 2004.

Co-direction de thèses en cours

- Co-direction à 50% de la thèse de Hugo Velez Perez initiée en décembre 2005 "Contribution à la caractérisation de la dynamique des crises d'épilepsie du lobe temporal ou frontal" Directeur de thèse Michel Dufaut co-encadrée par Radu Ranta à 30%,
- Co-direction à 30% de la thèse de Rebeca Romo Vázquez initiée en décembre 2005 "Contribution à la détection et à l'analyse des signaux EEG épileptiques : débruitage et séparation de sources" Directeur de thèse Didier Maquin co-encadrée par Radu Ranta à 50%.

Co-encadrement de thèses soutenues

- Co-encadrement de thèse à 30% de Karim Olivier Naoun "Etude du dichroïsme linéaire de la couche des fibres optiques de la rétine, mise au point d'un analyseur du dichroïsme rétinien appliqué à la recherche sur le glaucome" soutenue le 9 novembre 2004. Directeur de thèse Claude Lecomte Co-dirigée par Anne-Marie Benoit à 50%,
- Co-encadrement de thèse à 30% de Juan-José Padilla "Biopsie Optique par spectroscopie de fluorescence des tissus vivants : Spectroscopie UV, Microscopie, spectroscopie résolue dans le temps. Conception instrumentale, traitement automatique du signal et modélisation" soutenue le 22 novembre 1999. Directeur de thèse François Guillemin, Co-dirigée par Edouard Yvroud à 30%.

Participation à des travaux de thèses

- Daniel Tchiotso, Modélisations Polynomiales des signaux ECG : application à la compression, soutenue le 15 novembre 2007. Directeur de thèse Didier Wolf,
- Kamilla Khemis "Imagerie de fluorescence en cancérologie : spectroscopie, traitement du signal et gestion automatisée pour l'optimisation du diagnostic des tumeurs précoces" soutenue le 28 septembre 1998. Directeur de thèse François Guillemin, Co-dirigé par Edouard Yvroud à 30%,
- Frédéric Jaffry "Modélisation et conception d'une chaîne d'acquisition et de contrôle des paramètres optiques de rétrodiffusion tissulaire. Application à la mesure de l'efficacité thérapeutique en thérapie photodynamique anticancéreuse", soutenue le 30 octobre 1998. Directeur de thèse Yves Granjon,

- Anne Meunier, Evaluation in vitro de la thérapie sono-dynamique sur cellules cancéreuses : Automatisation d'un banc de tests, métrologie et dosimétrie associées, soutenue le 30 juin 1997. Directeur de thèse François Guillemin,
- Thierry Guyon "Chaîne de bio-télémétrie pour déterminer le pH dans l'appareil digestif des ruminants : Optimisation des procédés de transmission , de saisie et de traitement du signal" soutenue le 24 Novembre 1995. Directeur de thèse Edouard Yvroud co-direction M. Abignoli.

1.5.2 DEA, Masters, Stages , Diplomarbeit

DEA et Masters

- Jean-Michel Maserel "Conception d'un capteur hémodynamique implantable à partir des seules informations de bio impédances et d'ECG endocavitaire" collaboration industrielle avec ELA Recherche (Sanofi synthélabo), 2000.
- Radu Ranta, "Séparation de sources : application au traitement des sons physiologiques(Bruits abdominaux)", 2000.
- Matthieu Caparos, "Détection des crises épileptiques à partir de l'EEG de surface", 2001.
- Damien Dameret , "Classification de sons physiologiques", 2002
- Ayan Mahamoud, "Débruitage par filtrage linéaire et adaptatif des sons abdominaux bruités par des sons cardiaques", 2003.
- Laurent Koessler, "Etude des signaux EEG inter-critiques épileptiques", 2004 (Ecole doctorale BIOS).
- Mohammed Drid, "Estimation des similarités dans le déroulement de la crise d'épilepsie à partir des EEG de Surface", 2005.

Stages de fin d'études ingénieur réalisés au CRAN

La rémunération pendant 6 mois des 5 stagiaires présentés ci-dessous a été obtenue au Conseil Régional de Lorraine et à la Communauté Urbaine du Grand Nancy.

- Aida Rolham "Extraction de caractéristiques pour l'étude des similarités au cours du déroulement des crises d'épilepsie à partir des signaux EEG de surface (43 patients)", 2005.
- Olivier Renard, "Monitoring d'une prothèse myoélectrique du membre supérieur", 2005.
- Elise Aspinion, "Caractérisation de signaux sonores abdominaux : Mise en évidence de rythmes digestifs par analyse phonoentérologique", 2004.
- Mickael Segret élève ingénieur INSA Lyon "Développement d'une interface graphique 3D pour représenter les mises en relation des signaux EEG dans le repère anatomique", 2003.
- Olivier Boutron, "Caractérisation d'un stéthoscope électronique", 2002.

Diplomarbeit

- Michael Unruh (Université Karlsruhe), Développement d'un capteur optique pour l'étude du glaucome, 1996
- Joachim Grieshaber (Université Karlsruhe), Développement d'une chaîne d'instrumentation pour l'analyse du dichroïsme, 1997
- Ingo Baumgard (Université Karlsruhe), Maladie de Parkinson : caractérisation du mouvement de l'extrémité de la main par accélérométrie, 1997

1.6 Participations à des jurys de thèses

[T1] D. Tchiotsop, Modélisations Polynomiales des signaux ECG : application à la compression, Doctorat de l'Institut Polytechnique de Lorraine, 15 novembre 2007. Président Husson R., Rapporteurs : Delaunay G., Bouquin Jeanes R., Examineurs : Heinrich Ch., Louis-Dorr V., Wolf D.

[T2] M. Caparos, Analyse automatique des crises d'épilepsie du lobe temporal à partir des EEG de surface, Doctorat de l'Institut Polytechnique de Lorraine, 5 octobre 2006. Président Wendling F., Rapporteurs : Marque C., Chauvel P., Examineurs : Louis-Dorr V., Vignal J.-P., Wolf D., Vespignani H.(Invité).

[T3] O. K.Naoun, Etude du dichroïsme linéaire de la couche des fibres optiques de la rétine, mise au point d'un analyseur du dichroïsme rétinien appliqué à la recherche sur le glaucome, Doctorat de sciences de l'Université Henri Poincaré, 9 novembre 2004. Présidente Avrillier S., Rapporteurs. Le Gargasson J.-F, Poulet P., Examineurs Lecomte C., Louis-Dorr V., Raspiller A.(Invité), Benoit A.-M.(Invité).

[T4] R. Ranta , Traitement et analyse de signaux sonores physiologiques. Application à la phonoentérogaphie. Doctorat de sciences de l'Institut Polytechnique de Lorraine, 9 décembre 2003. Président Guillemain F., Rapporteurs : Le Bouquin-Jeannès R., Gimenez G., Examineurs : Louis-Dorr V., Heinrich Ch., Wolf D., Duchêne J. (invité).

[T5] J.J. Padilla, Biopsie Optique par spectroscopie de fluorescence des tissus vivants : Spectroscopie UV, Microscopie, spectroscopie résolue dans le temps. Conception instrumentale, traitement automatique du signal et modélisation, Doctorat de sciences de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 22 novembre 1999. Président : Yvroud E., Rapporteurs : L'Huillier J.P., Girard J.P., Examineurs : Guillemain F , Hernandez P.R., Louis-Dorr V., Notter D., Wolf D..

[T6] K. Khemis, Imagerie de fluorescence en cancérologie : spectroscopie, traitement du signal et gestion automatisée pour l'optimisation du diagnostic des tumeurs précoces, Doctorat de sciences de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 28 septembre 1998. Président Yvroud E., rapporteurs Jacquy S., Schultz G., Villerman Lecolier G. Examineurs : Bourg-Hekly G., Guillemain F., Louis-Dorr V., Wolf D.

[T7] L. Mala, Intérêt de la polarimétrie dans les moyens d'étude objectifs de la couche de fibres optiques rétinienne pour le diagnostic précoce de la neuropathie glaucomateuse, Doctorat de Médecine de l'Université Henri Poincaré soutenue publiquement le 30 Avril 1997. Président . Raspiller A., Juges A. Bertand A., George J.L., Berrod J.P Invitées. Benoit A.M , Louis-Dorr V.

[T8] A. Meunier, Evaluation in vitro de la thérapie sono dynamique sur cellules cancéreuses : Automatisation d'un banc de tests, métrologie et dosimétrie associées, Doctorat de l'INPL soutenu publiquement le 30 juin 1997. Président : Yvroud E., Rapporteurs Girard J.P., Villerman-Lecolier G., Examineurs Guillemain F., Humbert C., Louis Dorr V., Merlin J.L..

[T9] T. Guyon, Chaîne de bio télémessure pour déterminer le pH dans l'appareil digestif des ruminants : Optimisation des procédés de transmission, de saisie et de traitement du signal, Doctorat de l'INPL, le 24 Novembre 1995. Président Humbert C., Rapporteurs Crenner F. , L'Huillier

1.7 Publications

Bilan récapitulatif des publications

- 10 Revues avec comité de lecture
- 30 Congrès internationaux avec comité de lecture et actes
- 4 Congrès nationaux
- 1 Ouvrage pédagogique
- 1 Prix
- 2 Mémoires

REVUES

[R1] **V. Louis Dorr**, M. Caparos, F. Wendling, J-P. Vignal, D. Wolf, Extraction of reproducible seizure patterns based on EEG scalp correlations, Biomedical signal processing and control, vol.2, Issue 3, pp 154-162, 2007.

[R2] M. Caparos, **V. Louis Dorr**, F. Wendling, L. Maillard, D. Wolf, Automatic lateralization of Temporal Lobe Epilepsy based on scalp EEG, Clinical Neurophysiology, vol.117, pp 2414-2423, 2006.

[R3] K. Naoun, **V. Louis Dorr**, P. Allé, A-M. Benoit, Exploration of the retinal nerve fiber layer thickness by measurement of the linear dichroism, Applied Optics, vol.44,n°33, pp 7074-7082, 2005.

[R4] R. Ranta, **V. Louis Dorr**, Ch. Heinrich, D. Wolf, Iterative wavelet-based denoising methods and robust outlier detection, IEEE Signal Processing Letters, vol.12, n 8, pp 557-560, 2005.

[R5] **V. Louis Dorr**, K. Naoun , P. Allé, A-M. Benoit, A. Raspiller, A study about linear dichroism of the cornea, Applied Optics, vol.43,n°7, pp 1515-1521, 2004.

[R6] R. Ranta, Ch. Heinrich, **V. Louis Dorr**, D. Wolf, "Interpretation and improvement of an iterative wavelet-based denoising method," IEEE Signal Processing Letters, vol.10, , n 8, pp 239-241, 2003.

[R7] R. Ranta, **V. Louis Dorr**, Ch. Heinrich, D. Wolf, GUILLEMIN F., Débruitage et segmentation de signaux non stationnaire : ré-interprétation d'un algorithme itératif et application à la phonoenterographie, Traitement du signal, vol.20, n 2, pp 119-135, 2003.

[R8] A-M. Benoit, K. Naoun, **V. Louis Dorr**, L. Mala, A. Raspiller, Linear dichroism of the retinal nerve fiber layer expressed with Mueller matrices, Applied Optics, vol.40,n°4 , pp 565-569, 2001.

[R9] Y. Granjon, **V. Louis**, T. Sako, ,Automatic measurement of emitting profile of diffusing tip on a laser medical instrument, Medical Biological Engineering Computing, MBEC, Vol.33, n°3, pp 323-326, 1994.

[R10] **V. Louis**, P. Le Huy, J-M.André , Y. Granjon, Système de mesure angulaire à fibre optique, I.T.B.M., pp 672 à 684, Vol.12, n°6, ISSN 0243 -7228,1991.

CONGRES INTERNATIONAUX

[C1]R. H. Velez Perez, **V. Louis Dorr**, R. Ranta, M. Dufaut, " Connectivity estimation of three parametric methods on simulated electroencephalogram signals ",30th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), Vancouver, Canada, août 2008

[C2]. R. Romo-Vázquez, R. Ranta, **V. Louis Dorr**, D. Maquin " EEG Ocular Artefacts and Noise Removal ",29th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), Lyon, France, août 2007

[C3]. D. Tchiosop, D. Wolf, **V. Louis Dorr**, R. Husson, ECG Data Compression Using Jacobi Polynomials, 29th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), Lyon, France, août 2007

[C4]. R. Romo-Vázquez, R. Ranta, **V. Louis Dorr**, D. Maquin " Ocular artifacts removal in scalp EEG : combining ICA and wavelet denoising ", 5ième congrès PSIP (International Conference on Physics in Signal and Image Processing), Mulhouse, France, janvier 2007

[C5]. H. Velez Perez, M. Caparos, **V. Louis Dorr**, R. Ranta, Comparison between synchronization estimation methods on scalp EEG 5ième congrès PSIP (International Conference on Physics in Signal and Image Processing), Mulhouse, France, janvier 2007

[C6] M.Caparos, **V. Louis Dorr** , F.Wendling, J-P. Vignal,D. Wolf "Extraction of reproducible epileptic patterns on scalp EEG" Modeling and control in biomedical systems, 6th IFAC Symposium, 20-22 September 2006, Reims, France

[C7] M. Caparos, **V. Louis Dorr**, F. Wendling, J-P. Vignal, D. Wolf "Automatic lateralization of TLE based on non-linear correlation on scalp EEG : study on 43 patients" EMBEC'05 IEEE, 20-25 November 2005, Prague, Czech Republic.

[C8] R. Ranta, **V. Louis Dorr**, Ch. Heinrich ,D. Wolf , F. Guillemin "A complete toolbox for abdominal sounds signal processing and analysis" EMBEC'05 IEEE, 20-25 November 2005, Prague, Czech Republic.

[C9] R. Ranta, **V. Louis Dorr**, C. Heinrich, D. Wolf, F. Guillemin Principal component analysis and interpretation of bowel sounds, 26th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 1-4 September 2004, San Francisco, USA.

[C10] R. Ranta, **V. Louis Dorr**, Ch. Heinrich ,D. Wolf, F. Guillemin, Towards an acoustic map of abdominal activity. 25th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 17-21 September 2003, Cancun, Mexique.

[C11] J-P. Berrod, K. Naoun, P. Allé, **V. Louis Dorr**, A.M. Benoit, Assessment of retinal nerve fiber layer thickness use of the optical coherence tomography and the retinal dichroism measurement : preliminaries study, ARVO Association for Research in vision and ophthalmology, 04-09 May 2003, Florida, USA.

[C12] R. Ranta, **V. Louis Dorr**, D. Wolf, Ch. Heinrich, F. Guillemin, Automatic segmentation and classification of the bowels sounds EMBEC'02 IEEE, 04-08 December 2002, Vienna, Austria.

[C13] R.Ranta, Ch. Heinrich, **V. Louis Dorr**,D. Wolf , F. Guillemin, Wavelet-based bowels sounds denoising, segmentation and characterization, EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), october 25 - 28, 2001, Istanbul, Turkey.

[C14] **V. Louis Dorr**, A-M. Benoit , A. Raspiller, Optical Sensor for glaucoma detection in ophthalmology, EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 23-28 July, 2000, Chicago, USA.

[C15]. A-M. Benoit , **V. Louis Dorr**,P. Allé, Retinal polarization sensor, 19TH European Crystallographic Meeting ECM'00, , 25-31 August 2000, Nancy, France.

[C16] J. Chong, L. Leija , F. Guillemin, **V. Louis Dorr**, A system for the acquisition and analysis of intestinal noises 21rd congrès of EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 13-16

October, 1999, Atlanta, USA.

[C17] J. Chong , J. Leija, F. Guillemín, **V. Louis Dorr**, Design and construction of an intestinal noises acquisition system 21rd EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), , 1999, 13-16 October, 1999, Atlanta, USA.

[C18] J. Chong, L. Leija, F. Guillemín, **V. Louis Dorr**, Diseño y construcción de un sistema de adquisición y análisis de ruidos intestinales..Quinta Conferencia de Ingeniería Eléctrica "cie99" - Mexico 1999.

[C19] J.J. Padilla, E. Bossu., Fries I, **V. Louis**, E. Yvroud, F. Guillemín, UV Light Induced Fluorescence Spectroscopy in skin during tumor genesis protocol, 6th Fluorescence Spectroscopy Conference 6-9 sept.1999, Paris, France.

[C20] J.J. Padilla, E. Bossu., Fries I, **V. Louis**, E. Yvroud, F. Guillemín, Detection of the chemically Induced Precancerous Skin Tissues by UV-LIFS. , SPIE , Biomedical Optics, Optical Biopsy III, ISBN 08194 35333 vol 3917, 20-26 Jan 99 San Jose California, USA.

[C21] F.Jaffry, **V. Louis**, Y. Granjon , F. Guillemín , E. Yvroud, P. Rouillon, Measurement of the optical properties of th laser-illuminated tissues in order to evaluate other parameters for the photodynamic therapy, World congress on medical physics and biomedical engineering , Nice, France.

[C22] K. Khemis, **V. Louis**, E. Yvroud, F. Guillemín , " Fluorescence imaging of tissues with and without phototsensitizer applied to cancers diagnosis" World congress on medical physics and biomedical engineering. p 156, 14-19 Sept 97, Nice, French.

[C23] F.Jaffry, **V. Louis**, Y. Granjon , F. Guillemín , E. Yvroud Measurement of the light dosimetry parameters in PDT : definition of a dedicated instrumentation, SPIE - Photonics West - BIOS'97- 8-14 Feb. 1997 - San Jose, California, USA.

[C24] F.Jaffry, **V. Louis**, Y. Granjon , F. Guillemín , E. Yvroud, "Measurement of the light dosimetry parameters : definition of a dedicated instrumentation". 10th IAR Annual Meeting, , 21-22 Mai1996, Karlsruhe, Germany.

[C25] K. Khemis , D. Lignon, **V. Louis**, E. Yvroud, F. Guillemín , Early diagnosis of cancers using fluorescence imaging of tissues SPIE-Photonics 2927-166, pp. 166-172- Sept 1996- Vienna, Austria.

[C26] K. Khemis , D. Lignon, **V. Louis**, E. Yvroud, F. Guillemín , Fluorescence imaging of tissues : application in oncology, 10ème Meeting Annual IAR, 21-22 Nov. 1996 Karlsruhe, Germany.

[C27] T. Guyon, **V. Louis**, F.Crenner , E.Yvroud , Microprocessor Controlled Implantable Transmitter for Recording PH Along the Alimentary tract of ruminant, 30ieme International symposium on Biotelemetry- March 26-30 1995 Williamsburg- VIRGINIA,USA.

[C28] T. Guyon, **V. Louis**, F.Crenner , Y. Granjon, Design of a micro controlled implantable transmitter : Application to telemetry process, World Congress on Medical Physics and Biomedical Eng., pp571-572,march 1994 Rio, Brasil.

[C29] **V. Louis**, P. Le Huy, J-M. André, M. Abignoli, Y. Granjon" Optical fiber based sensor for angular measurement in rehabilitation" IEEE / SMC'93 Conference - Conference on Systems, Man and Cybernetics-ISBN O-7803-0911-1, October 17-20,Vol 5, pp153-157-.1993. Le Touquet, French.

[C30] **V. Louis**, Y. Granjon, J-M. André " Analyse de l'atténuation lumineuse dans les fibres optiques courbées : application à la goniométrie" OPTO93 pp.609-617- 11-13 may 93 - Paris, France.

CONGRES NATIONAUX AVEC COMITE DE LECTURE ET ACTES

[CN1] M. Caparos, **V. Louis Dorr**, F. Wendling, J-P. Vignal , D. Wolf, Analyse de relations dans les signaux EEG de surface pour la classification des crises d'épilepsie du lobe temporal, JSTIM 05 FRGBM-GRAMM-JRIM, 21 au 23 Mars 2005, Nancy.

[CN2] **V. Louis**, O. Malassé, M. Oulasdine, E. Yvroud, Les dangers et la sécurité électrique dans l'enseignement Electronique, Electrotechnique et Automatique " Colloque Européen PRO FORMAT 92 Productique et Formation , 27 et 28 octobre 1992 à Marseille.

[CN3] **V. Louis**, D.Nassr, M. Abignoli, N. Hachemi, Utilisation de moteurs pas à pas dans des bancs de tests de capteurs, 7eme Colloque International sur les Moteurs Pas à Pas, pp 212 à 222, Juin 1992. ISBN-2-905267-20-8- Nancy.

[CN4] **V. Louis**, J-M. Andre, M. Abignoli, Y. Granjon, E. Yvroud, Saisie et traitement des sons musculaires au cours de l'effort et de la fatigue, Séminaire PHONOMYOGRAPHIE : Nature du Phénomène, Métrologie et Applications, INRS-2 décembre 1995- Les notes scientifiques et techniques de l'INRS - Recueil de Communications N°125- pp 3-4- janvier 1995, Nancy, France.

OUVRAGE

[O1] **V. Louis Dorr** et R. Ranta, coordinateur R. Husson. "Automatisation des Systèmes", chapitre 11 : "Instrumentation" , collection "Sciences Sup", Dunod, 2007.

PRIX

[P1] **V. Louis**, Lauréate du Prix GEPEDEL 92 - SEE, Conception d'un goniomètre à fibre optique : application au handicap.

MEMOIRES

[M1] **V. Louis**, Conception d'un procédé automatisé pour la mesure d'angles par capteurs à fibres optiques : application à la rééducation des handicapés, Thèse de Doctorat de l'I.N.P.L. Soutenue le 05 février 1993. Jury : Président M. Abignoli, Rapporteurs P. Le Huy , S. Jacquy, J-M. André, examinateurs R. Husson, E. Yvroud.

[M2] **V. Louis**, Détection du seuil d'urine dans la vessie par ultrasons, Rapport de projet D.E.A.UHP- Les ultrasons en biomédical -Rapport bibliographique de D.E.A.- 1989

2

Activités de recherche

2.1 Introduction

L'innovation scientifique et technologique est un moyen de mesure de l'essor économique et industriel d'une nation. Ceci est particulièrement vrai pour les systèmes de santé. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé OMS, la santé publique se définit comme *l'art et la science de prévenir les maladies, de prolonger la vie, d'améliorer la santé physique et mentale des individus par différents moyens d'actions...* Cette définition signifie donc que les contours de la recherche dans ce domaine vont bien au delà des seules frontières de la médecine. L'évolution des processus de santé capables de fournir un éventail de solutions méthodologiques et technologiques à des fins diagnostiques et thérapeutiques de plus en plus efficaces est un phénomène relativement récent dans l'histoire de la médecine. La haute technologie est entrée dans les centres hospitaliers, elle y a introduit les chercheurs, les ingénieurs... Ils ont mis leurs connaissances des sciences pour l'ingénieur au service de la médecine et de la santé. Le physicien devient un élément indispensable de la chaîne qui mène au diagnostic ou à la thérapie. L'ingénierie bio-médicale est née de ce mariage. L'innovation scientifique correspond la plupart du temps à la définition de nouveaux outils, de nouveaux concepts méthodologiques et technologiques adaptés pour une problématique médicale précise. La définition de ce domaine de recherche n'est pas simple. C'est une recherche pluridisciplinaire. En effet son champ d'action est particulièrement étendu, on peut citer pour exemples la bio-mécanique pour le handicap, les bio-matériaux pour l'orthopédie, la biologie pour la cancérologie, la robotique pour la télé-chirurgie, etc... La démarche scientifique peut alors prendre deux aspects : un développement scientifique majeur dans un domaine scientifique peut trouver une application en médecine, c'est le cas par exemple de la robotique... ou une problématique de santé peut donner naissance à une recherche scientifique comme la thérapie génique.

Au sein du CRAN, le thème Ingénierie Pour la Santé a souvent piloté ses recherches par la finalité médicale. Ce groupe de recherche est bâti sur un socle de chercheurs permanents à compétences pluridisciplinaires : automatique, traitement du signal et de l'image, biologie, radiophysique et médecine. L'ensemble des travaux de recherche présenté dans ce mémoire se situe en traitement des signaux physiologiques, dans un contexte de diagnostic associé à des conditions médicales (pathologie, fonctionnement normal...). Les signaux exploités pour ce travail sont les sons abdominaux, l'EEG et la mesure de la réflexion optique oculaire, les visées médicales présentées sont respectivement la cancérologie, la neurologie et l'ophtalmologie.

Les fonctions humaines sont fréquemment associées aux signaux dont l'origine peut être électrique, chimique ou acoustique... Si le signal est fonction des propriétés physiologiques à la base du fonctionnement des systèmes biologiques, l'extraction de variables explicatives et l'analyse de données parfois enfouies mènent à l'interprétation physiologique dans des conditions pathologiques ou non. La complexité des signaux générés est parfois considérable et, dans ce cas, le traitement des signaux biomédicaux devient un outil indispensable et rigoureux d'extraction de caractéristiques et d'analyse de données.

Cependant les connaissances sur le ou les fonctionnements du processus physiologique à l'origine des signaux sont cruciales pour que l'objectif visé soit clairement défini, afin de déterminer une méthodologie et surtout pour éviter de se fourvoyer dans l'interprétation. Ce dialogue nécessaire entre médecins et chercheurs a considérablement modifié les esprits au cours de ces dernières années, non seulement parce que les systèmes développés sont de plus en plus sophistiqués, mais également parce que les systèmes sont devenus in fine des outils d'aide au diagnostic. L'objectif fondamental du traitement du signal biomédical est de réduire la subjectivité du clinicien. L'introduction des méthodes de traitement numérique doit permettre d'accéder à un résultat quantitatif objectif avec précision et reproductibilité. En plus de la réduction de la subjectivité, le traitement du signal biomédical doit donner accès à l'extraction de caractéristiques inhérentes aux processus biologiques même si elles ne sont pas facilement disponibles et ou pas directement interprétables par le clinicien. Dans ce cas, ces variables cachées qui possèdent une signification selon l'intuition du chercheur doivent au cours de la démarche scientifique être validées en terme de performances cliniques.

Dans de nombreuses situations, les signaux enregistrés sont perturbés par différents types de bruit, interférences et *artefacts* parfois générés par d'autres processus physiologiques : par exemple l'activité oculaire se greffe à l'activité cérébrale électrophysiologique recueillie en surface du scalp. Le prétraitement représente un objectif prépondérant pour le traitement des signaux physiologiques aussi bien en terme de

débruitage qu'en terme de séparation de sources interférentes : le bruit influence énormément la segmentation des événements et de fait la classification donc le diagnostic. Ce prétraitement est d'autant plus crucial que les signaux recueillis sont souvent de très faible amplitude et donc sensibles aux perturbations. Nous présenterons dans ce mémoire un travail de recherche assez fondamental sur les méthodes de débruitage non linéaire que nous avons appliquées au prétraitement des sons physiologiques ainsi qu'aux signaux EEG.

La modélisation et la simulation de signaux constituent également un autre secteur important du traitement des signaux physiologiques. En effet, ces étapes peuvent permettre d'atteindre un certain niveau de compréhension des processus physiologiques. La modélisation peut avoir pour objectif de simuler une observation mais elle peut prétendre également à modéliser un processus physiologique vu sous l'aspect système. Dès lors, la complexité du modèle dépend bien évidemment du problème à résoudre. Dans de nombreux contextes de traitement des signaux biomédicaux, il n'est pas nécessaire de développer des modèles multi-échelles qui prennent en compte à la fois le mécanisme cellulaire, la propagation électrique dans les tissus et d'autres propriétés biologiques par exemple. On choisit de préférence des modèles plus simples qui prennent en compte le phénomène physiologique spécifique à mettre en exergue. Dans le cadre de l'étude des signaux EEG appliqués à l'épilepsie, nous avons exploité des modèles paramétriques et non paramétriques pour exprimer des relations inter-voies (inter-électrodes), nous les exposerons dans ce mémoire.

Dans un cadre diagnostic, les observations servent souvent à définir un état de fonctionnement d'un organe comme ici le cerveau ou l'abdomen. Des procédures non invasives d'acquisition des signaux sont toujours préférées à des méthodes plus traumatisantes. Hormis dans un contexte de monitoring, les décisions diagnostiques ne nécessitent pas un traitement temps réel des données, le traitement est donc effectué hors ligne. Tous les résultats présentés dans ce mémoire sont obtenus en post-traitement.

Ce mémoire de recherche est décomposé en cinq parties : les quatre premières concernent le développement et l'adaptation de méthodes de traitement du signal qui ont été particulièrement exploitées au cours de mes travaux et encadrements de chercheurs. Dans la première partie, nous présentons les méthodes de débruitage de signaux à partir de coefficients d'ondelettes et nous discuterons plus particulièrement de l'estimation des paramètres de réglages comme le seuil en fonction de la distribution des coefficients et donc des types de signaux et de bruits. La deuxième partie a trait à la synthèse des développements méthodologiques pour la construction d'une boîte à outils de traitement des sons abdominaux en vue de l'élaboration d'une cartographie de l'activité abdominale. Lors de l'exploitation des signaux EEG de surface, nous avons choisi d'estimer les relations intervoies, nous avons adapté 5 méthodes paramétriques et non paramétriques, la troisième partie décrira ces méthodes et ce qu'elles expriment. La quatrième décrit la caractérisation de certains mécanismes électrophysiologiques sous-jacents des crises épileptiques du lobe temporal à partir des EEG de surface sous hypothèse d'un foyer unique. Et enfin la cinquième partie est une synthèse de nos travaux de recherche sur l'exploitation des propriétés du dichroïsme de la couche de fibres nerveuses rétiniennes (CFNR) dans un contexte diagnostic précoce du glaucome avec une modélisation du dichroïsme de la cornée, du cristallin, et de la rétine ⁴.

⁴Ces travaux ont fait l'objet d'une collaboration avec le Laboratoire de Cristallographie et Modélisation des Matériaux Minéraux et Biologiques LCM3B de Nancy

2.2 Débruitage des sons abdominaux

Ce chapitre expose une synthèse des travaux sur le débruitage initiés au cours de la préparation de thèse de Radu Ranta en 2001. Ils ont été réalisés en collaboration avec Christian Heinrich Maître de Conférences au LSIIT de Strasbourg. Ils se poursuivent aujourd'hui par une recherche plus fondamentale en collaboration avec des chercheurs en mathématiques statistiques de l'Institut Elie Cartan de Nancy IECN. Ils ont été développés initialement pour le débruitage de sons physiologiques abdominaux.

Malgré l'intérêt suscité par les sons abdominaux depuis relativement longtemps [25], les études sont restées peu nombreuses jusqu'au début des années 90, l'augmentation de la puissance de calcul et les évolutions en traitement du signal ont permis cependant des développements importants [36, 38, 54, 130, 134, 148]. Les objectifs de la phonoentérographie évoqués dans la littérature sont multiples : diagnostic du syndrome du colon irritable, ou colopathie spasmodique [36], étude de l'effet de divers médicaments sur le système digestif [24, 58, 68], diagnostic rapide d'éventuelles complications post-opératoires, suite à une laparotomie (opération chirurgicale de l'abdomen : ablation de l'appendice par exemple), étude et suivi de l'atonie abdominale post-opératoire [58]. Notre objectif est l'élaboration d'une carte de l'activité abdominale dans le but d'affiner les connaissances actuelles relatives au fonctionnement du système abdominal, à l'occasion de la prise d'un repas ou de l'absorption d'un médicament par exemple [24, 55]. La localisation spatiale des sources est envisagée à la fois par l'utilisation simultanée de plusieurs microphones, ce que ne permet pas l'auscultation classique à l'aide d'un seul stéthoscope [55], et par une étude fréquentielle des sons [24]. Cependant l'analyse du fonctionnement digestif abdominal à partir des sons nécessite leur "écoute" sur une longue durée d'observation. L'information recherchée est constituée de sons élémentaires de faible durée (comprise entre 0,1 et quelques secondes) organisés dans le temps et dans l'espace abdominal. Dans le cas de l'appareil digestif, l'information est contenue à la fois dans les caractéristiques des sons individuels (fréquence, durée et plus généralement leur structure temps-fréquence), dans leur organisation spatiale (localisation) et temporelle (rythmicité, nombre de sons par minute, etc.). Le problème est donc l'extraction d'informations à diverses échelles de temps et la recherche du processus d'organisation. Pour analyser le signal sonore à diverses échelles de temps, nous avons choisi d'utiliser l'analyse multi-échelles à l'aide de la transformée en ondelettes orthogonales. Le diagramme temps-échelle ainsi construit est exploité pour le débruitage (élimination du bruit de mesure) et la segmentation des signaux (extraction des sons élémentaires), la caractérisation des événements (énergétique, temporelle et fréquentielle), la classification des événements, et enfin la caractérisation des signaux (nombre d'événements et l'organisation de ceux-ci sur de longues périodes). C'est dans ce contexte que les travaux sur le débruitage ont été initiés.

Dans cette première phase d'exploration des sons, nous avons choisi d'effectuer les acquisitions dans des conditions optimales d'enregistrements c'est à dire sans perturbation extérieure. Ceci nous a permis de nous affranchir de l'étape de séparation de mélange à d'autres sources externes de type filtrage adaptatif [131, 144], ces méthodes ont été cependant testées au cours du stage de DEA d'Ayan Mahamoud en 2002-2003. Les sons abdominaux ont pour caractéristiques d'être non stationnaires : les événements sont relativement rares, distribués aléatoirement et leur morphologie est de forme impulsive. Nous nous sommes alors particulièrement concentrés sur le débruitage par ondelettes de signaux non-stationnaires, afin de détecter et segmenter des événements informatifs contenus dans un bruit de fond. Ces travaux ont fait l'objet de quatre publications et communications [109, 111, 113, 115].

2.2.1 Contexte

Plusieurs auteurs [2, 33, 34, 136] ont montré que les décompositions atomiques sont d'un grand intérêt dans le cadre de l'analyse des signaux biomédicaux pour plusieurs raisons :

- cette approche autorise une localisation approximative (selon le degré de redondance et le principe d'incertitude de Heisenberg [10]) en temps et en fréquence des événements,
- elle facilite également la séparation d'un signal informatif et d'un bruit aléatoire : les événements du signal sont considérés corrélés avec les fonctions de base (les atomes temps-fréquence) choisies, contrairement au bruit,
- la méthode favorise aussi une compression efficace de données, ce qui est particulièrement intéressant car les fenêtres d'observation dans le domaine biomédical peuvent être très longues et les fréquences d'échantillonnage relativement élevées,

– enfin elle permet l'extraction des caractéristiques utiles pour la classification.

L'étape de débruitage a pour objectif de séparer le signal informatif (non-stationnaire dans l'application qui nous intéresse) du bruit (considéré stationnaire). Cette approche est apparentée au problème de l'extraction des parties "significatives" d'un signal ou d'une image. Dans le cadre des décompositions atomiques, ces parties significatives doivent présenter une bonne corrélation avec les atomes temps-fréquence de la base de représentation choisie. Le choix d'une base de décomposition spécifique peut être fait par l'utilisateur (par exemple dans Hadjileondiadis [62, 64]) ou déterminé de façon optimale ("algorithme de la meilleure base" de Coifman et Wickerhauser [33, 34]).

En 1997, Hadjileondiadis [62, 63] propose une méthode itérative de séparation de signaux non-stationnaires des signaux stationnaires par ondelettes dans le cadre des sons physiologiques. Cette méthode est en fait une version simplifiée de l'algorithme de débruitage par ondelettes développée par Coifman et Wickerhauser [33, 34], car elle renonce à chercher la meilleure base de représentation. Une approche itérative utilisant une base unique, comme celle de Hadjileondiadis, avait précédemment été proposée dans d'autres domaines (imagerie astronomique) par Starck *et al.* [126, 127]. Le principe général de ces algorithmes itératifs est le suivant : après décomposition, on sépare par seuillage les coefficients significatifs de ceux non-significatifs. Le seuillage est répété à chaque itération sur le résidu reconstruit à partir des coefficients non-significatifs. Le signal informatif est obtenu, après l'arrêt des itérations, comme la "somme" des parties significatives reconstruites à chaque itération. De grands coefficients caractérisent les événements énergétiques et rares. Ils peuvent être considérés comme des points aberrants qui influent fortement le moment d'ordre deux de la distribution des coefficients. On peut donc considérer le seuillage itératif des coefficients comme une suppression successive de points aberrants. Cependant, l'application des algorithmes issus de ces différents travaux soulève plusieurs problèmes :

- le réglage de deux paramètres d'ajustement (le critère d'arrêt des itérations et le calcul du seuil) est laissé au choix de l'utilisateur,
- le temps de traitement important dû à ce type de méthode qui exige la décomposition et la reconstruction du signal et du bruit résiduel à chaque itération.

Ces remarques nous ont conduit à deux réflexions :

- Une ré-écriture des étapes de l'algorithme de Hadjileondiadis *et al.* montre qu'une descente de type point fixe peut être envisagée sous certaines conditions. Cette étape conduit à supprimer le paramètre de réglage du critère d'arrêt. Une réduction importante du temps de calcul peut être également envisagée, car les étapes de décomposition-reconstruction à chaque itération sont supprimées.
- Cette ré-écriture et l'étude des conditions de convergence de l'algorithme de point fixe nous a amené à introduire une méthode de calcul d'un seuil minimal. Si la distribution des coefficients d'ondelettes est modélisée par une loi gaussienne généralisée, nous avons étudié les conditions de convergence de l'algorithme et calculé un seuil en fonction des paramètres de la distribution.

2.2.2 Méthode de débruitage par ondelettes

Le modèle considéré pour le débruitage est classique. Le signal mesuré x est un mélange additif d'un signal informatif s et d'un bruit r :

$$x(t) = s(t) + r(t). \quad (2.1)$$

Le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes, tel qu'il est défini par [33, 34], revient à "l'extraction d'une structure cohérente" du signal mesuré. Par hypothèse, le bruit r est considéré comme "non cohérent" avec les fonctions de la décomposition⁵. L'approche itérative développée par Coifman et Wickerhauser [33, 34] nécessite, à chaque itération, une recherche de la meilleure base, coûteuse en temps de calcul, mais optimale pour l'extraction des informations contenues. Une décomposition sur une base unique peut s'avérer suffisante pour le débruitage des sons physiologiques⁶. La décomposition discrète sur une base orthonormée d'ondelettes de Mallat [94] offre une transformation rapide et non-redondante (décomposition simple et reconstruction exacte). La projection sur une base orthonormée de fonctions apporte un réel intérêt : la conservation de l'énergie d'une représentation à l'autre. Cette base est constituée d'ondelettes

⁵Dans l'application, on se place sur une structure de base

⁶Cette hypothèse a été validée par les expertises médicales réalisées par Hadjileondiadis [62, 64]

notée $\psi^{j,p}$ et de fonctions d'échelle $\phi^{M,p}$, où $j = 1 \dots M$ désigne l'échelle (liée à la fréquence), p l'indice (lié à la position temporelle) et M la profondeur de la décomposition en ondelettes. Les coefficients d'ondelettes de la décomposition du signal x sur cette base sont notés $w^{j,p}$:

$$x = \sum_{j=1..M,p} w^{j,p} \psi^{j,p} + \sum_p w^{M,p} \phi^{M,p}. \quad (2.2)$$

Dans toute approche de type seuillage, le problème réside dans le choix du seuil S . Selon le type de bruit, blanc ou coloré, ce seuil peut être identique pour l'ensemble des coefficients d'ondelettes ou adapté à chaque échelle [94]. Par reconstruction du signal à partir des coefficients restants, on obtient un signal débruité c .

Outre le choix de la technique de seuillage dur (*hard thresholding*) et le seuillage doux (*soft thresholding*) [40, 41, 94], il faut noter qu'on peut considérer deux méthodes pour calculer le ou les seuils :

- la première, développée par Donoho et Johnstone [40, 41], propose un seuil déterminé à partir de l'énergie estimée du bruit. Cette méthode utilise l'hypothèse d'un bruit blanc gaussien superposé au signal. Le seuil S est égal à $\sigma\sqrt{2\log N}$, où N désigne le nombre de points du signal et σ^2 la variance du bruit. Ce calcul de seuil fait appel à la théorie des extrêmes et à la loi de Gumbel [74]. Puisque le bruit est considéré blanc, son énergie est équi-répartie sur toutes les bandes de fréquence (les échelles) de la décomposition. En conséquence, l'écart-type est calculé dans une bande où le signal informatif est inexistant ou quasi-inexistant, notamment dans les plus hautes fréquences. Dans [18, 94], on montre que l'amplitude du bruit (gaussien) a une très forte probabilité d'être juste en dessous de $S = \sigma\sqrt{2\log N}$. Ce seuil peut être diminué [41, 94] afin de réduire le risque de non-détection (seuillage SURE – *Stein Unbiased Risk Estimator*) surtout si les événements sont très épars ;
- la deuxième méthode, développée par Wickerhauser et Coifman⁷ [33, 34] et Starck *et al.*⁸ [126, 127] et adaptée par Hadjileontiadis *et al.* [62, 64] aux sons physiologiques, propose un seuillage itératif. L'algorithme de décomposition-reconstruction est exécuté plusieurs fois, d'une manière itérative (indice d'itération k), en décomposant à chaque nouvelle itération le bruit reconstruit à l'itération précédente (voir Fig. 2.1). Les itérations sont interrompues par la validation d'un certain critère d'arrêt STC_k (*stop criterion*), paramétrable par l'utilisateur. Le critère est calculé à chaque itération. Il est basé soit sur le nombre de coefficients significatifs ou l'entropie du bruit résiduel [33, 34], soit sur la différence d'énergie du bruit r_k entre deux itérations successives [62, 64].

Les deux paramètres de réglage sont :

- ε lié au critère d'arrêt STC_k de l'itération souvent défini dans la bibliographie par l'utilisateur ε :

$$STC_{k+1} = |E\{r_k^2\} - E\{r_{k+1}^2\}| < \varepsilon, \quad (2.3)$$

ce qui signifie que le critère de convergence est atteint quand la différence d'énergie entre le bruit résiduel reconstruit r_k et r_{k+1} à l'itération suivante est jugé suffisamment faible. STC_{k+1} est faible quand très peu d'informations (parties du signal corrélées avec l'ondelette choisie) sont extraites du bruit et ajoutées au signal entre deux itérations successives ;

- le deuxième paramètre F_a intervient dans le calcul du seuil S . L'algorithme WTST-NST (*Wavelet Transform-based Stationary-Nonstationary Filter*) de Hadjileontiadis *et al.* [62, 64] calcule ce seuil en fonction de l'écart-type σ_k^j des coefficients d'ondelette $\{w_{r,k}^{j,p}\}$ du bruit estimé à chaque échelle et recalculé à chaque itération k (voir Fig. 2.2 (c)) :

$$S_k^j = F_a \cdot \sigma_k^j. \quad (2.4)$$

Dans le cadre des travaux de Hadjileontiadis, la constante F_a est fixée à 3 par expertise médicale⁹.

2.2.3 Ré-interprétation de type point fixe

Au cours de nos travaux sur les sons physiologiques, nous avons testé différents types de seuillage. Ce qui nous a conduit à cette ré-interprétation. Pour faciliter la compréhension, notons $\mathbf{\Omega}_{r,k}^j$ le vecteur des

⁷L'algorithme de débruitage est combiné à celui du choix de la meilleure base de décomposition.

⁸La décomposition est réalisée sur une base unique et appliquée à l'imagerie astronomique.

⁹L'expression du seuil est similaire dans les travaux de Starck *et al.* [127] en imagerie astronomique

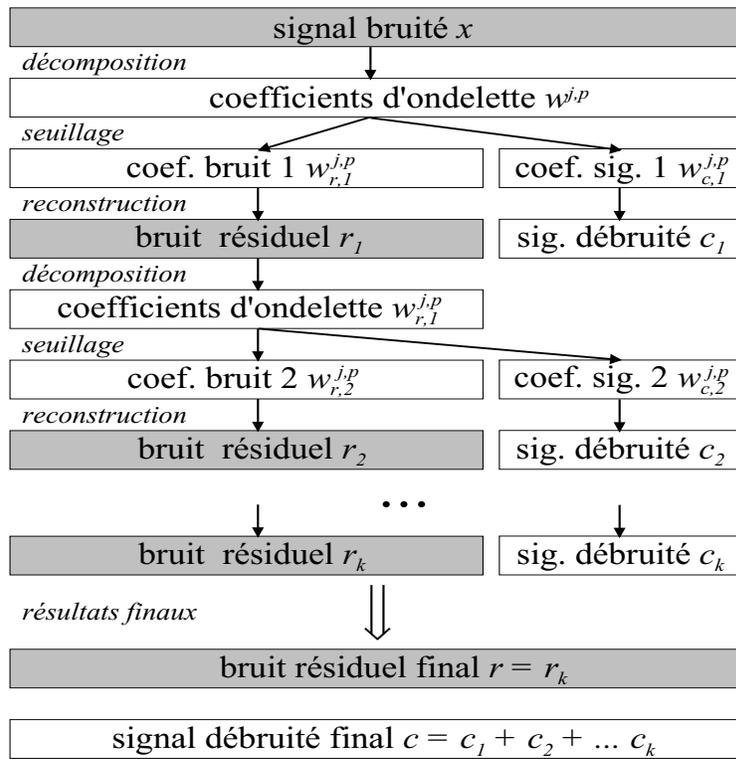


FIG. 2.1 – Schéma de principe d’un algorithme itératif de débruitage. A chaque itération, on transfère les coefficients séparés par seuillage vers le bruit résiduel et le signal débruité.

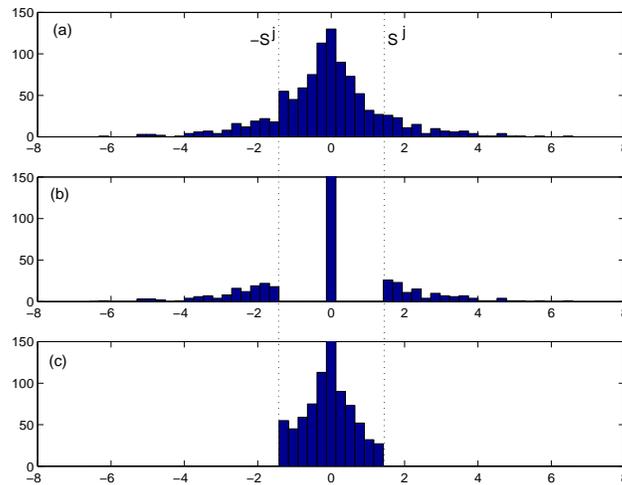


FIG. 2.2 – Histogramme des coefficients d’ondelettes à l’échelle j . (a) du signal original : $(w^{j,p})$, (b) du signal débruité : $(w_c^{j,p})$, (c) du bruit résiduel : $(w_r^{j,p})$. Pour cet exemple, les coefficients d’ondelettes du signal original simulé suivent une loi exponentielle (l’axe des ordonnées n’est pas complètement représenté en (b) et (c)).

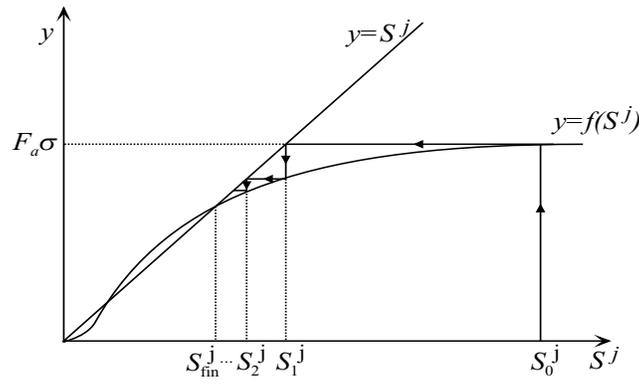


FIG. 2.3 – Algorithme de point fixe, avec $f(S^j) = F_a \cdot \sigma_{|w^{j,p}| < S^j}$.

coefficients du bruit $\{w_{r,k}^{j,p}\}$ à l'échelle j et $\Omega_{r,k}$ le vecteur complet des coefficients du bruit. Par le seuillage de $\Omega_{r,k}$, on obtient $\Omega_{\Delta c,k+1}$, le vecteur des “coefficients de grandes valeurs” qui sont considérés comme appartenant au signal informatif. Le vecteur des coefficients du bruit $\Omega_{r,k+1}$, obtenu à partir de l'équation $\Omega_{\Delta c,k+1} + \Omega_{r,k+1} = \Omega_{r,k}$, est utilisé pour la reconstruction de l'estimation courante du bruit résiduel r_{k+1} , qui sert à calculer le critère d'arrêt (2.3). Le vecteur des coefficients informatifs $\Omega_{\Delta c,k+1}$ contribue à la reconstruction de c_{k+1} , qui sert à calculer le signal informatif final (voir Fig. 2.1).

Les transformées en ondelettes inverse et directe appliquées pour les opérations de décomposition et reconstruction sont orthogonales et linéaires, le critère d'arrêt (2.3) peut s'écrire :

$$STC_k = |E\{w_{r,k}^2\} - E\{w_{r,k-1}^2\}| < \varepsilon, \quad (2.5)$$

ce qui entraîne que la reconstruction du bruit r_k à chaque itération est inutile.

De plus, puisque la transformation en ondelettes est linéaire, le vecteur des coefficients d'ondelette du signal $x(t)$ s'écrit :

$$\Omega_x = \Omega_{r,k} + \sum_{i=0}^k \Omega_{\Delta c,i} = \Omega_{r,k} + \Omega_{c,k}, \quad \forall k, \quad (2.6)$$

ce qui implique qu'il n'est pas nécessaire de calculer le signal informatif c_k par reconstruction à partir de $\Omega_{\Delta c,k}$ à chaque itération, mais uniquement après la convergence. Les étapes intermédiaires de décomposition-reconstruction peuvent être supprimées.

Quel que soit le paramètre de seuillage F_a , le seuil S_k (à l'itération k) est calculé en fonction de l'écart-type des coefficients restants dans le bruit à l'itération $k - 1$, c'est-à-dire des coefficients qui respectent $|w_{r,k-1}^{j,p}| < S_{k-1}^j$. On peut donc écrire :

$$S_k^j = f(S_{k-1}^j) = F_a \sigma_{w_{r,k}^j}. \quad (2.7)$$

Évidemment, les itérations $S_k^j = f(S_{k-1}^j)$ convergent quand $S_k^j = S_{k-1}^j$, ce qui est équivalent à $S_k^j = f(S_k^j)$, donc vers un point fixe de la fonction f (voir Fig. 2.3).

Le critère d'arrêt (2.5), pour ε tendant vers 0, est équivalent au fait qu'aucun coefficient ne passe du bruit reconstruit ($w_{r,k-1}$) à l'itération $(k - 1)$ au signal reconstruit ($w_{c,k}$) à l'itération suivante (k) , ainsi les vecteurs $w_{r,k-1}$ et $w_{r,k}$ sont égaux. Dans ce cas, l'écart-type calculé sur ces coefficients est le même et le critère STC_k est nul. On peut écrire que $F_a \cdot \sigma_{k-1}^j = F_a \cdot \sigma_k^j$ et donc

$$f(S_{k-1}^j) = f(S_k^j). \quad (2.8)$$

De (2.7) et (2.8), on a $S_k = f(S_k)$, donc le point fixe de la fonction f est aussi le point de convergence de l'algorithme de débruitage itératif considéré (2.3). Sous certaines conditions sur la fonction de densité de probabilité des coefficients d'ondelettes $p(w^{j,p})$, le seuil obtenu par une descente de point fixe sur la fonction $f(S^j) = F_a \cdot \sigma_{|w^{j,p}| < S^j}$ est égal à celui obtenu dans les algorithmes itératifs pour $\varepsilon = 0$.

En conséquence, on opère un débruitage par descente de point fixe pour chaque échelle. On stoppe les itérations quand le critère est atteint pour l'échelle donnée. La reconstruction du bruit résiduel et du signal informatif n'est plus nécessaire à chaque itération.

2.2.4 Conditions générales d'application

Le critère d'arrêt est validé pour un point fixe de la fonction f (équation 2.8), cependant il reste à étudier sous quelles conditions ce seuil existe, ou encore l'existence du point fixe de la fonction $f(S) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S}$.

Dans la plupart des applications réelles, les coefficients d'ondelettes sont distribués selon une loi de probabilité centrée en 0 et qui possède un mode en 0. Si la loi de probabilité des coefficients $p(w)$ de moyenne nulle et de variance finie possède un mode en 0 et si il y a au moins un point d'intersection entre $p(w)$ et la fonction $h(w) = \frac{K}{w}$, avec $K = \frac{3}{2F_a^2}$, c'est-à-dire que l'équation $p(w) = h(w)$ a au moins une solution réelle, alors la fonction $f(S) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S}$ possède au moins un point fixe (voir Fig. 2.4).

La fonction $f(S)$, qui est définie telle que :

$$f(S) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S} = F_a \sqrt{\int_{-S}^S p(w)w^2 dw} = F_a \sqrt{2 \int_0^S p(w)w^2 dw}$$

est continue quand $p(w)$ est continue et paire.

Les conditions d'existence d'un point fixe de cette fonction sont :

1. $f(S)$ est monotone croissante. Le résultat est immédiat par positivité de $p(w)$.
2. On cherche un intervalle $[S_{fin}, S_0]$ tel que $f(S_0) < S_0$ et $f(S_{fin}) > S_{fin}$. Si le moment d'ordre 2 de $p(w)$ existe, on peut calculer $M = F_a \cdot \sigma_w$. Dans ce cas :

$$\forall S_0 > M, f(S_0) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S_0} = M < S_0. \quad (2.9)$$

3. Il reste à trouver un point S_{fin} tel que $f(S_{fin}) > S_{fin}$. L'inéquation $f(S_{fin}) > S_{fin}$ s'écrit :

$$F_a^2 \cdot 2 \int_0^{S_{fin}} p(w)w^2 dw > S_{fin}^2. \quad (2.10)$$

En développant le premier membre de (2.10) et en intégrant par parties, on obtient :

$$F_a^2 \cdot 2 \int_0^{S_{fin}} p(w)w^2 dw = 2F_a^2 \left[p(w) \frac{w^3}{3} \Big|_0^{S_{fin}} - \int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw \right].$$

Si la fonction de densité de probabilité $p(w)$ a un mode en 0, elle est décroissante sur un intervalle $[0, S_{fin}]$, donc sa dérivée est négative. Dans ce cas, l'intégrale $\int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw$ est négative, donc :

$$\begin{aligned} 2F_a^2 \left[p(w) \frac{w^3}{3} \Big|_0^{S_{fin}} - \int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw \right] &= 2F_a^2 \left[p(S_{fin}) \frac{S_{fin}^3}{3} - \int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw \right] \\ &> 2F_a^2 \cdot p(S_{fin}) \frac{S_{fin}^3}{3} \end{aligned} \quad (2.11)$$

En utilisant cette minoration (2.11), l'inéquation (2.10) est respectée si :

$$2F_a^2 \cdot p(S_{fin}) \frac{S_{fin}^3}{3} \geq S_{fin}^2 \Leftrightarrow 2F_a^2 \cdot p(S_{fin}) \frac{S_{fin}}{3} \geq 1 \Leftrightarrow p(S_{fin}) \geq \frac{3}{2F_a^2 S_{fin}} \quad (2.12)$$

ou pour l'exprimer autrement :

$$F_a \geq \sqrt{\frac{3}{2S_{fin}p(S_{fin})}} \quad (2.13)$$

Si l'inégalité (2.12) ou (2.13) est vérifiée, l'inégalité (2.10) est respectée aussi et on peut affirmer l'existence d'un point S_{fin} tel que :

$$f(S_{fin}) > S_{fin}. \quad (2.14)$$

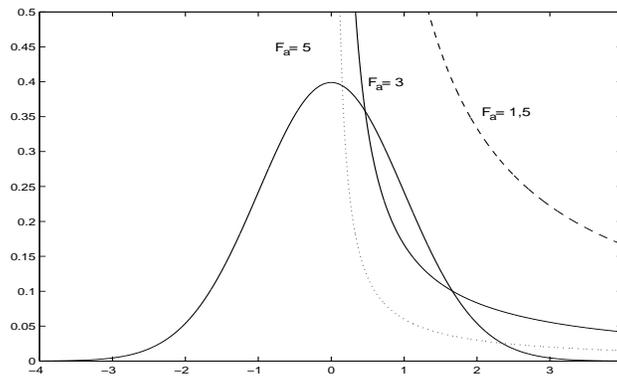


FIG. 2.4 – Condition d’existence du point fixe. Dans cet exemple, la loi de probabilité $p(w)$ est une gaussienne de moyenne nulle et d’écart-type $\sigma = 1$. La fonction $h(w) = \frac{3}{2F_a^2 w}$ est tracée pour trois valeurs de F_a . La convergence de l’algorithme de point fixe n’est pas assurée pour $F_a = 1, 5$.

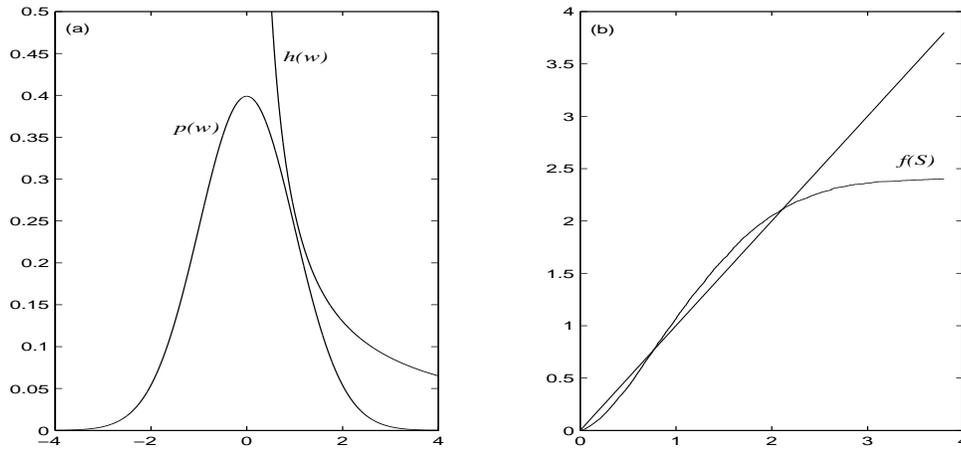


FIG. 2.5 – Condition d’existence du point fixe : (a) l’équation $p(w) = h(w)$ n’a pas de solution, (b) la fonction $f(s)$ a deux points fixes, donc l’algorithme de débruitage converge. Dans les deux figures, $F_a = 2, 4$.

Les relations (2.9) et (2.14) montrent que la fonction monotone croissante $f(S)$ a au moins un point fixe supérieur à 0 si la condition (2.12) est vérifiée.

On a montré que sous certaines conditions sur la loi de probabilité des coefficients d’ondelettes, on peut toujours trouver un coefficient F_a qui assure la convergence de l’algorithme de débruitage. Ce qui implique que le coefficient F_a doit être borné par une valeur minimale F_{am} . En effet, si F_a est choisi inférieur à F_{am} , l’algorithme converge en 0, ce qui signifie que le bruit estimé est nul à l’échelle considérée. Il est à remarquer que la condition introduite est suffisante, mais pas nécessaire, et cela à cause de la minoration (2.11). Par exemple (voir Fig. 2.5), selon la même loi de probabilité illustrée par le figure 2.4, mais pour un seuil $S = F_a \sigma$ (avec $F_a = 2, 4$), le point fixe de la fonction $f(S)$ existe mais il n’y a aucun point d’intersection entre $h(w)$ et $p(w)$.

2.2.5 Modèles gaussiens généralisés

Seul un $F_a > F_{am}$ assure la convergence de l’algorithme de débruitage. Cette valeur minimale dépend de la distribution de probabilité des coefficients d’ondelettes $p(w)$ (2.12). Nous avons proposé de déterminer l’expression de F_{am} dans le cas des lois de probabilité gaussiennes généralisées¹⁰. Les lois de probabilité de type gaussienne généralisée sont définies selon :

$$p_{\sigma,u}(w) = \alpha e^{-|\beta w|^u}, \quad (2.15)$$

¹⁰car ce sont des modèles pertinents pour des données expérimentales [133]

$$\text{avec } \beta = \frac{1}{\sigma} \sqrt{\frac{\Gamma(3/u)}{\Gamma(1/u)}}, \quad \alpha = \frac{\beta u}{2\Gamma(1/u)}, \quad \Gamma(u) = \int_0^\infty e^{-x} x^{u-1} dx,$$

où σ désigne l'écart-type, $u > 0$ le paramètre qui gouverne la décroissance de la loi ($u = 2$ pour la loi normale et $u = 1$ pour la loi de Laplace).

On cherche la valeur minimale du paramètre F_a pour laquelle la condition énoncée est respectée. Cela revient à trouver la solution de l'équation $p(w) = h(w)$. L'intersection existe seulement pour w positif et le paramètre β de la gaussienne généralisée est toujours positif, donc l'équation s'écrit :

$$\alpha e^{-(\beta w)^u} = \frac{3}{2F_a^2 w}, \quad \text{ou encore } w = \frac{3}{2\alpha F_a^2} e^{(\beta w)^u}. \quad (2.16)$$

La fonction $q(w) = \frac{3}{2F_a^2} e^{(\beta w)^u}$ est monotone croissante et convexe. On montre aisément qu'elle a 0, 1 ou 2 points d'intersection avec la droite $y(w) = w$, et donc que l'équation 2.16 admet 0, 1 ou 2 solutions. On obtient une solution unique w_0 lorsque $q(w_0)$ est tangente à la première bissectrice. Cela revient à chercher le point w_0 pour lequel on a $q'(w_0) = 1$, c'est-à-dire que :

$$\frac{3}{2\alpha F_a^2} u \beta^u w_0^{u-1} e^{(\beta w_0)^u} = 1. \quad (2.17)$$

En remplaçant (2.16) dans (2.17), on obtient :

$$w_0^u = \frac{1}{u \beta^u}. \quad (2.18)$$

Donc, si l'on cherche une solution unique de l'équation (2.16), on trouve :

$$w_0 = \frac{1}{\beta u^{\frac{1}{u}}}. \quad (2.19)$$

En remplaçant w_0 en (2.16), on trouve la valeur de F_{am} pour laquelle cette solution existe, et donc la valeur minimale qui assure la convergence de l'algorithme de débruitage de point fixe en considérant une modélisation de la distribution des coefficients d'ondelette par des gaussiennes généralisées :

$$F_{am} = \sqrt{\frac{3\beta}{2\alpha} (ue)^{\frac{1}{u}}} = \sqrt{\frac{3\Gamma(\frac{1}{u})}{u} (ue)^{\frac{1}{u}}}, \quad (2.20)$$

indépendante de σ .

2.2.6 Signaux et Algorithmes

Nous avons ensuite comparé les résultats obtenus avec l'algorithme de débruitage optimisé avec les résultats fournis dans les mêmes conditions avec l'algorithme WTST-NST de Hadjileontiadis *et al.* et l'algorithme de débruitage de Donoho et Johnstone [40, 41].

Les signaux tests

Les tests ont été conduits sur une batterie de signaux simulés (échantillonnés à 5000 Hz. et ayant 2^{18} points, soit une durée de $\simeq 52$ s.) composés d'une succession aléatoire de 2, 10, 50 ou 500 événements. Les événements sont construits à partir de sinusoïdes de fréquences aléatoires comprises entre 1 et 1000 Hz et d'amplitudes comprises entre 3 et 10, modulées par des exponentielles ou par des fenêtres de type Hanning de longueur aléatoire. Le bruit additif est un signal aléatoire de différentes distributions de probabilité, de moyenne nulle et avec différentes énergies : gaussiens ($\sigma = 1$, $\sigma = 2$), exponentiels ($\lambda = 0,5$, $\lambda = 1$, $\lambda = 2$) et uniformes (sur $[-2,5 \ 2,5]$ et sur $[-5 \ 5]$). Pour le rendre coloré, le bruit est traité avec un filtre RIF de coefficients aléatoires.

La base de décomposition-reconstruction en ondelettes adoptée dans le même cadre applicatif par Hadjileontiadis *et al.* est l'ondelette de Daubechies $n^{\circ}4$. La profondeur choisie est $M = 7$: le filtre passe-bas correspondant à la fonction d'échelle dans l'algorithme de Mallat coupe approximativement à 20 Hz. (donc au seuil d'audibilité puisqu'il s'agit de signaux sonores).

Nous avons testé deux versions de l'algorithme, avec deux méthodes de calcul du seuil :

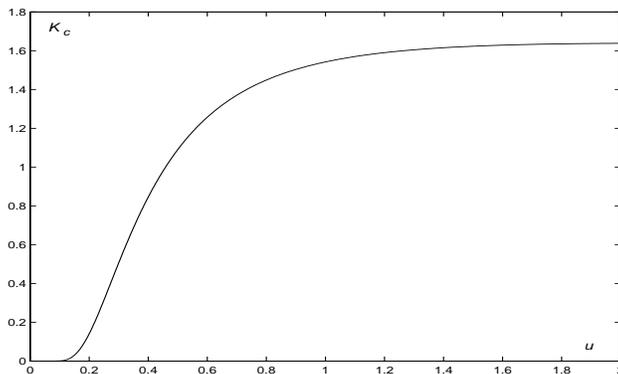


FIG. 2.6 – Exemple de variation de la constante K_c en fonction de la forme de la distribution gaussienne généralisée (le paramètre u)

- seuillage minimal : $S_k^j = F_{am}\sigma_k^j$, avec F_{am} valeur minimale du paramètre F_a (eq. (2.20)) qui assure la convergence de l’algorithme de point fixe et σ_k^j écart-type des coefficients d’ondelettes du bruit résiduel à l’échelle j et à l’itération k ;
- seuillage “optimal” : on calcule le paramètre F_{ao} tel que le seuil soit initialisé, pour notre algorithme itératif et pour un bruit additif gaussien à une valeur proche de celle théorique calculée par Donoho et Johnstone :

$$\begin{aligned}
 F_{ao} &= K_o F_{am}, & \text{avec} \\
 K_o &= \max(1, K_c), & \text{et} \\
 K_c &= 2\sqrt{\frac{\alpha \log N}{3\beta\sqrt{2e}}} = \sqrt{\frac{2u \log N}{3\Gamma(\frac{1}{u})\sqrt{2e}}}. & (2.21)
 \end{aligned}$$

On vérifie facilement que $F_{ao} = \sqrt{2\log N}$ pour les distributions gaussiennes ($u = 2$). L’expression de K_o se justifie par le fait que la valeur de K_c est inférieure à 1 pour certaines valeurs de u (voir Fig. 2.6), et donc le paramètre F_a calculé à partir de K_c devient inférieur à F_{am} et la convergence de l’algorithme n’est pas assurée.

Remarque : on ne peut pas considérer notre algorithme de seuillage comme une méthode d’affaiblissement du seuil de Donoho souvent réputé comme trop élevé [94]. Même si le coefficient F_a est identique à celui de Donoho, la méthode d’estimation de l’écart-type est différente. Dans notre interprétation, le point fixe de la fonction (2.7) peut coïncider avec le critère d’arrêt (2.5) seulement si l’écart-type est calculé à partir des coefficients, tel que :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} w_i^2},$$

où n est le nombre de coefficients sur l’échelle considérée. Alors que pour l’algorithme de Donoho et Johnstone [40, 41, 94], l’écart-type est estimé à partir de la valeur médiane de coefficients M_w , sous l’hypothèse d’une distribution gaussienne du bruit :

$$\hat{\sigma} = \frac{M_w}{0,6745}.$$

Ces deux valeurs sont proches quand les coefficients du signal informatif ne modifient pas l’écart-type, ou très peu, c’est-à-dire quand ils sont plutôt rares. En effet, notre algorithme n’est pas strictement un algorithme de débruitage, mais plutôt un algorithme d’extraction d’événements, ou de débruitage et segmentation. Nous montrons qu’il est plus efficace quand le signal est rare dans le bruit en présence d’une forte non-stationnarité.

Les deux versions de notre algorithme ont été comparées avec :

- l’algorithme itératif WTST-NST de Hadjileontiadis *et al.* ($F_a = 3$) [62, 64],
- l’algorithme de Donoho et Johnstone, avec l’estimation de l’écart-type sur chaque échelle, pour considérer un bruit coloré (Donoho-ME) [40, 41, 94].

Nous avons choisi de tester les performances de ces algorithmes sur des signaux à bruit coloré, les résultats obtenus par l’algorithme classique de Donoho et Johnstone ne sont pas présentés avec une estimation unique de l’écart-type du bruit sur la plus petite échelle (la plus haute bande fréquentielle).

Les deux critères calculés pour cette comparaison sont :

- l’erreur quadratique moyenne entre le signal original s et le signal débruité c [40, 94] :

$$EQM = E(s - c)^2, \quad (2.22)$$

- le nombre de fausses alarmes par rapport au nombre total d’événements détectés. Une fausse alarme est définie comme un événement inexistant dans le signal simulé d’origine, mais extrait du bruit par l’algorithme de débruitage.

Le nombre de non-détections par rapport au nombre d’événements présents dans le signal original n’est pas pris en compte, car non significatif : le seuil calculé par la plupart des méthodes étant suffisamment faible.

Pour l’algorithme de débruitage de Donoho, le nombre d’événements non-détectés et de fausses alarmes ne peut pas être présenté car il ne segmente pas le signal (le signal débruité n’est pas nul en dehors des événements).

2.2.7 Résultats

Les performances des algorithmes présentés en fonction de différentes caractéristiques du signal à débruiter sont comparées selon deux critères. La caractéristique la plus importante semble être le nombre d’événements par unité de temps. Les performances sont comparées suivant l’erreur quadratique moyenne d’une part et suivant le pourcentage de fausses alarmes d’autre part. On constate (Fig. 2.7 et 2.8) que l’algorithme *optimal* n’est pas adapté pour les signaux très riches en événements (500 év./52 s.). En revanche, il se comporte mieux que les autres, quel que soit le critère retenu pour les signaux pauvres en événements (jusqu’à 10 év./52 sec.).

Enfin, pour les signaux ayant 50 év./52 sec., les algorithmes “minimal” et WTST-NST de Hadjileontiadis *et al.* offrent une meilleure erreur quadratique moyenne. Cette dernière constatation explique les graphes présentés par la figure. 2.9 où l’on remarque que l’algorithme WTST-NST a une erreur quadratique moyenne inférieure aux autres. De plus, la supériorité de l’algorithme de Hadjileontiadis *et al.* perd son intérêt pour le bruit de faible puissance qui est à distribution gaussienne ou exponentielle.

Cependant, si nous choisissons de nous référer au second critère (le pourcentage de fausses alarmes), la supériorité de l’algorithme “optimal” est évidente. Le comportement de l’algorithme “optimal” apparaît clairement dans la figure Fig. 2.11. On remarque l’antagonisme des deux critères, ainsi que leurs variations par rapport au type et à la puissance du bruit.

Ces résultats peuvent paraître surprenants. Ils peuvent être expliqués par le fait que l’algorithme "optimal" coupe plus haut que le “minimal” et le WTST-NST, ce qui a pour conséquence d’altérer légèrement la nature-même des événements en annulant les segments de faible amplitude noyés dans le bruit. Pourtant, le fait d’appliquer un seuillage fort permet d’engendrer beaucoup moins de fausses alarmes, ce qui favorise la segmentation et augmente la qualité auditive et visuelle des signaux débruités. Ceci est à prendre en compte pour faciliter l’interprétation et la classification automatique des événements segmentés (voir Fig. 2.13 et 2.14).

Nous avons traité des signaux de 2^{18} points à une fréquence d’échantillonnage de 5000 Hz. (ce qui correspond à un enregistrement d’une durée de ≈ 52 secondes), sur un ordinateur de type PC Pentium III 500 MHz., les algorithmes étant codés principalement en langage Matlab. Les temps d’exécution des différents algorithmes sont présentés dans le tableau 2.1. Nous mentionnons également les temps de calcul de l’algorithme original WTST-NST de Hadjilontiadis *et al.* (avec décomposition et reconstruction à chaque itération), ainsi que de celui modifié par notre approche de point-fixe WTST-NST(pf). Nous observons un gain en temps de calcul évident grâce à l’interprétation de point fixe : le facteur de gain dépend du nombre d’itérations, qui lui-même dépend du paramètre ε qui conditionne le critère d’arrêt *STC* (éq.

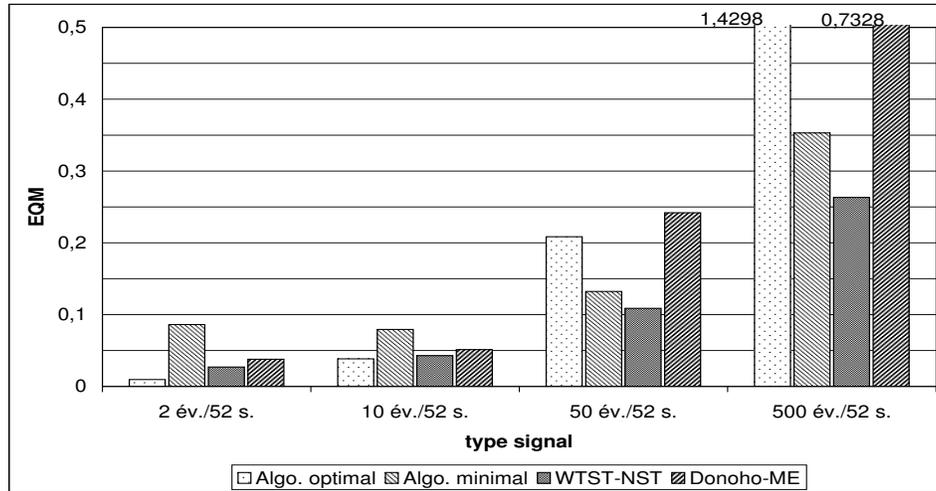


FIG. 2.7 – Erreur quadratique moyenne en fonction du type de signal. Les valeurs présentées sont des moyennes calculées à partir des résultats obtenus sur tous les signaux simulés et les distributions de bruit décrits précédemment. Il est à noter que les performances de l’algorithme optimal sont meilleures, relativement aux autres algorithmes, pour les signaux à faible nombre d’événements.

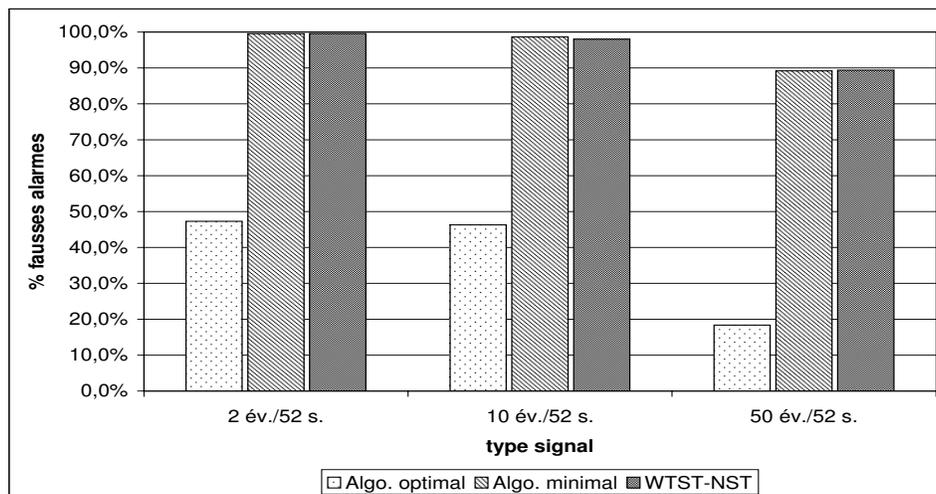
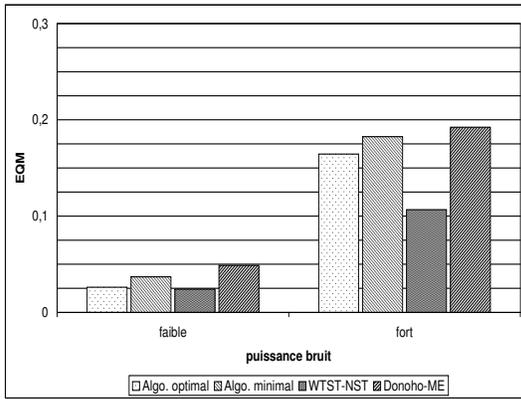
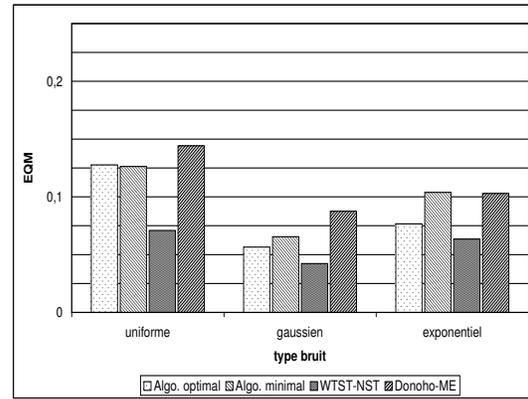


FIG. 2.8 – Pourcentage de fausses alarmes du nombre total d’événements segmentés. On ne présente pas les résultats de la segmentation pour les signaux à 500 év./min., car les événements sont trop denses et donc souvent concaténés. L’algorithme Donoho-ME ne segmente pas les signaux, il n’est donc pas comparé aux autres suivant ce critère. L’algorithme optimal se révèle également le plus performant.

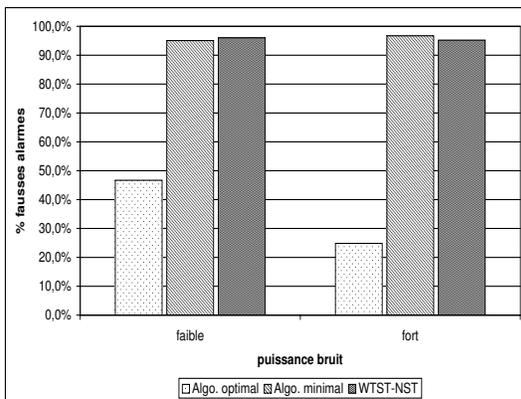


(a) en fonction de la puissance du bruit

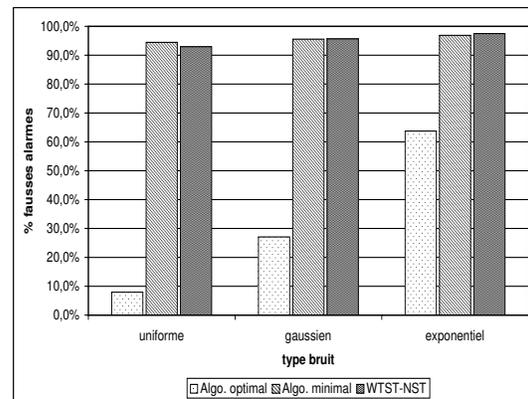


(b) en fonction du type de bruit

FIG. 2.9 – Erreur quadratique moyenne (EQM) en fonction du bruit. Le bruit est considéré “faible” ou “fort” par rapport à la moyenne de ses écarts types. Les valeurs présentées sont des moyennes calculées à partir des résultats obtenus sur tous les signaux simulés et les distributions de bruit décrits précédemment. On peut remarquer que l’ensemble des algorithmes se comporte mieux si le bruit est faible. Ce résultat est bien sûr attendu. Cependant, l’algorithme WTST-NST se comporte mieux.

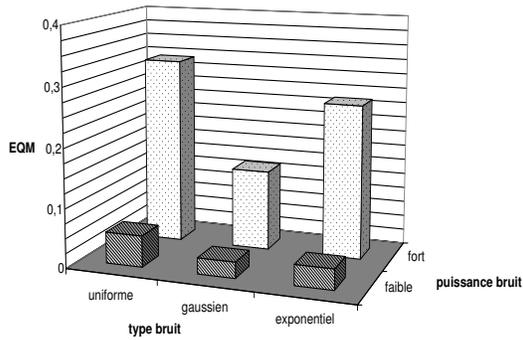


(a) en fonction de la puissance du bruit

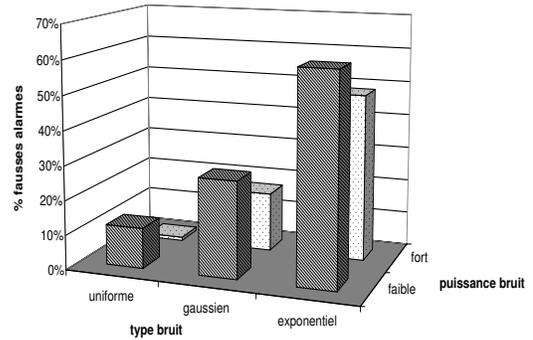


(b) en fonction du type de bruit

FIG. 2.10 – Pourcentage de fausses alarmes en fonction du bruit. L’algorithme optimal offre le moins de fausses alarmes, quels que soient la puissance et le type de bruit. Les algorithmes minimal et WTST-NST se comportent relativement bas, ce qui peut expliquer le grand nombre de fausses détections.

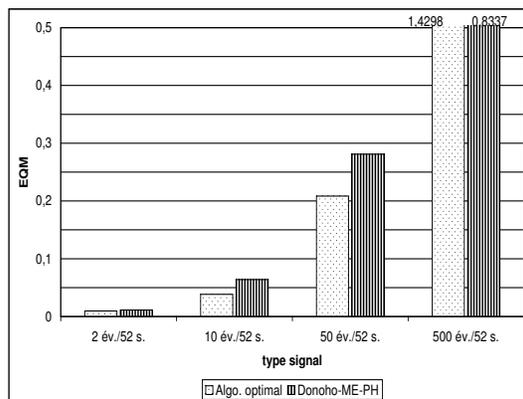


(a) erreur quadratique moyenne

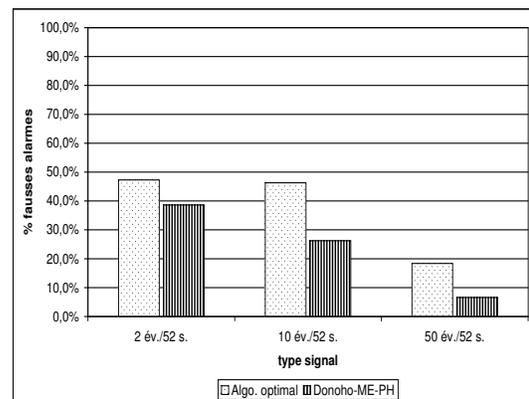


(b) pourcentage de fausses alarmes

FIG. 2.11 – Performances de l’algorithme optimal en fonction du bruit. Ce graphe nous permet de constater que les deux critères (EQM et nombre de fausses alarmes) sont antagonistes.



(a) erreur quadratique moyenne



(b) pourcentage de fausses alarmes

FIG. 2.12 – Performances comparatives de l’algorithme “optimal” et de l’algorithme de Donoho, après l’annulation des basses fréquences (Donoho-ME-PH).

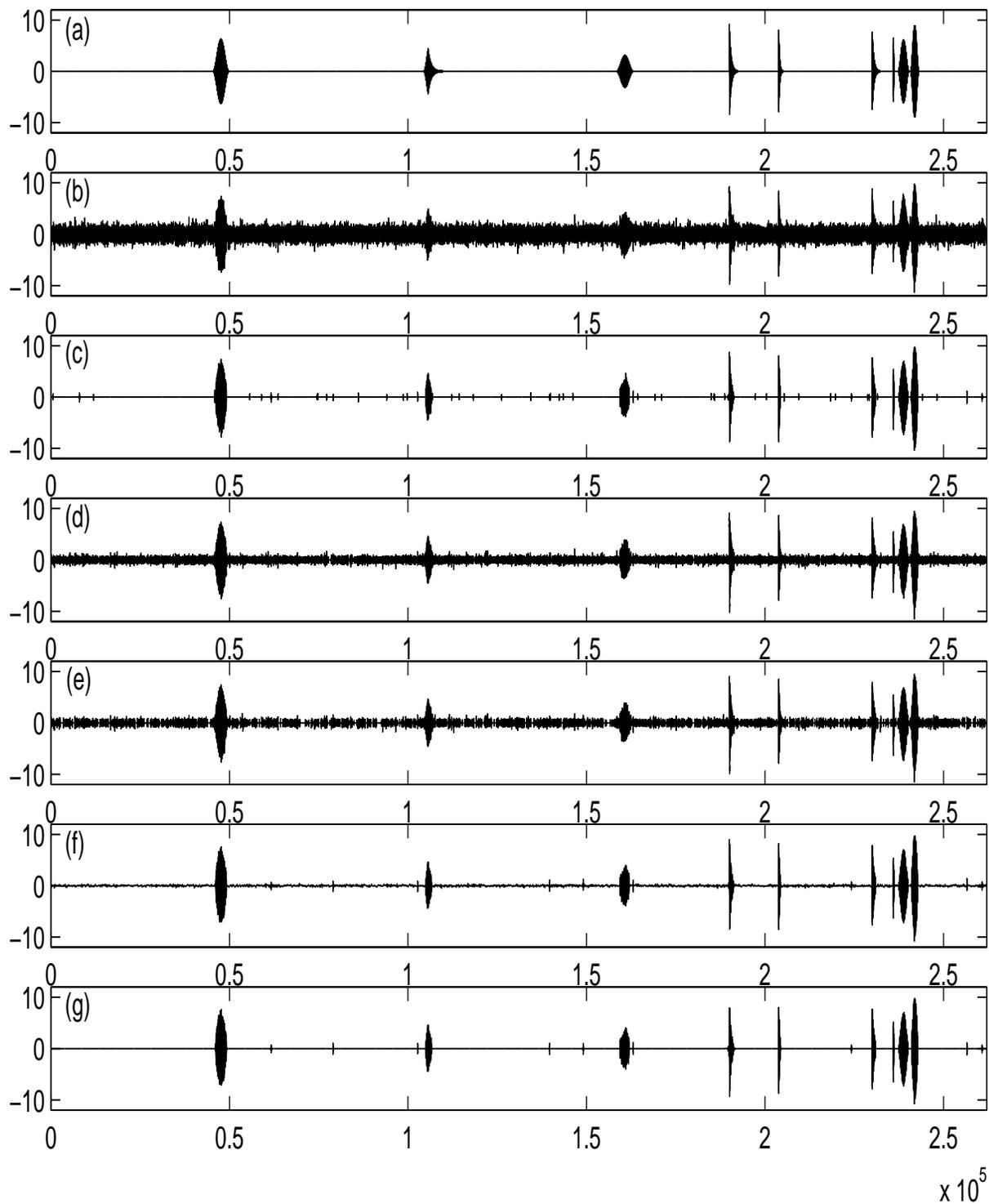


FIG. 2.13 – Les résultats des 5 différents algorithmes sur un signal simulé avec 10 év./52 s. avec un bruit exponentiel de $\lambda = 1$ (de faible puissance : $\sigma < 2$). (a) signal original (b) signal + bruit (c) algorithme “optimal” (d) algorithme “minimal” (e) WTST-NST (f) Donoho-ME (g) Donoho-ME-PH.

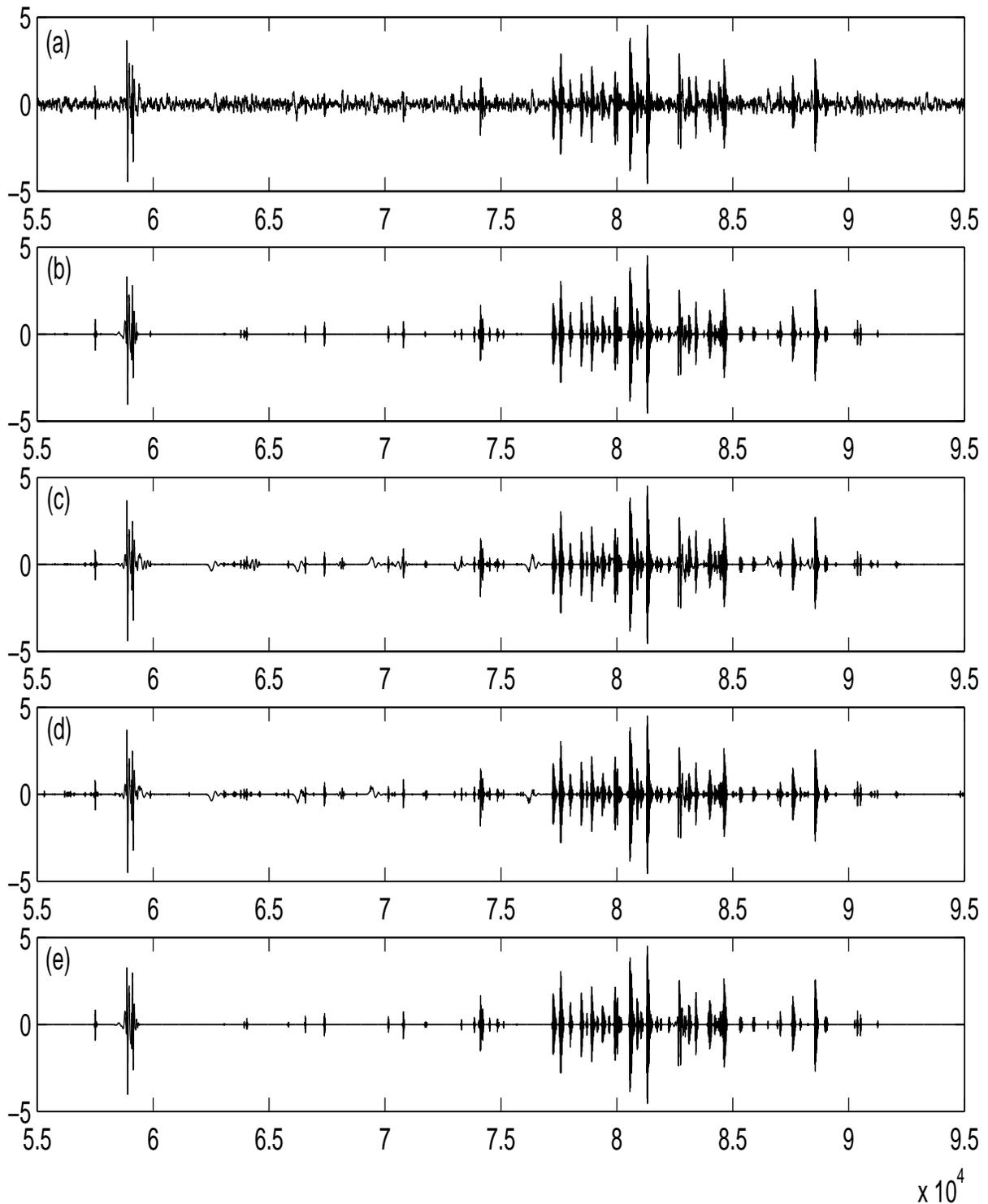


FIG. 2.14 – Les résultats de 4 différents algorithmes sur un phonoentérogramme réel. (a) signal enregistré (b) algorithme “optimal” (c) algorithme “minimal” (d) WTST-NST (e) Donoho-ME-PH. Les résultats obtenus avec l’algorithme Donoho-ME ne sont pas présentés, car les connaissances *a priori* sur la nature du signal (fréquence minimale > 20 Hz.) ont permis d’appliquer directement la version Donoho-ME-PH.

TAB. 2.1 –

Algorithme	Durée [s]
“optimal”	9,4
“minimal”	11,3
WTST-NST(pf)	9,3
Donoho-ME	7,1
WTST-NST	52,2

(2.3)). En appliquant cette nouvelle interprétation, l’approche itérative présente un temps d’exécution du même ordre de grandeur que l’approche directe de Donoho et Johnstone [40, 41]. Cependant, on observe de légères variations de durée entre les différents algorithmes :

- entre les méthodes “optimale” et “minimale”, la différence est essentiellement due à la valeur du seuil et au nombre d’itérations vers le point fixe : une constante F_a plus élevée implique une fonction plus “abrupte” et un seuil plus grand ;
- entre les algorithmes “optimal” et WTST-NST(pf), la différence provient de l’introduction de la modélisation des lois de probabilité des coefficients par gaussiennes généralisées. Cette différence reste peu importante face à une éventuelle implémentation en langage C.

En conclusion

Nous avons pu conclure que l’extraction d’événements dans les signaux non-stationnaires bruités doit être précédée d’une réflexion sur les critères à favoriser : l’erreur quadratique moyenne ou le nombre de fausses alarmes. Le choix de la méthode de débruitage dépend de l’application et de son objectif :

- une reconstruction d’un signal le plus proche du signal original au sens mathématique (erreur quadratique moyenne),
- une segmentation des événements significatifs, en vue d’une reconnaissance, interprétation et classification ultérieures.

Ce choix dépend également des connaissances *a priori* de l’utilisateur sur le signal et sur le bruit. Par exemple, on a montré que le nombre d’événements par unité de temps (le “degré de non-stationnarité du signal”) est un paramètre qui influence beaucoup les performances (voir Fig. 2.7 et Fig. 2.8).

De plus, la puissance et la distribution du bruit superposé peuvent guider dans le choix de la méthode de débruitage (voir Fig. 2.9 et Fig. 2.10).

Par ailleurs, nous avons testé le comportement des algorithmes en utilisant des connaissances *a priori* sur la répartition fréquentielle du signal. C’est le cas, notamment des signaux sonores, qui n’ont pas de composantes fréquentielles inférieures à 20 Hz., et pour lesquels on peut annuler tous les coefficients d’ondelettes sur les grandes échelles (basses fréquences). Dans ce cas, les composantes de basse fréquence du bruit qui relient les événements, s’annulent et la segmentation devient possible pour l’algorithme de débruitage Donoho-ME. Il s’avère, d’après le critère du nombre de fausses alarmes, que l’algorithme de Donoho-ME avec filtrage passe-haut (Donoho-ME-PH) se comporte mieux que l’algorithme optimal, mais que l’erreur quadratique moyenne reste plus grande (voir Fig. 2.12). En fait, nous considérons que sans connaissances *a priori* sur le contenu fréquentiel des signaux non-stationnaires et/ou sur la nature du bruit, l’algorithme “optimal” est le plus adapté, mais que les connaissances *a priori* peuvent améliorer d’une manière significative les performances des autres algorithmes.

Dans notre application, notre préoccupation est de traiter les sons physiologiques sur lesquels nous n’avons que très peu de connaissances *a priori*, hormis leur non-stationnarité. De plus, comme la distribution et la répartition fréquentielle du bruit ne sont pas connues, nous avons choisi d’extraire les événements avec l’algorithme “optimal”. Un exemple de traitement d’un signal sonore physiologique abdominal est présenté dans la figure Fig. 2.14.

2.3 Application à la phonoenterographie

Pour l'étude des sons abdominaux présentés dans la partie débruitage, nous avons favorisé une approche empirique, pragmatique, fondée sur les caractéristiques physiques des sons abdominaux. La justification principale de cette démarche est la nécessité de l'intégration de l'expertise médicale dans le traitement des signaux, étant donné qu'elle est la seule source d'information et de validation pour le volet applicatif de ces travaux. En effet, il n'existe pas de base de données expertisées dans ce domaine. Après le débruitage, le premier objectif est l'élimination des artéfacts définis comme les événements qui ne correspondent pas aux connaissances "*a priori*" sur les sons abdominaux. Il s'agit, par exemple, des fausses alarmes restantes après le débruitage, des bruits "aigus" dus aux micro-frottements entre la tête de stéthoscope et la peau ou des bruits "graves" dus aux chocs accidentels ou aux mouvements du patient.

Le protocole de mesure permet l'enregistrement simultané de six signaux. Les six capteurs placés sur la surface de la paroi abdominale selon l'expertise médicale (voir figure 2.15) fournissent une information conjointe utilisable à la fois pour une validation croisée et pour une localisation des sources sonores dans l'abdomen. Le deuxième objectif est donc la construction d'une carte acoustique de l'activité abdominale à l'aide de la localisation. Et enfin le troisième objectif est l'analyse de données des sons.

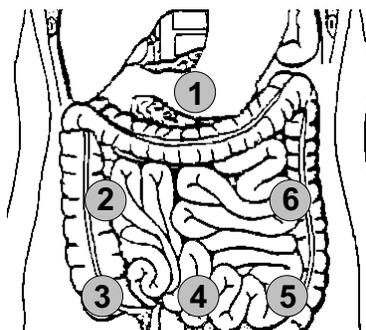


FIG. 2.15 – Positionnement des six capteurs sur l'abdomen

2.3.1 Segmentation, élimination d'artefact et localisation

Les trois objectifs fixés ci-dessus nécessitent la prise en compte des caractéristiques physiques des sons abdominaux pour les distinguer des artéfacts, pour évaluer l'effet de la propagation des sons à l'intérieur de l'abdomen et de localiser ainsi leur lieu d'origine et enfin pour extraire les caractéristiques nécessaires à l'analyse de données.

Selon la bibliographie et les experts médicaux, les caractéristiques physiques qui semblent les plus pertinentes sont :

- la durée est la caractéristique la plus utilisée. Les valeurs données par la bibliographie varient de 20 ms. à 5 s. [54], mais sont généralement inférieures à 100 ms. [39, 106, 130, 135] ;
- l'énergie n'est pas adaptée pour décrire les événements individuellement, mais elle peut servir à l'analyse globale des successions de sons (dans le calcul de l'énergie par minute, par exemple). Cependant, les variations inter-individuelles risquent d'être importantes et de rendre l'information fournie inutilisable ;
- le spectre et l'argument de sa valeur maximale, la fréquence principale (*pitch*), se situent dans le domaine des basses-fréquences (inférieures à 1000 Hz.). Cette observation est confirmée par la bibliographie [24, 38, 95, 106, 135, 148] ;
- l'intensité acoustique, liée à l'amplitude de l'enveloppe de l'onde de pression sonore et donc à l'impression auditive est relativement peu utilisée dans la littérature pour la caractérisation des sons abdominaux, pour les mêmes raisons que l'énergie. Cependant, elle constitue une caractéristique essentielle pour la localisation.

Ces caractéristiques permettent d'introduire des connaissances "*a priori*" dans la segmentation et elles servent à la localisation de la source sonore. Elles sont également à la base de la définition des indices d'activité. Ces indices, qui interviennent principalement dans l'analyse globale des phonoentérogrammes

(la comparaison des signaux enregistrés sur les différentes voies, personnes, phases du cycle digestif, etc.), peuvent aussi être utilisés pour apprécier l'effet de la segmentation et de la localisation sur un même signal sonore abdominal. Après le débruitage par ondelettes, nous avons choisi une méthode directe pour accéder aux caractéristiques c'est à dire que les caractéristiques physiques sont directement extraites à partir des coefficients d'ondelettes de chaque événement.

Segmentation

La décomposition en ondelettes suivie du débruitage favorise une segmentation simple du signal¹¹. En effet, les fenêtres du signal ne contenant que du bruit sont mises à 0 par débruitage, donc identifier un événement revient à détecter les parties non nulles. Pour appliquer une segmentation directe sur le vecteur des coefficients, la contribution de chaque ondelette dans le signal reconstruit est prise en compte. Une méthode simple définie en fonction de la structure de l'algorithme et des dimensions des filtres de décomposition-reconstruction, consiste à :

1. déterminer pour chaque échelle de détails j , les instants de début et de fin des ondelettes d'indice p
2. créer pour chaque échelle, un vecteur binaire (1 entre les instants de début et de fin, 0 ailleurs) ;
3. appliquer un OU logique entre les vecteurs binaires correspondant aux échelles de la décomposition et créer un vecteur binaire de segmentation du signal débruité.

Ainsi, le vecteur de segmentation (binaire) permet de segmenter les événements, ce qui conduit naturellement à la construction d'un vecteur de coefficients d'ondelette pour chaque événement.

Élimination des artefacts

Pour éliminer les artefacts dus aux bruits ambiants, aux mouvements, aux micro-frottements du stéthoscope sur la peau, le traitement est basé sur l'injection de connaissances "*a priori*", les étapes sont les suivantes :

1. **Annulation des coefficients de haute-fréquence.** Selon nos mesures, moins de 0,5% de l'énergie des phonoentérogrammes se trouve au-delà de 1000 Hz. Cette étape, équivalente à un filtrage passe-bas, annule tous les coefficients d'ondelettes de l'échelle des hautes fréquences ($j = 1 \Leftrightarrow f > 1250$ Hz.)., cette phase concerne surtout les fausses alarmes (faux événements détectés par l'algorithme de débruitage) et les artefacts dus aux micro-frottements aigus des têtes de stéthoscope sur la peau.
2. **Élimination des événements de courte durée.** Selon la bibliographie, les sons abdominaux ont une durée supérieure à 20 ms. Comme la durée d'un événement est accessible directement après la segmentation par ondelettes, ce seuillage est immédiat. L'effet de cette étape est proche de celui de l'élimination des ondelettes haute-fréquence, puisqu'elles ont aussi un support de faible longueur¹².
3. **Élimination des sons de basse-fréquence.** Les ondelettes générées par les coefficients de l'échelle de l'approximation ont un rôle important dans la concaténation des micro-événements d'ailleurs inséparables à l'écoute et donc dans la segmentation. Par conséquent, nous ne pouvons pas annuler directement les coefficients sur l'échelle de l'approximation sans perdre cette information. En revanche, nous proposons l'utilisation de l'enveloppe spectrale : si plus de la moitié de l'énergie est située en dessous de 80 Hz, l'événement est considéré comme un artefact.
4. **Validation croisée.** La dernière étape est basée sur le fait que les sons abdominaux (du moins ceux qui ont une intensité acoustique suffisamment importante pour les rendre informatifs) se propagent à l'intérieur de l'abdomen et sont par conséquent enregistrés par au moins deux capteurs. Autrement dit, pour être validé, le même événement doit être présent simultanément sur au moins deux voies ; sinon, il est considéré comme un artefact.

¹¹La méthode présentée ici est valable pour une décomposition en ondelettes d'une taille égale à celle du signal, ce qui équivaut à une prise en compte des effets de bord par la périodisation du signal.

¹²En effet, les longueurs des supports d'ondelettes sont inférieures à 20 ms. seulement pour les échelles haute-fréquence d_1 et d_2 (supérieures à ≈ 625 Hz.)

Localisation

Relativement peu de travaux dans le domaine de la phonoentérographie prennent en compte l'aspect localisé des phénomènes digestifs. Dans le domaine de la phonoentérographie seulement deux publications abordent la localisation des sons :

- une démarche empirique mais apparentée à la méthode des différences de temps d'arrivée (*TDOA*) a été suggérée par Garner et Ehrenreich [54], qui utilisent le décalage entre les instants de début de deux événements segmentés et la vitesse du son dans l'air pour avancer l'hypothèse d'une propagation des sons en fonction de l'anatomie abdominale, le long des intestins. Cependant, leur approche n'est pas systématique et ils ne présentent qu'un seul exemple de son propagé selon cette hypothèse. En pratique, comme le contenu des intestins varie dans le temps, l'hypothèse de Garner et Ehrenreich ne peut pas être vérifiée et elle n'est pas applicable pour la localisation des sources.
- la méthode des rapports d'intensité acoustique, introduite par Craine [38], est la seule utilisée systématiquement pour la localisation des sons abdominaux. Le modèle utilisé par les auteurs de [38] suppose trois capteurs autour d'une source ponctuelle, dans un environnement isotrope bidimensionnel. La solution trouvée est unique, car la contrainte implicite imposée par les auteurs fixe la position recherchée à l'intérieur du triangle équilatéral formé par les capteurs (les stéthoscopes 1, 3 et 5 dans la figure 2.15).

Nous pensons que l'augmentation du nombre de capteurs (Fig. 2.15) pouvait ouvrir des perspectives intéressantes. En effet, la redondance introduite par les 6 capteurs permettrait de tester la validité de la méthode de localisation et implicitement du modèle de propagation introduit par Craine. L'atténuation de l'amplitude A_i d'une onde plane dans un milieu absorbant suit une loi exponentielle [53, 56, 123] :

$$A_i = A_s e^{-\mu d_i}, \quad (2.23)$$

où μ désigne un paramètre d'absorption qui dépend des caractéristiques du milieu de propagation, mais aussi de la fréquence du son propagé, d_i désigne la distance entre le capteur i et la source et A_s l'amplitude de celle-ci. En considérant en plus l'atténuation de la puissance d'une source ponctuelle avec le carré de la distance, l'expression de l'intensité acoustique d'un son enregistré par le capteur i s'écrit :

$$I_i = P_s \frac{e^{-2\mu d_i}}{4\pi d_i^2}. \quad (2.24)$$

avec la puissance d'un événement $P_s = \sum \frac{E_e}{D_e}$; et E_e et D_e représentent respectivement l'énergie et la durée d'un événement. Le paramètre d'absorption μ est donné par :

$$\mu = \alpha \cdot f^\beta, \quad (2.25)$$

où f est la fréquence du son propagé, α et β des constantes spécifiques au milieu de propagation [56]. En général, β varie entre 1 et 2 (2 pour les liquides, mais égal ou très proche de 1 pour les tissus humains). La deuxième constante α varie en fonction du tissu considéré, avec une valeur moyenne de $8,3 \cdot 10^{-6}$ (s/m) pour les tissus mous [53]. Quant à la fréquence du son propagé, nous l'avons estimée étant égale à la fréquence principale de l'événement ayant l'intensité la plus forte parmi les sons enregistrés simultanément par les voies.

Nous avons testé la méthode de localisation décrite précédemment sur un enregistrement de 2^{21} points, donc d'une durée d'environ 7 minutes à une fréquence d'échantillonnage de 5000 Hz. Notre étude a montré que cette méthode de localisation est trop simplifiée, notamment en ce qui concerne l'hypothèse de propagation isotrope. Les recherches et les applications sur la propagation des sons et ultrasons dans l'organisme montrent aussi que l'abdomen est un milieu absorbant, mais fortement anisotrope [53, 56]. En auscultation clinique, les médecins déplacent le stéthoscope pour étudier plusieurs localisations. L'idée sous-jacente, implicite d'ailleurs dans la plupart des publications sur le sujet (voir par exemple [47, 54, 140]), est que les sons abdominaux s'atténuent avec la distance.

Dans ces conditions, nous avons considéré un modèle de propagation moins restrictif, qui s'écrit :

$$I_i = P_s f(d_i), \quad (2.26)$$

Ce modèle, même s'il ne fait plus l'hypothèse d'un milieu isotrope, considère que la fonction f ("*a priori*" discontinue) est la même dans toutes les directions. Cependant, il n'impose pas une loi de propagation, il est donc plus général. Il est plus proche de l'expérience médicale car il est implicitement exploité de la sorte en routine clinique. Il se traduit par une règle simple, la source d'un son abdominal se trouve dans le voisinage du stéthoscope ayant enregistré l'intensité la plus grande. Selon ce modèle, chaque événement est alors affecté à une région anatomique abdominale.

2.3.2 Résultats

La prise en compte sur de longues durées d'enregistrement permet d'apprécier l'activité globale de l'appareil digestif.

Définition des indices d'activité

Nous avons défini 3 indices d'activité liés à la motricité abdominale digestive :

- le nombre d'événements par unité de temps N_m ;
- l'énergie totale par unité de temps $E_m = \sum E_e$;
- la durée totale des événements rapportée à l'unité de temps, $D_m = \frac{1}{T_m} \sum D_e \cdot 100$.

Les algorithmes ont été appliqués sur 168 minutes d'enregistrement sonore issus des 6 voies. Les trois indices d'activités tels que le nombre d'événements par minute N_m , la durée totale des événements par minute D_m , et l'énergie totale E_m sont calculés avant et après traitement.

Indice	Voie						Moyenne
	1	2	3	4	5	6	
N_m	238,2	69,1	36,9	91,0	95,0	101,1	105,3
D_m	18,5%	16,3%	8,2%	31,9%	25,3%	18,6%	19,8%
E_m	9498	5106	1870	5226	8795	12 054	7091

TAB. 2.2 – Exemple de valeurs des principaux indices d'activité après débruitage (valeurs moyennes sur 168 minutes d'enregistrement).

Indice	Voie						Moyenne
	1	2	3	4	5	6	
N_m	38,8	36,1	33,2	70,0	66,9	54,8	50,0
D_m	7,4%	7,9%	4,1%	15,8%	12,5%	9,0%	9,4%
E_m	9366	5048	1859	5195	8756	11 957	7030

TAB. 2.3 – Exemple de valeurs des principaux indices d'activité après la première étape de re-segmentation : élimination des ondelettes haute-fréquence (valeurs moyennes sur 168 minutes d'enregistrement).

Indice	Voie						Moyenne
	1	2	3	4	5	6	
N_m	34,6	33,5	32,5	67,3	57,6	49,9	45,9
D_m	7,3%	7,9%	4,0%	15,7%	12,3%	8,9%	9,3%
E_m	9364	5047	1859	5195	8755	11 957	7030

TAB. 2.4 – Exemple de valeurs des principaux indices d'activité après l'élimination des événements de courte durée (valeurs moyennes sur 168 minutes d'enregistrement).

Indice	Voie						Moyenne
	1	2	3	4	5	6	
N_m	32,4	30,8	32,3	62,6	56,4	45,8	43,4
D_m	6,4%	7,2%	4,0%	14,4%	11,8%	7,8%	8,6%
E_m	9222	5043	1859	4961	8597	11 932	6936

TAB. 2.5 – Exemple de valeurs des principaux indices d’activité après l’élimination des événements de basse fréquence (valeurs moyennes sur 168 minutes d’enregistrement).

Indice	Voie						Moyenne
	1	2	3	4	5	6	
N_m	26,8	27,4	25,7	41,5	44,2	35,8	33,6
D_m	5,5%	6,6%	3,6%	10,3%	10,0%	6,7%	7,1%
E_m	9219	5040	1855	4934	8572	11 918	6923

TAB. 2.6 – Exemple de valeurs des principaux indices d’activité après validation croisée (valeurs moyennes sur 168 minutes d’enregistrement).

Pour les trois critères N_m , D_m , E_m les valeurs décroissent à chaque étape. Les deux premiers ont une évolution très semblable, alors que la décroissance de l’énergie totale est beaucoup moins importante : si le nombre d’événements par minute et la durée totale des événements par minute se réduisent après re-segmentation à environ un tiers de leurs valeurs initiales, l’énergie totale perd moins de 2,5%. En fait, les événements éliminés sont généralement de faible énergie : une grande partie de ces événements semble donc être constituée de fausses alarmes de l’algorithme de débruitage.

Les variations des indices d’activité (nombre d’événements par minute, durée totale des événements par minute, l’énergie totale) semblent liées aux six voies et donc à la localisation. Les valeurs des indices d’activités principaux N_m , D_m , E_m en fonction des voies sont présentées dans le tableau 2.7.

Indice	Voie						Moyenne
	1	2	3	4	5	6	
N_m	2,9	5,3	3,7	18,0	11,1	14,2	9,2
D_m	0,9%	1,3%	0,6%	6,0%	3,0%	3,1%	2,5%
E_m	7881	527	351	2347	2967	6835	3485

TAB. 2.7 – Exemple de valeurs des principaux indices d’activité après localisation empirique (valeurs moyennes sur 168 minutes d’enregistrement).

Par exemple, la durée totale des événements par minute D_m est diminuée d’environ 50% après la première étape de re-segmentation pour les six voies et elle a également une évolution semblable (pour les six voies) durant les étapes suivantes (elle diminue à chaque étape entre 10 et au plus 30%, avec des différences entre les voies inférieures à 20%). En revanche, la localisation réduit l’indice D_m de presque 90% sur les voies 1 à 3, et de seulement 40% sur les voies 4 et 5, par exemple (environ 50% pour la voie 6). Enfin, la localisation permet d’étudier plus en détail le fonctionnement local de l’abdomen et l’évolution au cours du temps.

2.3.3 Analyse de données pour la phonoenterographie

Dans les applications biomédicales, l’analyse de données est une étape cruciale. Pour cette application en phonoenterographie, son objectif est de déterminer si la méthode proposée est capable d’apporter des réponses sur la dynamique fonctionnelle digestive. Les signaux sonores recueillis à la surface de l’abdomen sont générés en grande partie par le transit du bol alimentaire. Est-ce que leur analyse peut permettre d’accéder à la notion de phase digestive en fonction des régions anatomiques sous-jacentes sans injection de

connaissances sur les processus physiomécaniques qui contribuent à les générer ? La question est ambitieuse et le problème mal posé car les processus sont complexes et les variables d'entrées non définies. Plusieurs publications dans le domaine de la phonoentérographie proposent des méthodes d'analyse globale des signaux abdominaux. Cependant, aucune n'aborde le problème dans un espace multidimensionnel : dans la littérature, on étudie les signaux en fonction de chaque indice d'activité pris séparément, mais jamais en fonction de plusieurs indices simultanément. Des interprétations physiologiques ou médicales simples (voir les travaux de Craine sur les maladies fonctionnelles [35, 37], contestés par Yuki [149]) sont alors avancées. L'analyse multidimensionnelle des signaux et des événements caractérisée par des indices d'activité et des spécificités physiques doit permettre de fournir des informations en fonction des voies, des phases digestives...

La base de donnée L'étude s'est restreinte à des sujets sains (14 cas) sans histoire pathologique connue et d'âge compris entre 20 et 30 ans. Tous ont pris un petit déjeuner standard : café, jus d'orange, yaourt, brioche. Les enregistrements ont été effectués après ce petit déjeuner (8H30) pendant 3 heures. Pour éviter les perturbations sonores et ne pas être dépendant de l'activité physique, les mesures ont été effectuées dans des conditions favorables et similaires : les candidats étaient allongés dans un pièce au calme, en minimisant leurs mouvements.

Indices d'activité secondaire Outre les 3 indices principaux le nombre d'événements par minute, la durée totale des événements par minute, et l'énergie totale définis dans la partie 2.3.2, six indices secondaires caractérisant plus particulièrement les événements sont également définis ¹³ :

- l'énergie moyenne des événements apparaissant par unité de temps $E_\mu = E_m/N_m$;
- la durée moyenne des événements $D_\mu = \frac{1}{N_m} \sum D_e$;
- la puissance moyenne des événements $P_\mu = \frac{1}{N_m} \sum \frac{E_e}{D_e}$;
- la fréquence principale moyenne des événements $f_\mu = \frac{1}{N_m} \sum f_e$;
- l'intensité acoustique moyenne des événements $I_\mu = \frac{1}{N_m} \sum I_e$;
- la durée moyenne des silences séparant les événements $D_{s,\mu}$.

2.3.4 Classification non-supervisée

Chaque minute d'enregistrement peut être représentée comme un point dans un espace de dimension 9 obtenu à partir des 9 indices d'activité. La base de données contient alors 14112 points représentant 168 minutes pour chacune des 6 régions et pour les 14 patients. Pour réduire l'espace de représentation et mettre en évidence la redondance des caractéristiques, nous avons appliqué une Analyse en Composante Principale [108, 114]. Cette étape permet de sélectionner les composantes principales parmi les 9 caractéristiques. Les 4 premières composantes principales c_1 à c_4 sont retenues car elles représentent plus de 80% de la variance. Au lieu de projeter les données sur l'espace réduit des composantes principales, nous avons retenu les caractéristiques originales corrélées avec les 4 composantes principales : I_μ , N_m , f_μ et D_μ corrélées à au moins 70% respectivement à c_1 à c_4 . L'objectif est de conserver une signification physique et physiologique naturelle pour faciliter l'interprétation. Nous rejetons alors : D_m fortement corrélée avec N_m et donc c_2 , E_μ et P_μ fortement corrélées avec I_μ et c_1 et enfin E_m et $D_{s,\mu}$ décorréliées avec les 4 composantes principales. Les trois premières caractéristiques retenues sont sensiblement orthogonales entre elles (le coefficient de corrélation le plus grand est de 0,2) alors que la dernière caractéristique (D_μ) est corrélée avec I_μ avec un coefficient de 0,4.

L'analyse en composantes principales ne constitue pas un outil de classification. En effet, elle estime plutôt le rôle des composantes principales dans la différenciation des groupes (classes), et elle ne cherche pas à mieux différencier ces groupes. Au cours des travaux de thèse de Radu Ranta nous avons tenter de répondre à cette question : existe-t-il des classes de séquences ou de sons qui soient définies "naturellement" grâce à leurs variables explicatives (niveau sonore, fréquence moyenne, etc.) et non pas arbitrairement, par rapport à leur lieu d'émission ou instant d'apparition ? Comment peut-on les trouver ? Comme les connaissances sur la classification de l'activité sonore abdominale sont quasiment toujours subjectives et non formalisées, la démarche suivie a été la classification non-supervisée.

Selon [17, 48, 73, 99, 119], on peut distinguer deux grandes familles de méthodes de classification

¹³L'unité de temps T_m couramment considérée dans la littérature est la minute.

non-supervisée (*clustering*) : les méthodes de partitionnement et les méthodes hiérarchiques¹⁴. Nous avons fait l’hypothèse que les points sont issus de plusieurs processus aléatoires de lois gaussiennes multidimensionnelles. Cette hypothèse est largement acceptée pour la modélisation des processus naturels et très souvent utilisée dans les algorithmes de classification. Dans un souci de généralité, nous n’imposons pas de restrictions supplémentaires sur les paramètres des classes gaussiennes ellipsoïdales.

Afin de donner une importance similaire (du point de vue discriminant) aux axes, nous avons normalisé chaque variable explicative par son écart-type. Cette opération rend la matrice Σ unitaire, ce qui permet d’utiliser directement une **métrique euclidienne**.

Méthode proposée

Nous avons proposé une approche dont l’idée initiale est inspirée des méthodes de Fraley et Raftery [49] et le développement ultérieur s’apparente aux techniques d’analyse discriminante [31, 43, 119]. L’idée générale est de trouver une solution sous-optimale initiale par un algorithme hiérarchique (comme proposé dans [49]) et d’améliorer et de stabiliser cette solution par rapport aux critères de classification fournis par l’analyse discriminante quadratique. Les deux étapes sont (figure 2.16) :

1. **Initialisation.** Un algorithme de classification hiérarchique, assorti d’une technique de découpage du dendrogramme, est utilisé pour séparer l’ensemble des points en classes sous-optimales.
2. **Optimisation.** Une **première phase** itérative consiste en :
 - (a) l’élimination des points aberrants de chaque classe ;
 - (b) la fusion des classes proches ;
 - (c) l’estimation au sens du maximum de vraisemblance des paramètres de type moyennes empiriques des classes, la matrice de variance empirique des classes et l’effectif de l’ensemble d’apprentissage obtenues après les pas (a) et (b), suivie de la réallocation des points par analyse discriminante ;

Les pas (a)–(c) sont répétés jusqu’à la convergence de la classification.

Une **deuxième phase** élimine les points aberrants de chaque classe, afin de rendre les classes proches du modèle gaussien choisi (car l’analyse discriminante effectuée à l’étape précédente de l’algorithme place tous les points dans la classe la plus probable, même si cette probabilité est très faible).

Les paramètres de réglage de l’algorithme (seuillage du dendrogramme, seuil de fusion, seuil d’exclusion) ont l’avantage de rendre la méthode adaptive, cependant les paramètres sont à choisir par utilisateur : c’est un inconvénient. En revanche, elle ne nécessite pas l’introduction explicite du nombre de classes à trouver.

Résultats de la classification

Les résultats issus de la classification présentés dans la thèse de Radu Ranta sont décevants dans l’ensemble. Ceci est la conséquence de la classification non supervisée. En effet, selon les paramètres de réglage des algorithmes, les résultats peuvent être très différents. Si le seuillage du dendrogramme et le seuil d’exclusion dépendent peu de la structure du jeu de données, en revanche le seuil de fusion est davantage lié aux données et doit être choisi en fonction des hypothèses sur un ordre de grandeur du nombre de classes. Par exemple, un seuil haut engendre qu’une partie importante des séquences sont considérées aberrantes (plus de 34,1%), la majorité sont regroupées dans une seule classe (no. 1, 59,2%) et la seule classe potentiellement intéressante dans cette configuration (no. 2, 6,7%) contient en fait les séquences complètement silencieuses (autrement dit, c’est une classe infiniment dense, car elle occupe un seul point de l’espace, et elle est facilement retrouvée par tout algorithme de classification ou encore par simple inspection du signal). En second exemple, un seuil de fusion nul empêche toute fusion des classes et réduit

¹⁴Kolatch [80] distingue en plus les méthodes locales, qui construisent les classes itérativement en suivant la connectivité des régions denses dans l’espace.

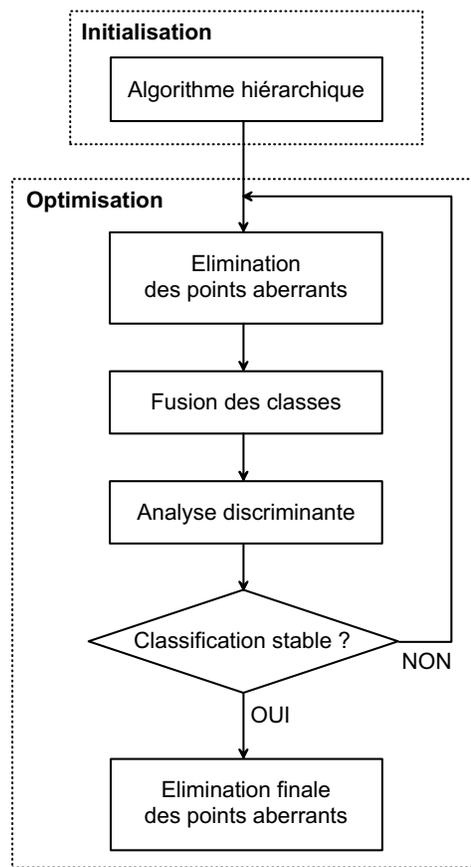
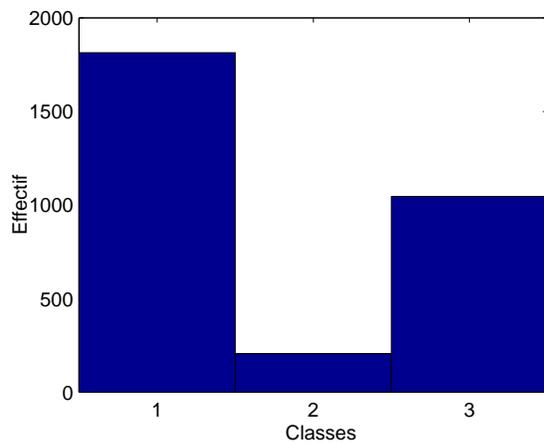
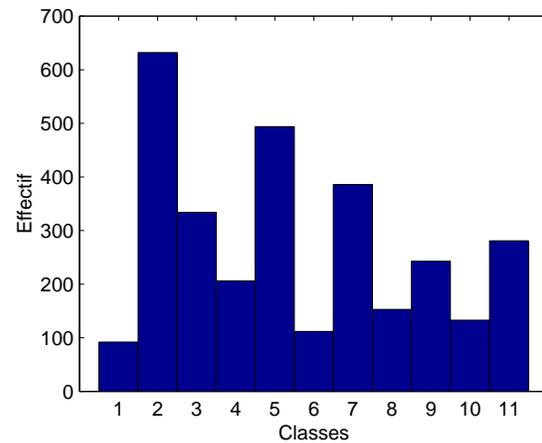


FIG. 2.16 – Organigramme de l’algorithme de classification non-supervisée.

le nombre de points aberrants (9,1% de l’ensemble). La classe silencieuse est bien identifiée (classe no.4). Cette classification procure un nombre important de classes mais il est difficile et fastidieux d’étudier les variations de population en détail en fonction de l’individu, de la voie explorée ou des phases digestives de durée inconnue.



(a) fusion importante ($\alpha = 0,33$)



(b) fusion non-autorisée ($\alpha = 0$)

FIG. 2.17 – Comparaison des résultats de la classification des séquences en fonction du seuil de fusion. La dernière classe à droite (no. 3, respectivement no. 11) regroupe les points aberrants.

2.3.5 Tests d'hypothèses statistiques

La littérature ne propose pas d'analyse de données de sons abdominaux qui permette de mettre en évidence des différences ou des interactions entre les régions et les phases de digestion en intra-individus. La méthode de classification non supervisée présentée dans 2.3.4 n'est pas satisfaisante pour répondre à nos questions. Plus récemment, nous avons tenté une autre approche. Des tests d'hypothèses statistiques de type ANOVA ont été appliqués sur le jeu de données. Une des premières difficultés est de déterminer les phases digestives. Nous avons donc choisi de regrouper les données fournies par minute par séquences de longueurs à définir. Différentes longueurs de minutes/séquences ont été testées (de 2 à 56) avec l'hypothèse critiquable que les différentes phases avaient la même durée. Les phases digestives sont plus discriminées pour des séquences de 21 minutes. En conséquence, les données sont alors réparties en 8 séquences de 21 minutes pour les 6 régions abdominales. En terme statistique, ANOVA vérifie des tests de risque d'hypothèses (p -value) tels que l'hypothèse H_0 est vrai (*i.e.*, toutes les moyennes sont égales). Une faible valeur du risque p (typiquement $< 0,05$) implique le rejet de l'hypothèse H_0 . Ces tests multidimensionnels sont effectués pour 2 facteurs fixes : les régions (6) et les séquences (8) et les éventuelles interactions de ces deux facteurs entre eux. Le patient est considéré comme un troisième facteur (14), cependant nous ne souhaitons pas déterminer des différences inter-patients, dans ce cas le patient est défini comme un facteur aléatoire. La démarche d'analyse est la suivante pour chacune des variables (I_μ , N_m , f_μ et D_μ) :

1. Analyse brute : appliquer un test de Kruskal-Wallis (l'équivalent de ANOVA pour un facteur) pour tester les différentes régions (*i.e.*, toutes les valeurs pour une région donnée indépendamment des patients et des séquences) et les séquences (*i.e.*, toutes les valeurs pour une séquence donnée indépendamment des patients et des régions)
2. Analyse fine : appliquer une mesure de rang aux 3 facteurs. Si les interactions sont grandes (ce qui est le cas), on considère séparément le jeu de données par régions. L'analyse est réalisée pour les 6 régions pour examiner les différences parmi les séquences, la même approche est appliquée en considérant le jeu de données de chaque séquence indépendamment des régions et des patients.

L'analyse brute montre que pour le nombre d'événements par minute N_m , la détermination du risque p indique un niveau d'interaction fort avec les 3 facteurs (régions, séquences, patients). Pour I_μ , f_μ et D_μ , de grandes interactions sont mises en évidence entre les régions et les patients et entre les séquences et les patients, et la valeur fournie par l'interaction région-séquence n'est pas plus significative ($p = 0,35$, $p = 0,25$, $p = 0,52$). Donc, les deux facteurs régions et séquences présentent des interactions fortes avec le patient. Si on sort le facteur patient, on montre qu'il est possible de faire des différences significatives entre les régions pour toutes les variables ($p = 0,005$, $p = 0,0005$, $p = 0,005$ et $p = 0,0007$ respectivement pour I_μ , N_m , f_μ et D_μ) mais pas pour les séquences ($p = 0,98$, $p = 0,98$, $p = 0,43$ et $p = 0,47$). Donc toutes les variables sont discriminantes pour les régions mais pas pour les séquences.

L'analyse fine permet de faire l'étude pour chaque séquence ou pour chaque région. En ce qui concerne la première variable I_μ , le facteur de risque p est supérieur à 0,05 pour les séquences 4 et 8 (63 à 84 et 147 à 168 minutes) inférieur à 0,01 pour toutes les autres. Le niveau sonore est une caractéristique qui peut distinguer les régions pour toutes les séquences sauf après une heure et en fin de digestion. Pour toutes les séquences, la région la plus riche en puissance sonore est $R3$ (jonction entre intestin et colon) pour toutes les séquences et la plus faible est $R1$ (l'estomac) principalement pour les trois premières séquences. Ces analyses sont relativement similaires pour la seconde variable N_m . La région $R3$ est la plus riche en nombre de sons alors que la région $R4$ est la plus pauvre excepté pour la première séquence ($R1$). En ce qui concerne la fréquence f_μ , les régions $R3$ et $R6$ présentent des fréquences principales plus élevées ($R3$ pendant la première heure et $R1$ durant la dernière). La région $R3$ est la seule à pouvoir se distinguer selon la fréquence principale des événements durant la première séquence et $R6$ est significativement plus importante durant la séquence 7. Quant à l'étude de la dernière variable D_μ , elle permet de constater que la région $R4$ génère les sons les plus longs pour toute la période de digestion, excepté pour la dernière séquence. Les sons les plus courts sont produits par les régions $R5$ et $R6$ et sont significativement différents durant les séquences centrales de la digestion.

La même analyse a été réalisée pour déterminer la signification d'une région en fonctions des séquences. Les variables I_μ , f_μ et D_μ n'offrent pas d'information significative des séquences pour une même région. A contrario, le nombre de sons par minute N_m est une variable discriminante. Pour la région $R1$, la

dernière séquence est la plus riche en sons, alors que pour *R3* l'évolution du nombre de sons est inversée : la première séquence (immédiatement après le repas) est la plus riche, la huitième séquence est la plus pauvre. L'estomac génère le plus de sons lorsqu'il est plein. Le nombre d'événements par minute permet donc de distinguer les différentes phases digestives uniquement pour les régions *R3* et *R1*.

2.3.6 Conclusion sur le traitement des sons abdominaux

Nous avons développé une boîte à outils capable d'aborder tous les stades du traitement des signaux issus de la phonoenterographie. Plusieurs méthodes ont été décrites et validées : instrumentation, débruitage, localisation, extraction des caractéristiques et enfin l'analyse statistique. Les deux contributions principales sont le débruitage et l'analyse statistique des données. De nombreux tests statistiques nous ont permis de mettre en évidence d'importantes interactions entre les régions et les phases de la digestion. En particulier, nous avons montré que la région *R3* (valve Ileocecal) génère les sons les plus intenses et de plus haute fréquence au début de la digestion, et son activité décroît vers la fin d'enregistrement. La région *R1* (estomac) est pauvre et silencieuse au cours des premières phases pour devenir plus riche en fin d'enregistrement. Enfin des sons particulièrement longs et significatifs sont générés par la région *R4* durant la première séquence.

On peut donc conclure que les sons abdominaux peuvent être exploités pour analyser le fonctionnement normal (ou pathologique) du processus gastro-intestinal. Cependant l'analyse nécessite des précautions importantes : la longueur des séquences (21 minutes) selon nos résultats, les étapes de prétraitement qui semblent indispensables et enfin la définition de la localisation puisque toutes les régions ne sont pas significativement discriminantes par rapport au stade digestif. Aucun cas pathologique n'a été enregistré selon le protocole établi, cependant nous possédons des données enregistrées sur une courte durée (15 minutes) d'un patient atteint d'une gastro-enterite. Ces données se distinguent très significativement des autres. Nous sommes donc confiants pour l'analyse des sons de cas pathologique. Cette outil pourrait devenir une aide au diagnostic particulièrement adaptée aux pathologies qui relèvent de dysfonctionnements digestifs fonctionnels, par exemple.

2.3.7 Publications

R. Ranta, Ch. Heinrich, **V. Louis Dorr**, D. Wolf, "Interpretation and improvement of an iterative wavelet-based denoising method," IEEE Signal Processing Letters, vol.10, , n 8, pp 239-241, 2003.

R. Ranta, **V. Louis Dorr**, Ch. Heinrich, D. Wolf, GUILLEMIN F., Débruitage et segmentation de signaux non stationnaire : ré-interprétation d'un algorithme itératif et application à la phonoenterographie, Traitement du signal, vol.20, n 2, pp 119-135, 2003.

R. Ranta, **V. Louis Dorr**, C. Heinrich, D. Wolf, F. Guillemin Principal component analysis and interpretation of bowel sounds, 26th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 1-4 September 2004, San Francisco, USA.

R. Ranta, **V. Louis Dorr**, Ch. Heinrich ,D. Wolf, F. Guillemin, Towards an acoustic map of abdominal activity. 25th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 17-21 September 2003, Cancun, Mexique.

R. Ranta, **V. Louis Dorr**, D. Wolf, Ch. Heinrich, F. Guillemin, Automatic segmentation and classification of the bowels sounds EMBC'02 IEEE, 04-08 December 2002, Vienna, Austria.

R.Ranta, Ch. Heinrich, **V. Louis Dorr**,D. Wolf , F. Guillemin, Wavelet-based bowels sounds denoising, segmentation and characterization, EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), october 25 - 28, 2001, Istanbul, Turkey.

J. Chong, L. Leija , F. Guillemin, **V. Louis Dorr**, A system for the acquisition and analysis of intestinal noises 21rd congrès of EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 13-16 October,

1999, Atlanta, USA.

J. Chong , J. Leija, F. Guillemin, **V. Louis Dorr**, Design and construction of an intestinal noises acquisition system 21rd EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), , 1999, 13-16 October, 1999, Atlanta, USA.

J. Chong, L. Leija, F. Guillemin, **V. Louis Dorr**, Diseno y construccion de un sistema de adquisicion y analysis de ruidos intestinales..Quinta Conferencia de Ingenieria Eléctrica "cie99" - Mexico 1999.

2.4 Mesure de relations inter-signaux

L'identification du flux d'informations et des causes de ses influences dans les systèmes complexes multivariés est un problème important en neurosciences comme dans de nombreuses autres applications scientifiques. Le signal EEG est principalement le reflet des variations sommées des potentiels générés par de grandes populations de neurones. La maladie épileptique est définie comme étant la répétition de crises se présentant comme des manifestations cliniques en rapport avec une décharge "électrique" anormale, excessive et synchrone d'une certaine population de neurones. Les crises partielles sont caractérisées par une décharge initialement limitée à une ou plusieurs structures corticales. Ces décharges s'organisent avec une rapidité variable selon les régions cérébrales corticales atteintes mais aussi selon les voies de propagation : réseaux de structures cérébrales corticales et sous corticales. L'identification de ce réseau est fondamentale pour les traitements chirurgicaux des épilepsies partielles. Les synchronisations électrophysiologiques entre différentes structures cérébrales sont à l'origine de certains fonctionnements neurophysiologiques sains ou pathologiques [4, 8, 9, 12, 13, 150]. L'analyse des signaux EEG de surface ou de profondeur est l'une des modalités qui aide à la compréhension et au diagnostic de ces mécanismes. En EEG de profondeur (SEEG), les relations statistiques mises en évidence entre deux signaux électrophysiologiques de localisations spatiales différentes peuvent caractériser le couplage fonctionnel entre certaines structures cérébrales sous jacentes [142]. Au cours des travaux de thèse de Matthieu Caparos initiés en 2002, nous avons cherché à modéliser, exprimer, et comprendre les échanges des signaux EEG de surface qui entrent en jeu lors de la mise en place des crises d'épilepsies du lobe temporal. La détermination des directions de propagation des différentes activités EEG par la mesure de ces couplages est également un facteur essentiel dans la compréhension de certains mécanismes [81]. L'originalité de ce travail est d'extraire de l'information des relations inter-voies des EEG de surface. Ces réflexions ont été menées en collaboration avec Fabrice Wendling responsable du projet EPIC du LTSI de Rennes, Jean-Pierre Vignal, Louis Maillard et Hervé Vespigani neurologues au CHRU de Nancy et sont à l'origine de nos travaux sur la mise en oeuvre de méthodes d'estimation de relations inter-signaux.

On peut distinguer dans la bibliographie deux grandes familles de méthodes : paramétriques et non paramétriques. Plusieurs types de relations sont alors extraites pour estimer les synchronisations électrophysiologiques. Les performances de ces relations ont été évaluées sur signaux simulés puis sur les signaux réels de notre base de données. Des résultats basés sur différents critères sont présentés.

2.4.1 Mesures paramétriques

Dans le cadre de l'étude des séries temporelles non déterministes, il est souvent intéressant de décrire l'évolution des données par un modèle mathématique. Si celui-ci est une bonne approximation du comportement du signal observé, il peut être exploité pour un large panel d'applications comme l'estimation spectrale, la synthèse vocale et l'extraction de "patterns" dans les problèmes de classification...

Les modèles AutoRégressifs

Le modèle mathématique le plus couramment utilisé pour le traitement de l'EEG est la fonction de transfert rationnelle dont la forme exacte est déterminée par l'estimation des coefficients de ses *pôles* et ses *zéros*. Si la fonction de transfert ne contient que des *pôles*, le modèle est appelé *AutoRégressif (AR)*. Si il n'y a que des *zéros*, on parle de *moyenne mobile (MA, Moving Average)* [104]. Une combinaison de ces deux modèles est évidemment possible et dans ce cas, nous avons un modèle *Autorégressif à moyenne mobile*, (*communément appelé ARMA : Autoregressive with a Moving Average*).

Le processus doit être stationnaire pour pouvoir appliquer une modélisation autorégressive. Toutefois, quand on travaille sur des signaux physiques comme l'EEG, cette hypothèse n'est que très rarement vérifiée. Dans ce cas, l'approximation la plus courante est de considérer des segments très courts dans lesquels l'hypothèse de quasi-stationnarité est vérifiée. Il faut alors estimer un modèle pour chacun de ces segments.

Les objectifs essentiels de la modélisation d'un signal sont :

- la description de son spectre par un ensemble très limité de paramètres [76],
- l'exploitation des paramètres pour détecter des non-stationnarités dans un signal,
- l'utilisation des paramètres pour les problèmes de classification,
- de mettre en évidence des connectivités et d'établir l'interspectre dans le cadre des processus multidimensionnels

Modéliser un signal $x(k)$ par un modèle AR consiste à faire l'hypothèse que ce signal $x(k)$ est la résultante d'un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance $\tilde{\sigma}_e^2$ passé à travers un filtre linéaire d'ordre p . Le principe de la modélisation AR peut être formulé dans le domaine fréquentiel comme un problème d'identification spectrale ou dans le domaine temporel comme un problème de prédiction linéaire. C'est dans ce cadre que l'estimation des paramètres est généralement faite, en considérant que la valeur courante $x(k)$ est la combinaison linéaire des p valeurs précédentes. Si on appelle $\tilde{x}(k)$, la prédiction de la valeur $x(k)$ on peut alors décrire le modèle AR par l'équation suivante :

$$\tilde{x}(k) = - \sum_{i=1}^p a(i) \cdot x(k-i) \quad (2.27)$$

Pour un modèle AR multivariable comme pour un modèle AR scalaire, l'élément courant $\mathbf{x}(k)$ est considéré comme une combinaison linéaire d'un certain nombre d'observations passées des entrées du processus, et d'entrées aléatoires non-corrélées $\mathbf{e}(k)$ [3]. Une modélisation AR multivariable pour d voies s'écrit alors :

$$\tilde{\mathbf{x}}(k) = - \sum_{i=1}^p \mathbf{A}(i) \cdot \mathbf{x}(k-i) \quad (2.28)$$

soit

$$\mathbf{x}(k) = -\mathbf{A}(1)\mathbf{x}(k-1) - \mathbf{A}(2)\mathbf{x}(k-2) + \dots - \mathbf{A}(p)\mathbf{x}(k-p) + \mathbf{e}(k) \quad (2.29)$$

avec $\mathbf{x}(k)$ qui est l'observation de la suite temporelle x à l'instant k , un vecteur de dimension d pour les d voies et $\mathbf{e}(k)$ un vecteur bruit non-corrélé de dimension d avec une matrice de covariance \mathbf{V}_e . Les $\mathbf{A}(i), i = 1, \dots, p$, sont des matrices de dimension $d \times d$, des coefficients du modèle AR qui sont estimés à partir des échantillons $\mathbf{x}(k), k = 1, \dots, N, N$ le nombre de points du signal et p l'ordre du modèle AR.

L'erreur de prédiction ou le résidu de l'estimation, est alors donnée par :

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{x}(k) - \tilde{\mathbf{x}}(k) \quad (2.30)$$

Le calcul des coefficients du modèle AR revient donc au problème de la minimisation de l'erreur de prédiction par la détermination des coefficients $\mathbf{A}(i)$. On peut déterminer les coefficients $\mathbf{A}(i)$ qui minimisent le critère $J(N)$ suivant :

$$J(N) = \sum_{k=p+1}^N \mathbf{e}^T(k)\mathbf{e}(k) \quad (2.31)$$

Ce critère peut être minimisé à partir des dérivées partielles de $J(N)$ par rapport aux éléments des matrices $\mathbf{A}(i)$. Il apparaît rapidement que l'une des clés de la performance de la résolution de ce problème est le choix de l'algorithme d'estimation des coefficients $A(i)$ et par voie de conséquence

le choix de l'ordre p du modèle. Les algorithmes sont nombreux, mais pour l'estimation des coefficients, dans le cas des modèles non-adaptatifs, les plus courants sont ceux de Levinson-Durbin [44] ou de Burg [76]. Dans les deux cas, les paramètres sont estimés à partir de la résolution des équations de Yule-Walker¹⁵ et la matrice de covariance $\mathbf{R}(i) = E(\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k-i))$ de dimension $d \times d$ du vecteur $\mathbf{x}(k)$ pour le décalage temporel i . Le système d'équations connu sous le nom "d'équations de Yule-Walker" [76] se met sous la forme :

$$\begin{cases} \mathbf{R}(1) + \mathbf{A}(1)\mathbf{R}(0) + \mathbf{A}(2)\mathbf{R}^T(1) + \dots + \mathbf{A}(p)\mathbf{R}^T(p-1) = \mathbf{0}, \\ \mathbf{R}(2) + \mathbf{A}(1)\mathbf{R}(1) + \mathbf{A}(2)\mathbf{R}(0) + \dots + \mathbf{A}(p)\mathbf{R}^T(p-2) = \mathbf{0}, \\ \vdots \\ \mathbf{R}(p) + \mathbf{A}(1)\mathbf{R}(p-1) + \mathbf{A}(2)\mathbf{R}(p-2) + \dots + \mathbf{A}(p)\mathbf{R}(0) = \mathbf{0}. \end{cases}$$

ou sous forme matricielle :

$$-\mathbf{R}(1)\mathbf{R}(2)\dots\mathbf{R}(p) = [\mathbf{A}(1)\mathbf{A}(2)\dots\mathbf{A}(p)] \mathbf{R} \quad (2.32)$$

Le système 2.32 doit alors être résolu pour tous les $\mathbf{A}(i), i = 1, \dots, p$. Pour cela, il faut tout d'abord estimer les matrices de covariance $\mathbf{R}(i), \forall i > 0$ à partir de l'ensemble des points du signal. La résolution de l'équation de Yule-Waker (système 2.32) requiert donc l'inversion de la matrice $\tilde{\mathbf{R}}$ qui est de dimension $d.p \times d.p$. Pour éviter de faire cette inversion, les algorithmes de Levinson-Durbin [44] ou de Burg (que l'on retrouve par exemple dans [76]) sont récursifs. Pour définir complètement l'équation de récurrence permettant le calcul des coefficients du modèle AR, il est nécessaire de définir l'ordre du modèle. De nombreuses méthodes d'estimation de l'ordre existent dans la littérature. Dans [52], il a été montré que le plus satisfaisant des critères pour les signaux EEG est celui décrit par Akaike en 1974 [1]. Il est appelé critère AIC (Akaike's Information Criterion) et il est fondé sur l'estimation du maximum de vraisemblance de la fonction de densité de probabilité du signal. L'ordre qui convient le mieux à la modélisation est celui qui minimise le critère AIC. Étendu au cas multivariable, le critère AIC a pour expression :

$$AIC(p) = N.ln(det(\mathbf{V}_e(p))) + 2d^2p \quad (2.33)$$

où p est l'ordre, N le nombre de points utilisés pour définir le modèle AR, d le nombre de voies du signal modélisé et \mathbf{V}_e la matrice de covariance de l'erreur du modèle AR (éq. 2.30). La difficulté de la détermination de l'ordre dépend *a priori* souvent aussi de l'application, du type de signaux à modéliser et de l'utilisation visée par le modèle. Ainsi, quand il s'agit de traiter l'EEG de patients épileptiques, la question reste ouverte. Certains auteurs utilisent des modèles d'ordre relativement faible : 3 ou 4 dans [51, 69] voire 6 plus récemment dans [22, 129]. Enfin, certains auteurs [59, 146] prétendent que des modèles d'ordres importants (entre 10 et 20) sont nécessaires pour modéliser le signal EEG.

2.4.2 Mesures paramétriques de relations inter-structures

Les mesures inter-structures exploitent le modèle paramétrique mutivariable dans le domaine fréquentiel. En effet l'équation 2.29 peut être réécrite dans le domaine fréquentiel telle que :

$$\mathbf{x}(f) = \mathbf{H}(f)\mathbf{e}(f) \quad (2.34)$$

¹⁵Pour les modèles adaptatifs, des algorithmes à base de filtres de Kalman sont souvent appliqués [122]

Après s'être assuré que les matrices $\mathbf{A}(i)$ sont inversibles, on peut trouver les coefficients de la matrice \mathbf{H} , en posant :

$$\mathbf{H}_{lm}(f) = \left(\sum_{k=0}^p \mathbf{A}_{lm}(k) e^{-ik2\pi f \Delta t} \right)^{-1} \quad (2.35)$$

$\mathbf{H}_{lm}(f)$ est le vecteur représentant l'évolution du contenu de la $l^{\text{ième}}$ ligne et de la $m^{\text{ième}}$ colonne de $\mathbf{H}(f)$. $\mathbf{H}(f)$ est appelé matrice de transfert, $\mathbf{A}(0)$ la matrice identité et Δt le pas d'échantillonnage des données. On peut alors construire la matrice de densité spectrale, comme elle est définie dans [96] :

$$\mathbf{S}(f) = \mathbf{H}(f) \mathbf{V}_e \mathbf{H}(f)^* \quad (2.36)$$

\mathbf{V}_e est la matrice de covariance du bruit de modélisation \mathbf{e} et $\mathbf{H}(f)^*$ est la transposée de la matrice conjuguée de $\mathbf{H}(f)$. $\mathbf{S}(f)$ est couramment utilisée dans la plupart des applications d'analyse spectrale multivariable car elle permet de calculer différentes caractéristiques spectrales et inter-spectrales des signaux.

Cohérence

La plus connue des grandeurs inter-voies à extraire de la modélisation AR est la cohérence. Elle est définie à partir de l'inter-spectre des voies l et m et de leurs auto-spectres respectifs. Elle a pour expression :

$$C_{lm}(f) = \frac{|\mathbf{S}_{lm}(f)|^2}{\mathbf{S}_{ll}(f) \mathbf{S}_{mm}(f)} \quad (2.37)$$

Où \mathbf{S}_{lm} est l'élément (l, m) de la matrice spectrale. Les valeurs de la cohérence sont normalisées entre 0 et 1 et permettent la mesure de la dépendance linéaire entre $\mathbf{x}_l(k)$ et $\mathbf{x}_m(k)$ qui sont les $l^{\text{ièmes}}$ et $m^{\text{ièmes}}$ éléments du vecteur \mathbf{x} pris à l'instant k . La cohérence est calculée pour chaque fréquence f . Si sa valeur est proche de 1 pour une fréquence donnée, les deux signaux ont une interdépendance maximale à cette fréquence. A l'opposé, une valeur proche de 0 indique l'indépendance de ces processus à la fréquence considérée.

Le principal défaut de la cohérence, pour l'application qui nous intéresse, est qu'elle est symétrique, i.e $C_{lm}(f) = C_{ml}(f)$. Elle fournit une information de connectivité quelle que soit la direction de la relation.

Directed Transfer Function DTF

En 1980, Saito et Harashima [117] proposent le concept de *Directed Coherence* (DC), les auteurs se basent sur un modèle AR bidimensionnel permettant de modéliser deux canaux en même temps. En 1991, Kaminski et Blinowska [75] s'appuient sur le concept de causalité introduit par Granger en 1969 [57] et proposent la *Directed Transfer Function* (DTF). Cette grandeur permet de mesurer un niveau d'interdépendance entre deux signaux l et m , elle a l'avantage de donner une indication sur le sens du flux d'informations [132].

Elle est définie directement à partir de la matrice de transfert du système $\mathbf{H}(f)$ par l'équation :

$$\delta_{lm}(f) = \frac{|\mathbf{H}_{lm}(f)|^2}{\sum_{k=1}^d |\mathbf{H}_{lk}(f)|^2} \quad (2.38)$$

La DTF exprime la ratio de l'influence de la voie m vis à vis de la voie l par rapport à l'influence de toutes les voies reçues par la voie l . Selon sa normalisation, la DTF prend ses valeurs dans

l'intervalle $[0, 1]$. La DTF n'est pas symétrique, cependant elle ne distingue pas le flux d'échanges d'informations directes du flux des connections indirectes obtenues par cascades successives.

Partial Directed Coherence PDC

La fonction de transfert $\mathbf{H}(f)$ est obtenue à partir des coefficients du modèle AR de l'équation 2.29 et la transformée de Fourier des coefficients AR a pour expression : $\mathbf{A}_{lm}(f) = \sum_{k=1}^p \mathbf{A}_{lm}(k) e^{-ik2\pi f \Delta t}$.

Selon l'équation 2.35, la fonction de transfert peut s'écrire : $\mathbf{H}(f) = \bar{\mathbf{A}}(f)^{-1} = (\mathbf{I} - \mathbf{A}(f))^{-1}$. Ceci signifie que la fonction de transfert peut s'écrire comme une série géométrique telle que :

$$\mathbf{H}_{lm}(f) = \mathbf{A}_{lm}(f) + \sum_{k=1}^d \mathbf{A}_{lk}(f) \mathbf{A}_{kl}(f) + \sum_{k_1, k_2=1}^d \mathbf{A}_{lk_1}(f) \mathbf{A}_{k_1 k_2}(f) \mathbf{A}_{k_2 m}(f) + \dots \quad (2.39)$$

Pour pallier au fait que la DTF estime également les relations indirectes, Sameshima et Baccalà proposent en 1999 la partial directed coherence PDC qui est définie comme suit [118] :

$$\pi_{lm}(f) = \frac{|\bar{\mathbf{A}}_{lm}(f)|}{\sqrt{\sum_{k=1}^d |\bar{\mathbf{A}}_{km}(f)|}} \quad (2.40)$$

La PDC a été introduite pour mettre en évidence les connectivités qui sont en relation directes ou par *feedback* entre toutes les paires de voies d'un processus multivariables. Elle met en exergue la directivité du flux d'informations des connections directes. Les valeurs de la PDC sont comprises dans l'intervalle $[0, 1]$.

En conclusion sur ces relations

Ces relations C, DTF et PDC extraites à partir de la modélisation AR des signaux fournissent toutes les trois des informations de connectivités. Cependant, les résultats fournis ne sont pas du même ordre. La cohérence permet de déterminer si il existe une relation entre deux voies quel que soit le sens de la relation puisqu'elle est symétrique. Alors que de par sa définition, il est clairement établi que la DTF est directement reliée à la fonction de transfert $\mathbf{H}_{lm}(f)$ et par conséquence à la réponse impulsionnelle et donc à la moyenne glissante représentant \tilde{X} . La normalisation engendre que la DTF représente une proportion du transfert que la voie l effectue avec m par rapport à toutes les autres voies du processus. La DTF de l vers m est donc non nulle pour toutes les voies m pour lesquelles les connectivités sont directes ou indirectes. De façon similaire, on peut déduire de l'équation 2.40 que la PDC ne tendra vers 0 pour toutes les fréquences que si et seulement si $A_{lm}(k) = 0 \forall k$. De par sa formulation et principalement sa normalisation, la PDC fournit une information sur l'importance de la relation que la voie m fournit à la voie l par rapport à ce qu'elle fournit à toutes les autres voies. En conséquence, la PDC peut être interprétée dans le domaine fréquentiel comme une mesure multivariable des connectivités directes causales.

2.4.3 Modélisation des signaux

Afin d'évaluer les performances d'estimation des connectivités des différentes méthodes présentées, nous avons créé des signaux test. Ces signaux simulent la combinaison de sources de profondeur EEG associées à des couplages corticaux. Deux modèles paramétriques de simulations ont été développés.

Modèle I

Le premier est largement inspiré des travaux de Baccalà [11]. Il comprend 8 voies dont 2 voies d'entrées et 6 autres de couplage selon le schéma de la figure 2.18(a). Les 8 voies sont liées par les relations suivantes :

$$x_1(k) = 0.95x_1(k-1) - 0.75x_1(k-2) + e_1(k)$$

$$x_2(k) = -0.5x_1(k-1) + e_2(k)$$

$$x_3(k) = 0.25x_1(k-1) - 0.4x_2(k-2) + e_3(k)$$

$$x_4(k) = 0.75x_1(k-1) + 0.1x_4(k-1) - 0.6x_3(k-2) + e_4(k)$$

$$x_5(k) = 0.2x_5(k-1) + 0.65x_7(k-1) + 0.25x_4(k-2) + e_5(k)$$

$$x_6(k) = 0.75x_6(k-1) - 0.4x_6(k-2) + e_6(k)$$

$$x_7(k) = 0.8x_6(k-1) - 0.3x_5(k-2) + e_7(k)$$

$$x_8(k) = -0.5x_6(k-1) + e_8(k)$$

Ce modèle contient deux sources AR d'entrée indépendantes (voies 1 et 6), les autres sources sont générées directement ou indirectement (ou par réaction) à partir des voies 1 et 6. Concernant le modèle, l'ordre est $p = 2$, les coefficients AR sont choisis dans l'intervalle $[-1; 1]$ et e est un bruit de distribution gaussienne, de moyenne nulle et d'écart type 0,5.

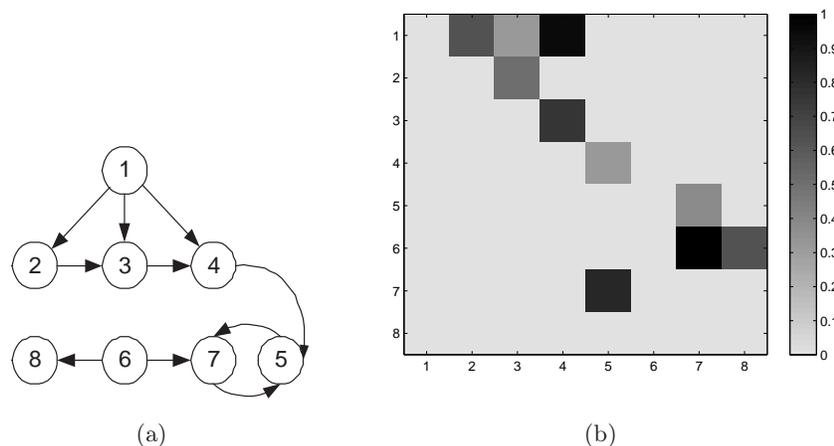


FIG. 2.18 – Graphe de connectivités des 8 voies, (a) est la matrice de connectivités théorique représentée en niveau de gris (b). Chaque élément de la matrice est calculée à partir des coefficients du modèle I à partir de l'équation 2.43.

Modèle II

Le modèle II est identique au modèle I pour le mélange, mais deux signaux EEG sont introduits par les voies 1 et 6 contrairement au premier modèle. Ces deux signaux sont issus des travaux de Stevenson et Rankine [128], ils représentent un bruit de fond EEG pour le premier (voie 1) et une voie EEG de crise d'épilepsie pour le second (voie 6).

Les signaux générés par ces deux modèles sont présentés figure 2.19.

2.4.4 Evaluation des méthodes paramétriques

Les relations C, DTF et PDC ont été calculées à partir des coefficients théoriques et estimés des modèles simulés. Les performances des relations vis à vis de l'estimation du modèle AR et du bruit ont été évaluées sur signaux simulés par un modèle AR multivariables.

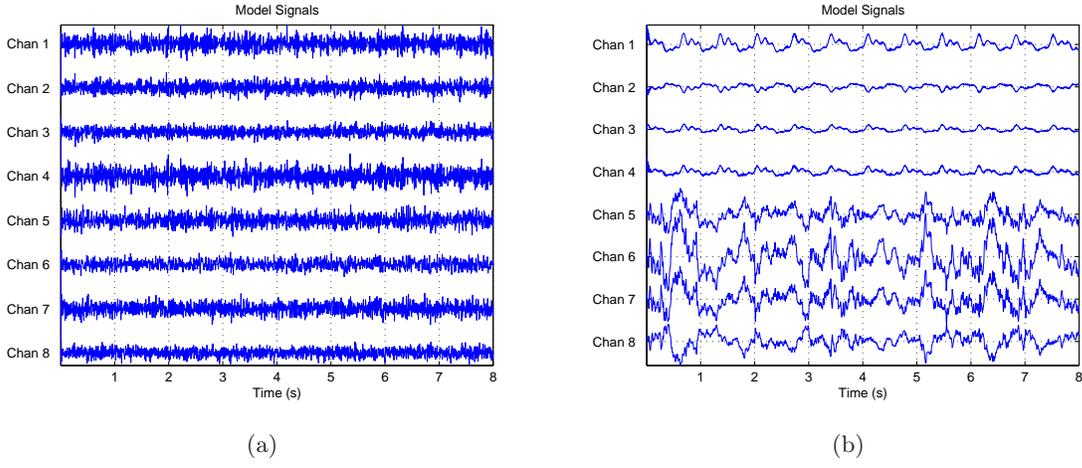


FIG. 2.19 – Signaux obtenus par simulation à partir du modèle I (a) et du modèle II (b) .

Erreur Relative $E_{relative}$

Les performances des relations paramétriques en fonction des coefficients AR estimés peuvent être évaluées par une fonction d'erreur initialement introduite par Astolfi dans [9]. Ce critère est défini en fonction de l'erreur quadratique des relations C, DTF et PDC générées à partir des coefficients théoriques et estimés des signaux modélisés. Il est défini sous la forme :

$$E_{relative}(f) = \frac{\sqrt{\sum_{l=1}^n \sum_{m=1}^n (\bar{\zeta}_{lm}(f) - \hat{\zeta}_{lm}(f))^2}}{\sqrt{\sum_{l=1}^n \sum_{m=1}^n (\bar{\zeta}_{lm}(f))^2}} \quad (2.41)$$

Les expressions $\bar{\zeta}_{lm}(f)$ et $\hat{\zeta}_{lm}(f)$ représentent les moyennes des fonctions C, DTF ou PDC pour les modèles théoriques (les coefficients des modèles I et II) et estimés entre les deux voies l et m et à partir de plusieurs réalisations. Dans les travaux d'Astolfi [9], les moyennes des fonctions sont calculées par bande fréquentielle. Dans un premier temps, nous souhaitons mettre en évidence les connectivités quelles que soient les fréquences mises en jeu, nous avons donc pris en compte l'ensemble du domaine fréquentiel, nous considérons $E_{relative}$ comme :

$$E_{relative} = \frac{\sqrt{\sum_l \sum_m (\bar{\zeta}_{lm} - \hat{\zeta}_{lm})^2}}{\sqrt{\sum_l \sum_m (\bar{\zeta}_{lm})^2}} \quad (2.42)$$

Critère entropique (η)

Le graphe de connectivité présenté par la figure 2.18(a), ne prend pas en compte le temps de retard (l'ordre du modèle) et les relations fréquentielles (la structuration des coefficients AR). A partir du théorème de Parseval, nous avons considéré la matrice globale \mathbf{A}_g contenant l'ensemble des coefficients du modèle multidimensionnel AR. Elle contient toutes les informations de connectivités via les coefficients du modèle AR et donc du transfert. Chaque élément \mathbf{A}_{lm} de la matrice \mathbf{A}_g se calcule tel que :

$$\mathbf{A}_{lm} = \sqrt{\sum_{i=1}^p \mathbf{a}_{lm}(i)^2} \quad (2.43)$$

Les éléments \mathbf{A}_{lm} non nuls signifient qu'il y a transfert d'énergie entre les voies l et m . De la même façon, la matrice $\mathbf{Z} = \{\zeta_{lm}\}$ peut être obtenue en prenant toutes les valeurs ζ_{lm} des relations C, DTF or PDC calculées pour chaque couple de voies lm et les coefficients théoriques telle que :

$$\zeta_{lm} = \sqrt{\sum_f \zeta_{lm}(f)^2} \quad (2.44)$$

Les matrices $\hat{\mathbf{Z}} = \{\hat{\zeta}_{ij}\}$ correspondent aux matrices $\mathbf{Z} = \{\zeta_{ij}\}$ obtenues à partir des coefficients estimés du modèles AR multidimensionnel.

Une connexion ne peut exister dans le domaine fréquentiel (*i.e.* que s'il existe des coefficients non nuls dans \mathbf{A}), nous avons proposé un nouveau critère de comparaison des informations de connectivité par \mathbf{A}_g et \mathbf{Z} . Premièrement, comme nous nous intéressons à l'estimation des connectivités, 2 nouvelles matrices \mathbf{M}_A et \mathbf{M}_Z de taille $((p-1) \times (p-1))$ ont été construites en éliminant les termes diagonaux des matrices \mathbf{A}_g and \mathbf{Z} . En effet, les coefficients intra-voies du modèle AR (modélisation monodimensionnelle) n'apportent pas d'information sur les connectivités. Les éléments des nouvelles matrices de transfert \mathbf{M}_A et \mathbf{M}_Z sont normalisés entre 0 et 1. Pour comparer les informations de connectivités contenues dans \mathbf{M}_Z aux informations contenues dans \mathbf{M}_A , nous avons défini un critère entropique à partir de la matrice $\mathbf{M} = \{m_{lm}\}$ tel que :

$$H(\mathbf{M}) = - \sum_{l=1}^n \sum_{m=1}^n p(m_{lm}) \log_2(p(m_{lm})) \quad (2.45)$$

En pratique, l'entropie est estimée à partir de l'histogramme des valeurs des fonctions pour estimer la loi de la distribution $p(m_{lm})$.

Les informations de connectivité sur \mathbf{M}_A peuvent être comparées :

- avec \mathbf{M}_Z calculé avec les fonctions théoriques C, DTF, PDC à partir des coefficients du modèle qui évalue ainsi les relations des connectivités en fonction des erreurs possibles du modèle (e) ;
- avec $\mathbf{M}_{\hat{\mathbf{Z}}}$ (C, DTF, PDC estimées), qui prend en compte les erreurs possibles de modélisation AR (ordre, estimation des coefficients...).

Nous pouvons alors calculer pour η , une valeur théorique (η) et une valeur estimée ($\hat{\eta}$) :

$$\eta = \left| 1 - \frac{H(\mathbf{M}_Z)}{H(\mathbf{M}_A)} \right| \quad (2.46)$$

$\hat{\eta}$ est obtenue en remplaçant \mathbf{Z} par $\hat{\mathbf{Z}}$. Une valeur proche de 0 indique une information similaire dans \mathbf{A}_g et \mathbf{Z} ($\hat{\mathbf{Z}}$). Les résultats doivent être analysés selon deux lectures. Premièrement, la plus faible des valeurs théoriques de η permet de spécifier la méthode la plus appropriée pour évaluer les graphes de connectivités. Deuxièmement, une importante différence entre la valeur estimée $\hat{\eta}$ et théorique η informe sur la sensibilité particulière de la méthode aux possibles erreurs du modèle.

2.4.5 Résultats

Les résultats exposés ci-dessous représentent une moyenne obtenue sur 100 simulations¹⁶. L'ordre du modèle p estimé est très souvent l'ordre du modèle théorique pour le modèle I, contrairement au modèle II pour lequel une erreur est souvent commise en fonction des simulations.

¹⁶Le vecteur bruit e est généré pour chacune des simulations. e est un bruit de distribution gaussienne, de moyenne nulle et d'écart type 0,5

Les graphes théoriques et estimés de C, DTF and PDC du modèle I sont représentés figure 2.20. Pour toutes ces estimations, les matrices \mathbf{M}_Z peuvent être calculées et représentées par des images en niveaux de gris (Fig. 2.21) et peuvent être comparées aux matrices \mathbf{M}_A (Fig. 2.24(a))¹⁷.



FIG. 2.20 – Représentation des relations en fonction de la fréquence pour la cohérence C (a-b), la DTF (c-d) et la PDC (e-f) obtenues à partir des coefficients théoriques et estimés du modèle I.

TAB. 2.8 – $E_{relative}$, η pour le modèle I and $\hat{\eta}$ pour le modèle I et II.

Modèle	Critère	C	DTF	PDC
Modèle I	$E_{relative}$	0.0636	0.0646	0.0614
	η	1.5345	0.3984	0.0641
	$\hat{\eta}$	1.4909	0.4181	0.0384
Modèle II	$\hat{\eta}$	1.2601	0.6206	0.2129

Pour le modèle I, les fonctions estimées représentées sur la figure 2.20 sont très proches des fonctions théoriques : ce qui peut se visualiser sur les images en niveau de gris, \mathbf{M}_A de la figure

¹⁷Les diagonales des matrices ont été mises à 0 pour faciliter l'interprétation de l'image

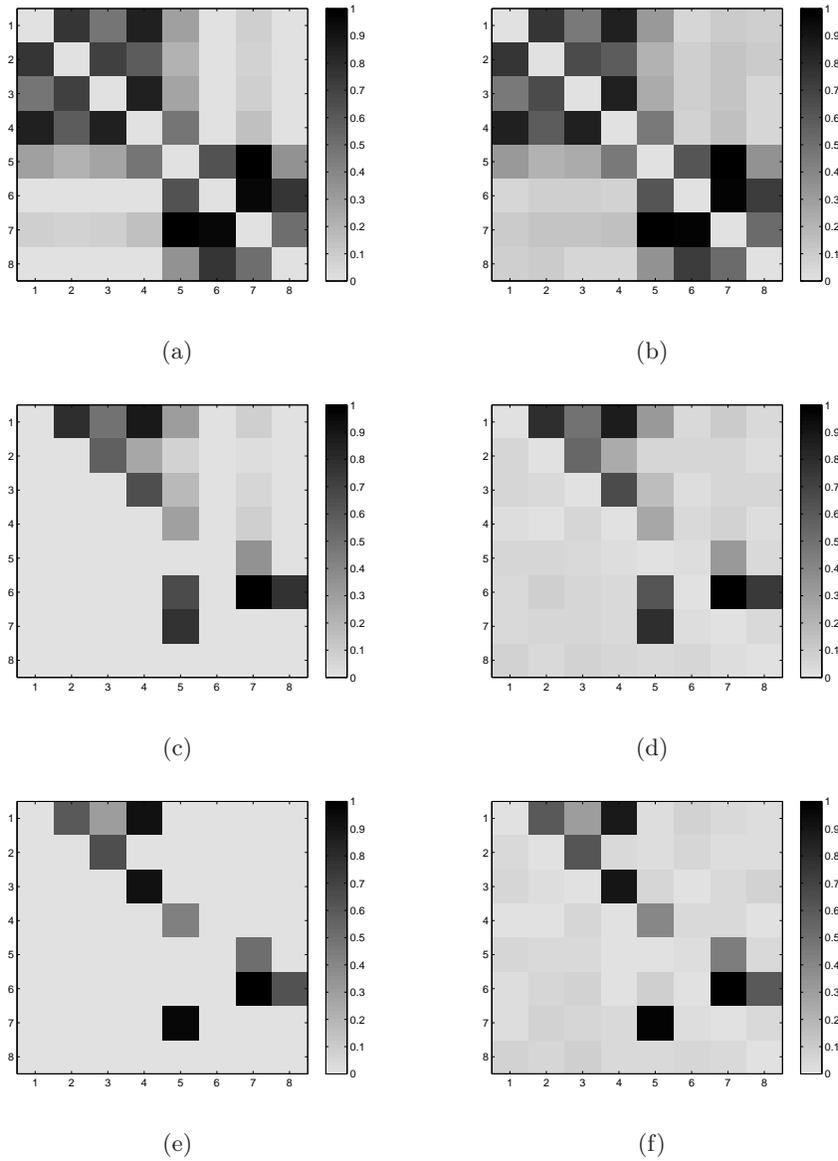


FIG. 2.21 – Graphes de connectivités obtenus en niveau de gris à partir des matrices théoriques $\mathbf{Z} = \{\hat{\zeta}_{ij}\}$ et estimées $\hat{\mathbf{Z}} = \{\hat{\zeta}_{ij}\}$ de C (a-b), DTF (c-d) and PDC (e-f) pour le modèle I.

2.24(a) avec l'image générée par la PDC. La différence est plus grande avec la DTF, et plus encore avec la cohérence C. Ces observations sont confirmées par le tableau 2.8 qui contient les valeurs moyennes des critères d'évaluation présentés. Contrairement aux travaux d'Astolfi [9], d'après ces tests obtenus pour un seul type de distribution de bruit, la PDC semble être plus robuste que la DTF et C ($E_{relative}$). Cependant les valeurs des erreurs relatives $E_{relative}$ ne sont pas très différentes entre elles. On peut noter également que les plus grandes valeurs de η et de $\hat{\eta}$ sont obtenues pour C suivies de la DTF et de la PDC. Ceci s'explique par le fait que C met en évidence toutes les relations entre voies et de façon symétrique, la DTF estime les connexions directes et indirectes, et finalement, la PDC n'exprime que les relations directes. Donc d'après les résultats obtenus par $\hat{\eta}$, la PDC est plus performante que la DTF et C. Les résultats obtenus pour le modèle II sont plus discutables (Fig. 2.22). De nombreuses relations sont estimées alors qu'elles n'existent pas en théorie. Pour ce modèle, il n'est pas possible de fournir de graphe théorique car nous n'avons pas accès dans ce cas à tous les coefficients théoriques du modèle AR (voies x_1 et x_6) et de ce

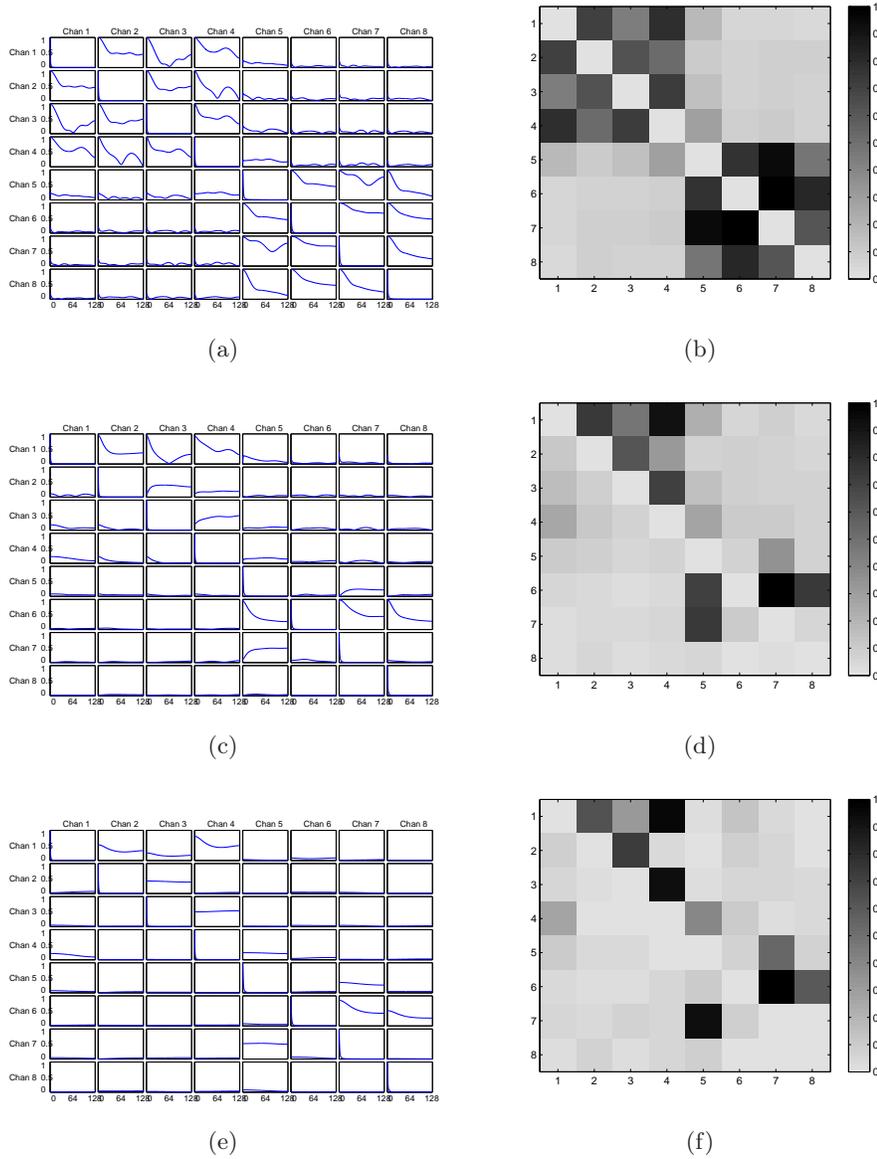


FIG. 2.22 – Résultats des relations estimées pour le modèle II C (a-b), de la DTF (c-d) et de la PDC (e-f) et des graphes associés de connectivités calculés avec $\hat{\mathbf{Z}} = \{\hat{\zeta}_{ij}\}$ représentés en niveaux de gris . Pour le modèle II, les résultats théoriques ne sont pas présentés car nous ne possédons pas le modèle AR théorique en raison de l'introduction dans le modèle des voies 1 et 6.

fait, nous ne pouvons pas calculer η et $E_{relative}$. Comme pour le modèle I, pour le modèle II les connectivités sont mieux révélées par la PDC que la DTF ou C. En dépit du fait que la PDC soit un meilleur estimateur, nous pouvons observer que $\hat{\eta}_{PDC}$ se comporte mieux que $\hat{\eta}_{DTF}$ par rapport au modèle I, mais les valeurs ne sont pas si éloignées. Ceci pourrait signifier que lorsque l'estimation du modèle AR est plus discutable (c'est le cas du modèle II qui n'est pas un modèle AR complet), l'estimation des connectivités dans le domaine fréquentiel peut conduire à des interprétations erronées.

En conclusion sur les méthodes paramétriques

Nous avons évalué les propriétés de C, de la DTF et de la PDC pour mettre en évidence les connectivités dans le cadre d'une modélisation que l'on espère applicable à EEG de surface. Pour

l'estimation de connectivités directes ou indirectes, la DTF ou la PDC sont les meilleurs estimateurs de relations. D'après les deux critères proposés, la PDC reste le meilleur estimateur dans le cas des connectivités directes si le modèle AR est correctement estimé. Cependant si les signaux réels s'éloignent légèrement de la modélisation AR, l'estimation des coefficients peut générer des erreurs de connectivités et dans ce cas les relations fournies par la DTF et la PDC sont assez proches.

2.4.6 Mesures non-paramétriques

Dans l'objectif de mesurer les relations entre voies EEG en vue de la caractérisation des crises d'épilepsie, nous avons également mis en oeuvre deux méthodes d'estimation de corrélations inter-voies non paramétriques proposées dans la littérature [85, 142]. En effet, l'hypothèse de stationnarité n'est pas toujours vérifiée, or les relations issues de modélisation AR sont très dépendantes de l'estimation des coefficients du modèle. Il nous est apparu nécessaire de confronter les résultats obtenus par l'analyse de la cohérence, la DTF et la PDC à des méthodes statistiques non paramétriques : la corrélation linéaire et non-linéaire. **Indice de Corrélation** r_{lm}^2

L'expression de la corrélation linéaire est bien connue et elle est donnée par :

$$r_{lm} = \frac{(\text{cov}(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_m))}{\sqrt{\text{var}(\mathbf{x}_l)\text{var}(\mathbf{x}_m)}} \quad (2.47)$$

où \mathbf{x}_l et \mathbf{x}_m sont deux voies du processus.

r_{lm} prend ces valeurs dans l'intervalle $[-1, 1]$, les bornes correspondent respectivement à la corrélation et à l'anti-corrélation. Une valeur absolue de la corrélation proche de 1 indique que le degré de relation entre les deux suites temporelles est important. Une valeur proche de 0 indique au contraire, peu ou pas de "relations" entre les voies. Pour l'exploitation que nous avons souhaitée en faire, il est intéressant de bien différencier fortes et faibles relations statistiques, alors nous avons choisi de travailler avec la valeur quadratique en utilisant l'indice de corrélation suivant :

$$r_{lm}^2 = \frac{(\text{cov}(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_m))^2}{\text{var}(\mathbf{x}_l)\text{var}(\mathbf{x}_m)} \quad (2.48)$$

Comme la cohérence, la régression linéaire r^2 est une grandeur symétrique, donc $r_{lm}^2 = r_{ml}^2$. Cet indice est calculé sur une fenêtre glissante de longueur d définie expérimentalement à partir des connaissances cliniques, pour mettre en évidence la dynamique de la crise.

Coefficient de régression non-linéaire h_{lm}^2

Si l'indice de corrélation linéaire entre deux signaux est proche de 0, cela n'implique pas la non-existence d'une relation. Une des méthodes classiques utilisée en statistique et en traitement des données, est la régression non-linéaire. Son but est de déterminer une fonction univoque permettant de relier deux observations de processus distincts pour lesquelles on fait l'hypothèse qu'il existe une relation de dépendance fonctionnelle. La détermination de cette dépendance consiste à estimer, au sens des moindres carrés, une courbe de régression non-linéaire. En réalité, si la dépendance

fonctionnelle n'est pas analytiquement évidente, on s'appuie sur un certain nombre d'observations et de connaissances sur le processus pour déterminer le type de relation non-linéaire ¹⁸.

L'intensité de la liaison entre deux distributions statistiques est mesurée par le rapport de détermination (ou de corrélation). Pour les applications en neurologie, une première relation non linéaire a été initialement développée par Lopez Da Silva [85] en 1991 et reprise pour la SEEG par Wendling en 2001 [143]. La dépendance statistique non linéaire entre deux séries temporelles x_l et x_m s'écrit h_{lm}^2 , elle est obtenue en considérant que $x_l(k + \tau)$ est fonction de $x_m(k)$. La variance de la fonction de perturbation est définie comme étant la variance conditionnelle de $x_l(k + \tau)$ sachant $x_m(k)$ normalisée par la variance de $x_l(k + \tau)$. Le coefficient de corrélation h_{lm}^2 a alors pour expression :

$$h_{lm}^2 = 1 - \frac{\text{var}[x_l(t + \tau)/x_m(t)]}{\text{var}[x_l(t + \tau)]} \quad (2.49)$$

avec

$$\text{var}[x_l(t + \tau)/x_m] = \text{argmin}(E[x_l(t + \tau) - g(x_m(t))]^2)$$

g est la fonction d'approximation entre $x_l(k + \tau)$ et $x_m(k)$. D'une façon générale, la fonction g peut prendre la forme de n'importe quelle fonction non linéaire. Dans notre cas, elle est obtenue par un ensemble de fonctions linéaires par morceaux¹⁹.

Le calcul de $h_{x_l x_m}^2$ est réitéré pour différentes valeurs de τ . Dans (2.50), τ représente le "retard" de propagation entre les deux signaux X_l and X_m .

$$h_{lm}^{2*} = \max_{\tau_{min} < \tau < \tau_{max}} [h_{lm}^2(\tau)] \quad (2.50)$$

Les valeurs de $h_{x_l x_m}^{2*}$ sont comprises entre 0 (x_l est indépendant de x_m) et 1 (x_l est linéairement ou non linéairement dépendant de x_m). Dans le cas où la relation entre x_l et x_m est linéaire, le coefficient non linéaire se réduit alors à $h_{lm}^{2*} = r_{lm}^2$. Généralement h_{lm}^{2*} est non symétrique et $\Delta h^2 = h_{lm}^{2*} - h_{ml}^{2*} \neq 0$. Comme il est décrit dans [8], la relation de causalité entre x_l and x_m peut être associée à Δh^2 et τ et donne la notion de directivité de la relation entre l et m . Ce coefficient est appelé coefficient de corrélation non-linéaire.

Les variables x_l et x_m peuvent avoir un "grand" coefficient de corrélation non-linéaire h_{lm}^2 (ou h_{ml}^2) en n'étant pourtant pas linéairement corrélé, une relation liant ces deux types de corrélation peut être la suivante :

$$0 \leq r_{lm}^2 = r_{ml}^2 \leq \min(h_{lm}^2, h_{ml}^2) \leq 1 \quad (2.51)$$

Comme le coefficient de corrélation linéaire r_{lm}^2 n'est en fait qu'un cas particulier du coefficient de corrélation non linéaire h_{lm}^2 , nous avons choisi de ne travailler qu'avec le coefficient de corrélation non-linéaire.

2.4.7 Evaluation des méthodes non paramétriques

Il est évident que les critères d'évaluation des méthodes non paramétriques ne peuvent être les mêmes que pour les méthodes paramétriques. Outre le fait que les relations C, DTF et PDC soient des fonctions de la fréquence, les critères présentés précédemment sont basés sur la connaissance des coefficients du modèle AR, qu'ils soient théoriques ou estimés. Cependant, nous pouvons comparer les mesures de connectivités obtenues à partir des coefficients de corrélation non linéaire h^{2*}

¹⁸Pour notre application, on se réfère aux travaux sur les signaux SEEG effectués par Wendling [143]

¹⁹Les paramètres de la fonction g sont détaillés dans la section EEG et épilepsie

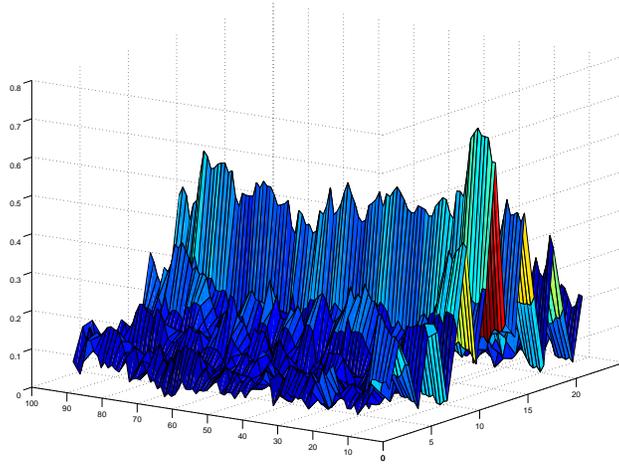


FIG. 2.23 – Exemple d'évolution du coefficient de corrélation non linéaire h^{2*} en fonction du temps t dans l'intervalle $[0, 100]$ et pour différentes valeurs de τ comprises entre $[0, 25]$.

par rapport aux relations paramétriques sur les mêmes signaux simulés issus des modèles I et II en ignorant le modèle de mélange. L'information fournie par h^{2*} peut en fonction de l'hypothèse de pseudo-stationnarité être calculée dans le temps selon le positionnement de la fenêtre d'observation²⁰.

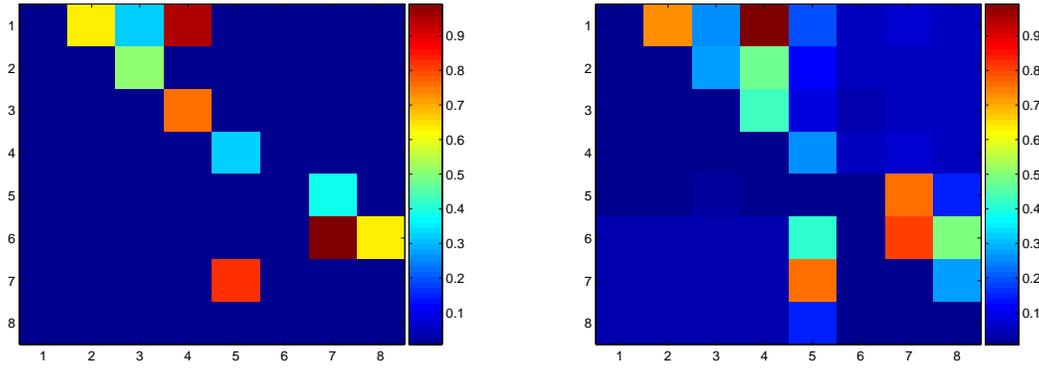
Le coefficient de corrélation non linéaire contient donc l'information de connectivité entre voies l et m . Comme pour les relations paramétriques, on peut construire une matrice \mathbf{H} pour que chaque élément lm de la matrice soit tel que :

$$\mathbf{H}_{lm} = h_{lm}^{2*} \quad (2.52)$$

Les figures 2.24(b) et 2.24(c) représentent les valeurs des éléments de la matrice \mathbf{H} obtenues pour chacun des couples des 8 signaux des modèles I et II. Pour pouvoir comparer les résultats aux valeurs du graphe 2.24(a), chaque élément de chaque matrice a été normalisé par rapport à sa valeur maximum. Pour chaque paire de voies lm , le coefficient²¹ h^{2*} est calculé sur toute la longueur des signaux. En effet le processus est stationnaire, il n'y a pas lieu de réitérer le calcul sur plusieurs fenêtres d'observations. Alors que le modèle de mélange est le même, pour 100 réalisations, il s'avère que les coefficients sont plus élevés en valeur moyenne pour le modèle II ($\overline{h^2} = 0.21$) que pour le modèle I ($\overline{h^2} = 0.08$). Les erreurs moyennes par rapport à la matrice de connectivités normalisée \mathbf{M}_A pour les modèles I et II sont respectivement de 0.02 et 0.07. La matrice \mathbf{M}_A ne représente que les connectivités directes. Ces figures ainsi que ces résultats montrent que les connectivités directes et indirectes sont exprimées : de ce point de vue, les (h^2) se rapprochent de la DTF.

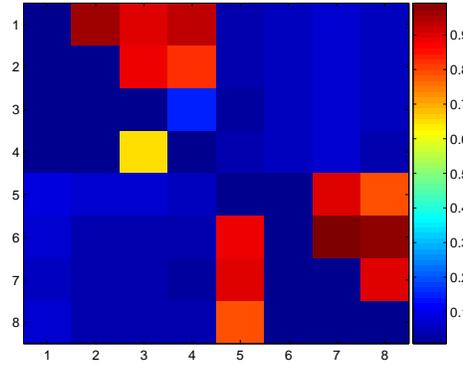
²⁰Pour obtenir l'information de connectivité dans le domaine fréquentiel, les signaux EEG peuvent être filtrés, au préalable dans les bandes électrophysiologiques.

²¹La fonction d'approximation non linéaire g pour cette situation est constituée de 20 segments de droites.



(a)

(b)



(c)

FIG. 2.24 – (a) Graphe de connectivités théoriques \mathbf{M}_A des 8 voies du modèle I ce graphe est présenté pour être comparé avec les graphes de connectivité (b, c) qui représentent la matrice des corrélations normalisées \mathbf{H} pour les modèles I et II.

2.4.8 Conclusion

Premièrement, il s'avère que si notre objectif est de déterminer uniquement les relations directes entre deux voies, la PDC semble être la plus appropriée des méthodes sous réserve que le modèle AR multivariable soit le mélange réel des signaux EEG. Deuxièmement, si l'objectif est de mettre en évidence toutes les connectivités directes et indirectes, dans ce cas, la DTF et les h^2 sont les outils les plus adaptés à cette situation. Et enfin troisièmement, si on souhaite mettre en lumière les relations directes et indirectes sans se préoccuper du modèle de mélange AR, dans ce cas il s'avère que les coefficients non linéaire h^2 basés sur des propriétés statistiques sont plus adaptés. Nous avons appliqué ces relations sur signaux EEG réels dans la section 2.5.

2.5 Etude des EEG : application à l'épilepsie

Le signal EEG est principalement le reflet des variations sommées des potentiels générés par de grandes populations de neurones. L'épilepsie est définie comme étant la répétition de crises se présentant comme des manifestations cliniques en rapport avec une décharge "électrique" anormale, excessive et synchrone d'une certaine population de neurones. Ces décharges s'organisent selon un réseau de structures cérébrales corticales. L'identification de ce réseau est fondamental pour les traitements chirurgicaux de certaines épilepsies partielles. La dynamique des signaux au cours du temps doit permettre d'identifier ce réseau et son mécanisme de mise en œuvre. L'objectif de ce travail est de caractériser le mécanisme électrophysiologique sous-jacent des crises épileptiques du lobe temporal à partir des EEG de surface sous hypothèse d'un foyer unique.

Après l'évaluation des méthodes d'estimations de relations inter-voies décrites dans la partie 2.4 sur des signaux EEG d'épilepsie, le coefficient non linéaire h^2 a été retenu pour caractériser 87 crises. Notre objectif a été de déterminer dans un premier temps l'hémisphère d'origine de chaque crise puis plus précisément de définir le type de crise : mésiale ou mésio-latérale. Ce travail a donné lieu aux publications suivantes [26–30, 91].

Le signal SEEG (stéréoélectroencephalogramme : électrodes implantées en intra-cérébrales) fournit des observations avec une résolution spatiale de quelques millimètres et une résolution temporelle de l'ordre de la milliseconde. Dans le cadre de l'exploitation de la SEEG dédiée à l'étude des épilepsies partielles, des travaux ont mis en évidence l'apparition et la disparition de certaines synchronisations entre les différentes structures cérébrales [8, 45, 82, 83, 98]. Ces synchronisations peuvent être évaluées par une mesure de type "relation" inter-voies qui peut être exprimée après identification d'un modèle paramétrique de type auto-régressif (AR) sur l'EEG afin de mesurer la cohérence C [12, 14], la DTF [50, 51]. Des solutions numériques, non paramétriques linéaires ou non linéaires ont été également proposées telles que l'intercorrélation (RL) (Wendling 1997) ou la régression non linéaire (RNL)[12, 142, 143].

L'originalité des travaux réalisés au CRAN au cours des travaux de thèse de Matthieu Caparos a été d'étudier l'hypothèse que les synchronisations inter-structures mises en évidence en profondeur au cours de la crise du lobe temporal sont partiellement transférées en surface et qu'elles sont susceptibles de caractériser la crise d'épilepsie. En effet, si les synchronicités de profondeur sont transférées même partiellement en surface et que les méthodes d'estimation des connectivités sont valides, alors elles doivent permettre d'extraire une information sur la latéralisation et la classe de la crise.

Nous présentons donc les résultats des 3 grandes étapes de ce travail :

- Comparaison des méthodes sur des signaux réels avec la détermination d'un critère capable d'évaluer les performances des différentes méthodes d'estimation des synchronicités sur les EEG,
- Méthodologie d'extraction de la latéralisation initiale de la crise,
- Classification des crises en fonction des synchronicités estimées.

2.5.1 Base de données

Données Patients

L'évaluation des méthodes d'estimation de synchronicités, la mise au point des algorithmes

de caractérisation et la localisation de la crise d'épilepsie nécessitent une validation sur un grand nombre de données. L'une des premières étapes de ces travaux est donc la construction d'une base de données de signaux EEG statistiquement significative pour valider les algorithmes mis en œuvre.

Nous avons recueilli des EEG contenant les crises de quarante-trois patients adultes âgés de 16 à 45 ans. Tous les patients étudiés ont subi une évaluation pré-chirurgicale sur la période 2001-2004. Ces patients ont subi un enregistrement EEG de plusieurs heures (en moyenne 48), combiné à un enregistrement vidéo, et ils ont été soumis à différents tests neuropsychologiques et à des examens d'imagerie cérébrale (IRM et TEMP). Un diagnostic d'épilepsie temporale a alors été posé pour chacun d'entre eux. De plus, pour chaque patient, 2 neurologues ont fourni une description détaillée du déroulement de chaque crise en précisant notamment la présence d'activité thêta, delta... selon les voies, son mode de développement et la latéralisation initiale (lobe temporal droit ou gauche) ainsi que l'origine cérébrale (mésiale ou méso-latérales) de la zone épileptogène.

Les 87 crises contiennent les EEG des périodes pré-critiques et critiques de crises du lobe temporal des 43 patients d'une durée de 500s (350s avant la crise). Trente-sept des patients sur les 43 retenus ont subi une exérèse de la zone épileptogène, mais cinq d'entre eux continuent à faire des crises. Six autres patients n'ont pas été opérés (refus du patient ou contre-indication chirurgicale...). Dans tous les autres cas, le diagnostic neurologique est considéré validé par l'état clinique post opératoire. Nous avons choisi de retenir deux crises par patient. Il a été démontré dans [141] sur des signaux intracérébraux que pour certains types de crise, il existe une sorte de signature épileptique intra-patient. Les résultats obtenus en intra-patient peuvent donc permettre la validation de la robustesse de la méthode. Pour l'un des patients présentant une épilepsie bi-temporale, nous avons choisi de prélever 3 "crises". Ces données ont été séparées en deux groupes : un groupe de test et un groupe de contrôle.

- Les EEG de vingt-sept patients (55 crises) sont utilisés pour développer et optimiser tous les algorithmes
- Les EEG de seize patients (32 crises) sont utilisés pour valider les algorithmes.

La notion de départ de crise est assez critique voire controversée. La crise débute dès la première modification visible sur le signal EEG de surface : un aplatissement ou une activité thêta rythmique, la plupart du temps. Par ailleurs, la crise démarre en profondeur plusieurs secondes avant que l'on puisse détecter ces modifications sur le tracé EEG. En tenant compte de la définition du départ de crise donnée par les neurologues, l'aplatissement est l'indicateur le plus précoce du départ de crise en surface. Malheureusement, cet indicateur est aussi très controversé car il est extrêmement difficile à repérer. Dans certains cas, il est d'ailleurs possible que l'avis de plusieurs experts diverge. En accord avec les neurologues, nous avons donc choisi de prendre pour marqueur unique de départ de crise, le *pattern* épileptique le plus simple à identifier : la décharge thêta.

Recueil du Signal

Le positionnement des électrodes EEG est effectué selon la norme du système 10/20 (voir figure 2.25) et la référence commune est Fpz : La fréquence d'échantillonnage est de 512Hz. Certaines pathologies peuvent générer des hautes fréquences (100/150Hz). Dans notre cas, il s'avère que l'analyse clinique est réalisée sur des signaux dans la bande [0,5, 30]Hz. La vitesse de propagation des signaux dans les milieux cérébraux est de l'ordre du $m.s^{-1}$ pour des distances de l'ordre de cm , il faut au moins échantillonner à 100 Hz pour espérer détecter un retard de propagation entre voies de l'EEG, la fréquence d'échantillonnage de 256 Hz peut donc convenir. Le seul prétraitement

appliqué au signal est donc un filtrage linéaire passe bande [0.5-30] Hz. Pour diminuer l'influence des artefacts, toutes les applications présentées ont été construites à partir des signaux EEG reconstruits suivant le montage différentiel longitudinal.

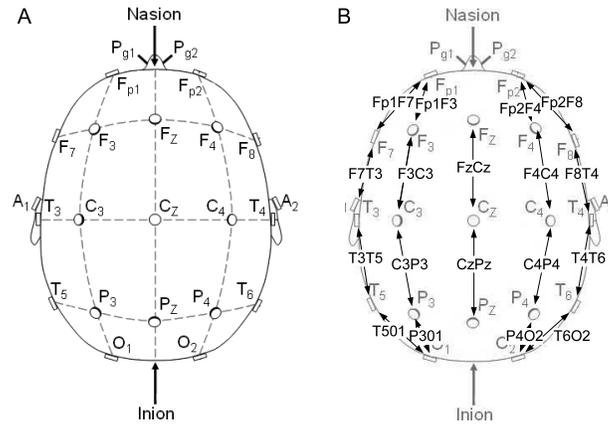


FIG. 2.25 – A gauche : montage référentiel, le potentiel de chaque voie de l’EEG est mesuré entre l’électrode correspondante et l’électrode de référence prédéfinie. A droite : montage différentiel, les voies de l’EEG correspondent à une différence de potentiel entre les électrodes du montage référentiel. Un tel montage est dit longitudinal car cette différence est faite de l’avant vers l’arrière.

Pour le lobe temporal, les électrodes les plus significatives dans l’expression des épilepsies selon les spécialistes sont présentées par la figure 2.26. Huit couples de voies EEG en montage longitudinal pour chaque côté du cerveau sont retenus. Pour chaque côté, nous avons donc huit couples d’électrodes qui permettent vingt-huit combinaisons. Au total, il faut donc estimer 56 corrélations pour chaque instant de la crise.

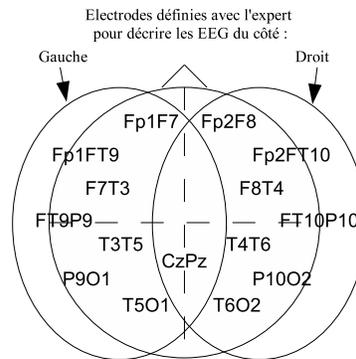


FIG. 2.26 – Position des 15 électrodes principales du montage longitudinal retenues par les neurologues pour décrire les crises du lobe temporal.

2.5.2 Comparaison entre les méthodes

L’étude sur signaux simulés des méthodes d’estimation de couplage présentée dans la section 2.4 a montré que les relations paramétriques de types DTF ou PDC estiment les connectivités directes et indirectes (pour la DTF) à condition que le modèle linéaire de mélange AR soit le modèle de mélange effectif des signaux. Dans le cas contraire et selon les résultats obtenus sur les signaux simulés, la méthode de regression non linéaire RNL semble plus efficace. Toutefois, si l’on reste critique vis à vis de la structuration des signaux simulés, il est évident que la difficulté

réside en la validation des méthodes sur les signaux EEG réels²². Notre objectif est de définir le coefficient ou la relation qui offre le meilleur contraste entre les périodes critiques et inter-critiques de l'EEG pour un ensemble de crises.

Nous avons donc choisi de travailler sur une base de données conséquente (43 patients, 87 crises) et de très fortement s'appuyer sur la validation médicale. Au cours de ces travaux, nous avons adapté les trois méthodes précédemment citées (DTF, CL et RNL) sur les signaux de surface pour des montages d'EEG longitudinaux [29]. La corrélation linéaire est présentée ici pour information : elle a été appliquée dans les bandes électrophysiologiques. Nous ne présenterons pas de résultats de la "*partial directed coherence*" PDC car cette relation est en cours d'évaluation par Hugo Velez Perez dans le cadre de la préparation de son doctorat²³.

Pour quantifier la qualité du résultat, nous avons choisi d'utiliser la moyenne et à l'écart-type de l'évolution des relations. Ces indices sont calculés sur des fenêtres de 50 secondes positionnées au départ de crise et 250s avant la crise. Le rapport des moyennes donne la méthode pour laquelle l'augmentation de la synchronisation est la plus significative entre une fenêtre prise au cours de la crise et une fenêtre en période inter-critique. Le calcul de ces indices a été appliqué à l'ensemble des crises de la base de données. Les résultats moyens obtenus pour chaque méthode sont présentés dans le tableau 2.5.2.

	moyenne pendant crise	moyenne hors crise	écart-type pendant crise	écart-type hors crise
DTF : 0.5-30 Hz	0.22	0.15	0.16	0.11
h^2 : 0.5-30 Hz	0.23	0.16	0.09	0.06
r^2 : 0.5-30 Hz	0.22	0.27	0.13	0.14
r^2 : <i>delta</i>	0.25	0.26	0.16	0.14
r^2 : <i>thta</i>	0.29	0.28	0.19	0.18
r^2 : <i>alpha</i>	0.25	0.23	0.16	0.12

TAB. 2.9 – Indices caractérisant l'évolution du niveau de relation pour l'ensemble des 87 crises des 43 patients sélectionnés entre les périodes critiques et inter-critiques.

L'analyse de ces indices révèle plusieurs points intéressants :

1. Les moyennes n'évoluent pas significativement entre la DTF et le h^2 , que ce soit pendant la période critique ou la période inter-critique. Cela implique donc que le rapport entre les moyennes est sensiblement le même,
2. Les moyennes mesurées pour les méthodes basées sur les corrélations en sous-bandes (delta, theta et alpha) sont plus élevées. Cependant les moyennes mesurées sur les périodes inter-critiques sont du même ordre que celles mesurées pendant la crise. Ces résultats ne correspondent pas à ce que nous attendions,
3. Globalement les écarts-types hors crises sont plus faibles que pendant la crise.
4. Les écarts-type les plus faibles sont observés pour la régression non-linéaire.

En conclusion sur les méthodes

²²Il est à noter que cette étude a été réalisée avant les publications de Ansari et al.[6, 7] sur la comparaison des méthodes linéaire et non-linéaire en EEG.

²³Cette méthode n'a pas été retenue dans un premier temps car elle ne fournit que des relations directes.

Le résultats obtenus sur ces indices ne permettent pas de déterminer aisément la mesure de relation la plus efficace. La simulation a montré que la méthode basée sur la cohérence peut être facilement éliminée car elle ne permet pas la discrimination du sens d'un transfert d'énergie. La DTF donne de bons résultats sur des signaux simulés par des modèles AR, cependant l'hypothèse d'un modèle de mélange AR sur des signaux EEG réels n'est pas encore validée en surface. La DTF souffre de la modélisation AR : estimation des coefficients du modèle AR, de l'ordre... Toutefois, on observe que la DTF donne des résultats intéressants et cela justifie l'intérêt que suscite son application.

Compte tenu des résultats présentés dans le tableau 2.5.2, il semble immédiat d'éliminer la corrélation linéaire en bandes de fréquences, car la discrimination entre la zone critique et non-critique ne peut se faire aisément en comparaison à la régression non linéaire. De nombreuses publications [32, 86, 105] montrent que les structures cérébrales s'inter-connectent entre elles de manière plutôt non-linéaire pendant une crise. En effet, d'une façon générale, les résultats acquis sur signaux EEG réels montrent que la régression non-linéaire est plus performante. Si on opte pour une méthodologie à base de modélisation paramétrique, le choix se restreint donc à la DTF. Les résultats recueillis avec la DTF et la RNL semblent avoir des performances quantitatives similaires en terme de différence de valeurs moyennes des relations entre les périodes critique et inter-critique. Il semble toutefois que la variance de la DTF soit nettement plus importante, ce qui rend la détection d'événement moins précise. De plus la complexité de la méthodologie employée est nettement plus importante ainsi que le temps de calcul. Pour toutes ces raisons, nous avons choisi de ne conserver que la régression non-linéaire pour la suite de ce travail de recherche.

2.5.3 Latéralisation du foyer épileptogène

La latéralisation de la zone épileptogène est une étape capitale pour le diagnostic de l'épilepsie. En effet, un geste chirurgical ne peut être effectué que si la zone épileptogène est précisément définie et localisée. La latéralisation est une première étape [97], la seconde est sa localisation précise au sein du lobe temporal. Selon la littérature, aucune technique automatique de latéralisation des crises à partir uniquement du signal EEG de surface n'a encore été développée. Les meilleurs résultats publiés portent sur des méthodes multi-modalités et sont le résultat d'analyses cliniques.

Pour poser le diagnostic de latéralisation, nous avons cherché à développer une méthodologie s'appuyant sur une modalité unique : l'EEG de surface. Pour y parvenir, nous avons fait l'hypothèse suivante : les décharges rythmiques multivoies, observées en tout début de crise sont le reflet d'une activité épileptique de profondeur et sont informatives pour la latéralisation [21]. En effet, d'après la littérature, le fait que ces activités rythmiques s'observent sur plusieurs voies, laissent espérer qu'elles peuvent s'exprimer à travers des corrélations inter-couples d'électrodes. L'extraction des corrélations de gauche et de droite doit conduire à l'extraction de l'information de latéralisation. Les estimations de ces synchronisations sont calculées à partir du coefficient de régression non-linéaire ²⁴ h^2 .

Le choix de traiter la latéralisation, dans le développement de ce travail, répond à un double objectif. Le premier précisé précédemment est médical : la définition de la latéralisation d'une crise est la première étape importante dans le diagnostic de l'épilepsie. Le second est scientifique : l'estimation des coefficients de corrélations non-linéaire h^2 , n'a pratiquement jamais été appliquée aux EEG de surface dans le cadre de l'étude de l'épilepsie. Les synchronisations inter-structures cérébrales ont été démontrées sur les SEEG, mais leur transfert en surface n'est pas démontré.

²⁴Il a été appliqué aux signaux de profondeur SEEG dans [12, 147]

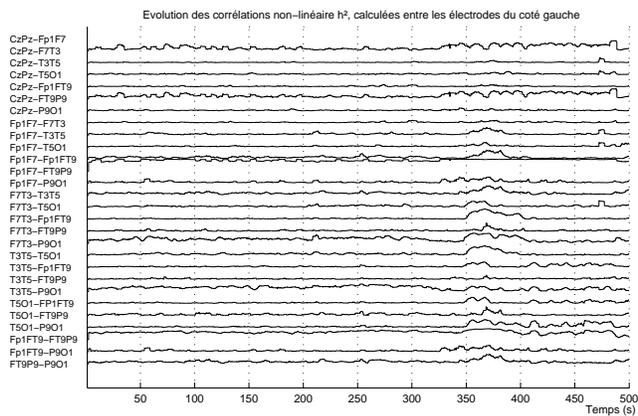


FIG. 2.27 – Exemple de l'évolution du signal de corrélation non-linéaire h^2 dans sa phase de transition pré-critique/critique, calculée sur l'ensemble des couples du côté gauche. Suivant les indications données par le neurologue, on sait que la décharge thêta commence exactement au temps $t=350$ s. On repère nettement l'augmentation des corrélations sur 15 des 28 couples.

Outre la modélisation locale sur le cortex en dipôle électrique de l'activité electro-physiologique, la modélisation des propagations via la boîte crânienne reste un problème ouvert.

La zone épileptogène

La latéralisation ne peut être estimée qu'au début de la crise. La localisation et donc la latéralisation de la zone épileptogène d'origine est déterminée en fonction des voies de l'EEG sur lesquelles les premiers signes pathogènes apparaissent. En effet, à l'exception des crises extrêmement focales ou au contraire bi-temporale, il est normalement possible de définir une latéralisation au moment du départ de crise. Quelques secondes après leurs départs, certaines crises non focales peuvent se généraliser et l'activité se propager dans les deux hémisphères.

La méthode de latéralisation doit donc être appliquée au départ des crises sur des signaux qui représentent la transition entre l'activité pré-critique et critique. Ce départ de crise est défini de deux manières :

- soit par validation clinique et dans ce cas, l'instant de départ est 350s pour toutes nos données, cette méthode est dite *manuelle*,
- soit en exploitant l'augmentation importante des corrélations non linéaires. La méthode est dite alors *semi-automatique* car nous avons rejeté systématiquement les crises pour lesquelles le départ de crise était trop éloigné de l'instant donné par le clinicien.

Pour la seconde méthode, on ne peut donc pas véritablement parler de détecteur de crise, sujet amplement traité dans la littérature qui est encore d'actualité aujourd'hui. En effet un détecteur de crise doit avoir une grande sensibilité (le taux de non-détection doit être très faible) mais aussi une spécificité importante afin de réduire autant que possible le taux de fausses alarmes. Par contre, la précision sur l'instant exact de départ de crise n'est pas nécessaire. Dans notre cas, nous savons que nous avons une seule crise par enregistrement, la difficulté n'est donc pas la sensibilité. En revanche, nous avons besoin d'une indication précise de l'instant pour lequel les corrélations augmentent car il correspond au départ de l'activité rythmique et permet de mettre en oeuvre l'algorithme de latéralisation. Nous avons donc développé une méthode d'indication de départ de crises développée à partir des h^2 . Cette méthode ne prétend évidemment pas concurrencer les détecteurs les plus performants de la littérature.

La détermination de l'instant de départ se fait alors en 4 étapes (figure 2.28) :

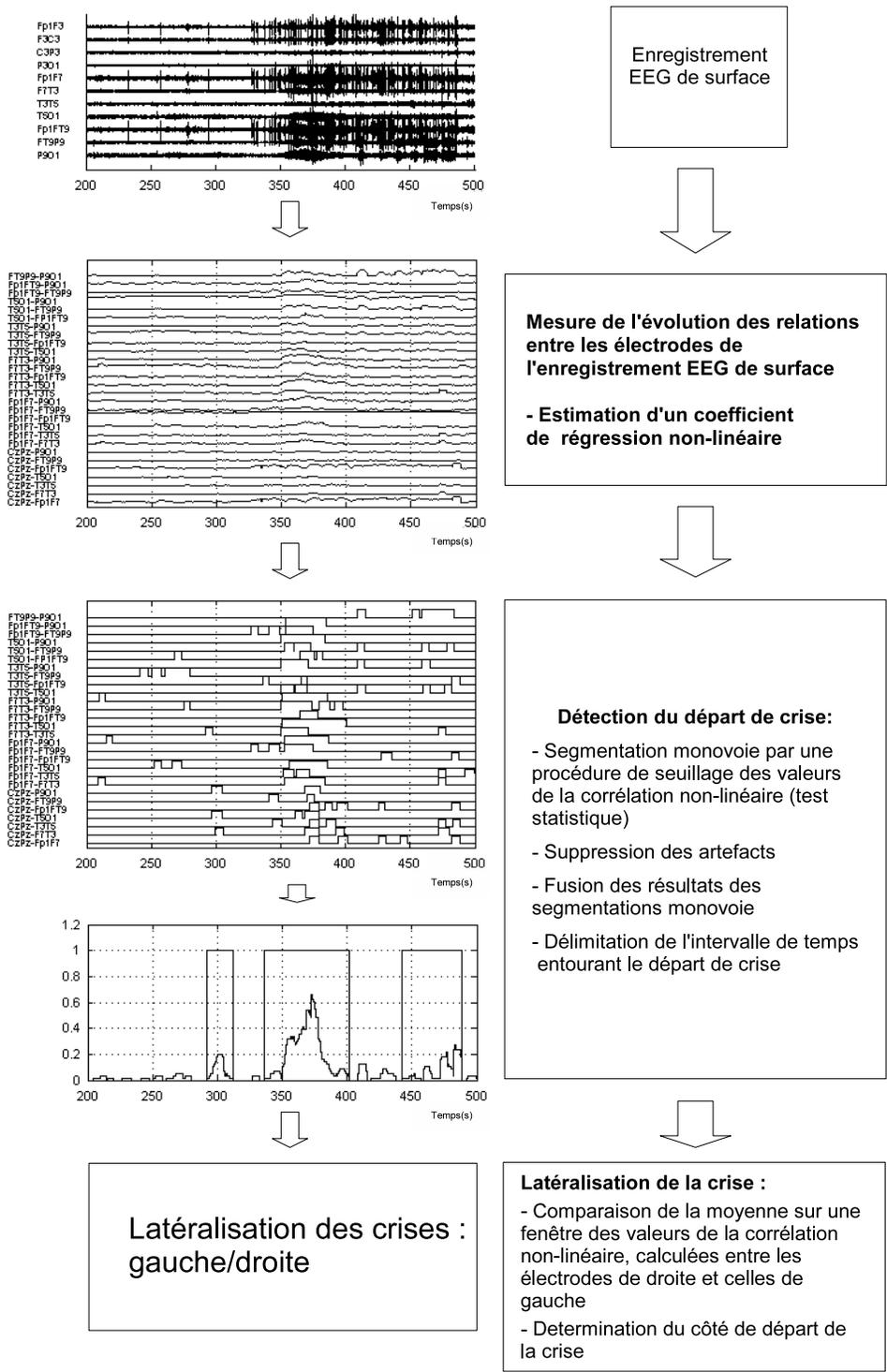


FIG. 2.28 – Méthodologie appliquée pour définir la latéralisation du départ de crise.

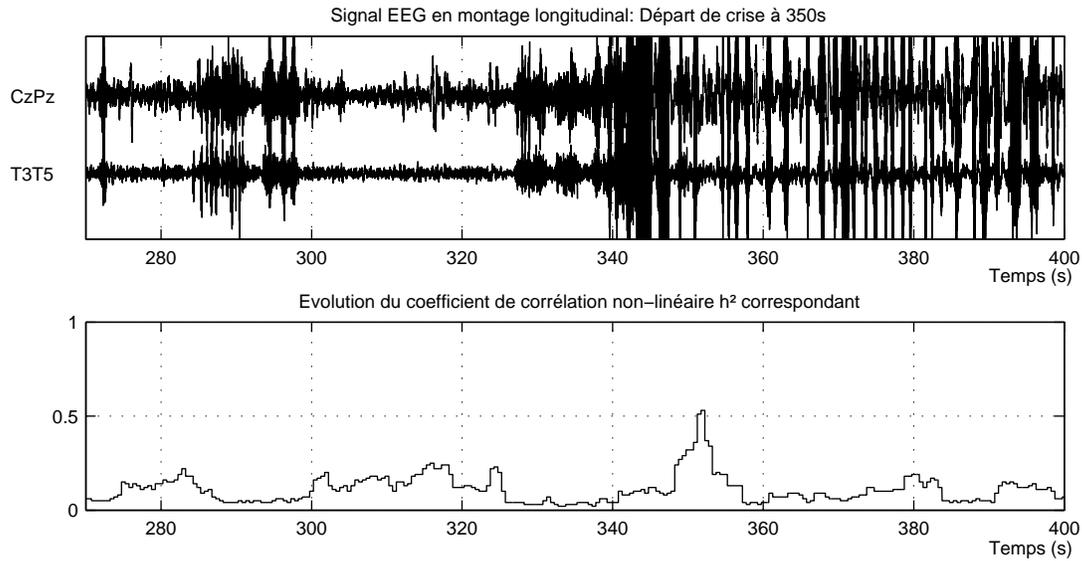


FIG. 2.29 – Exemple d’un signal de corrélation non-linéaire de deux couples de voies de l’EEG. La crise débute à $t=350s$. Dans ce cas les signaux sont perturbés par des artefact musculaires qui masquent le début réel. Toutefois une augmentation significative des h^2 peut se remarquer aux alentours de $t=350s$.

1. La segmentation monovoie à partir des points $h_{XY}^2[k]$ pour déterminer les corrélations significativement élevées,
2. La suppression des artefacts,
3. La fusion des détections monovoie en une détection multivoies,
4. L’identification de la fenêtre contenant le départ de crise le plus probable.

Segmentation monovoie

La segmentation monovoie des $h_{XY}^2[k]$ a pour objectif de déterminer les coefficients de corrélation significativement élevés par rapport à un seuil. $\Gamma_H(X, Y)$ est défini statistiquement par rapport à la distribution des valeurs de h_{XY}^2 pour chaque couple (X, Y) . Nous avons choisi d’estimer la distribution statistique par les histogrammes des $h_{XY}^2(k)$. Ce seuil $\Gamma_H(X, Y)$ est défini tel que :

$$\frac{\text{Nombre de points tels que } : h_{XY}^2[k] < \Gamma_H(X, Y)}{Np} = \alpha\% \quad (2.53)$$

où Np représente le nombre total d’échantillons des voies X ou Y . Ce type de seuillage dépend de la taille de la fenêtre, il n’est applicable que si nous connaissons *a priori* le pourcentage d’échantillons des plus grandes valeurs des corrélations h^2 à extraire. Les enregistrements durent 500s, une crise dure en moyenne 50s soit 10% de la durée totale. Sans cette connaissance, seul un critère énergétique aurait été appliqué. Donc pour $\alpha = 10\%$, le seuil $\Gamma_H(X, Y)\alpha$ élimine 90% des valeurs jugées trop faibles. Le seuillage conduit à la segmentation et définit les intervalles candidats de $h_{XY}^2[k]$. La grandeur $S_{XY}[k]$ représente le vecteur de segmentation du coefficient de corrélation non-linéaire $h_{XY}^2[k]$ pour un couple (X, Y) , il est défini tel que :

$$S_{XY}[k] = \begin{cases} 1 \text{ si } h_{XY}^2[k] \geq \Gamma_H(X, Y) \\ 0 \text{ si } h_{XY}^2[k] < \Gamma_H(X, Y) \end{cases}, \forall k \in [1, Np] \quad (2.54)$$

Il n'est pas rare que certaines fenêtres segmentées et candidates soient en fait dues à des artefacts (voir fig. 2.30).

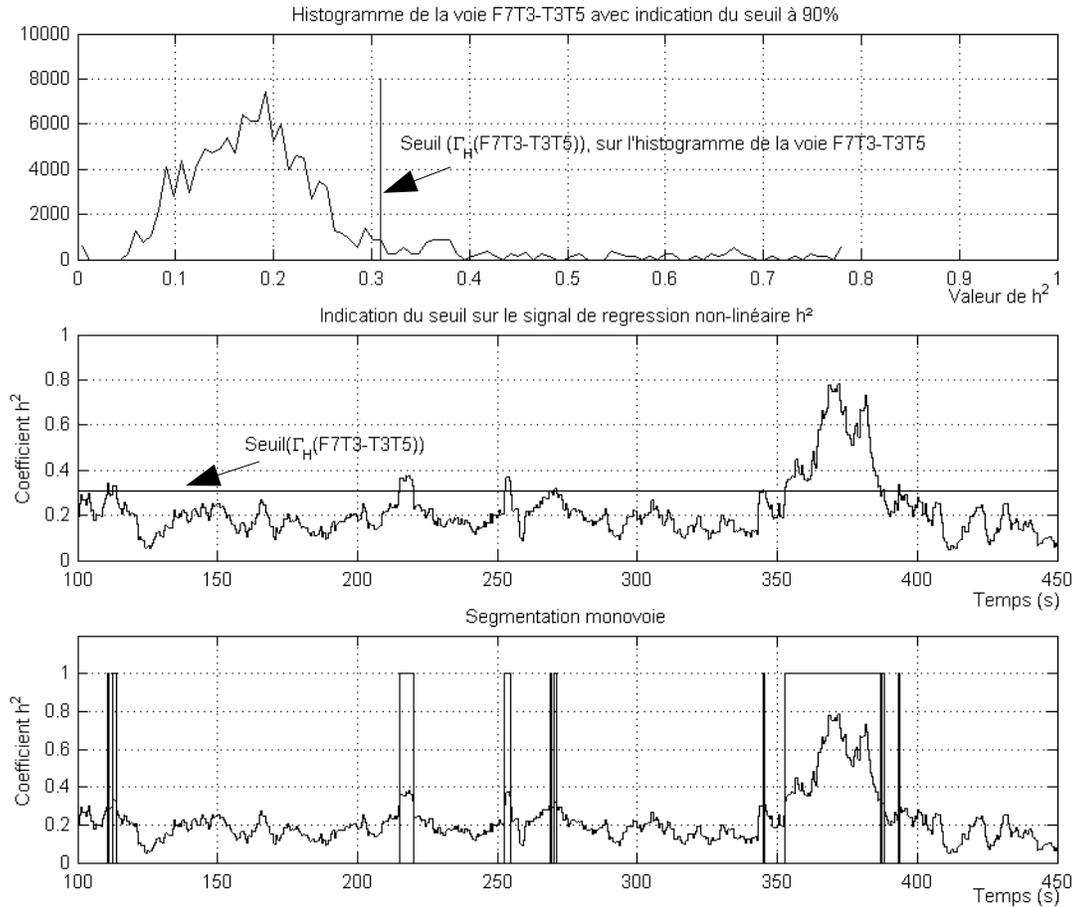


FIG. 2.30 – Histogramme et seuil calculés sur 90% des échantillons considérés. Dans cet exemple, on distingue bien l'intervalle candidat correspondant à la crise d'épilepsie au temps $t = 350$ s, mais aussi un certain nombre d'autres intervalles qui correspondent à des *fausses détections*.

Suppression des artefacts

L'injection de connaissance *a priori* discutée avec les cliniciens, nous a permis de rejeter un certain nombre d'événements candidats. Une synchronisation pathologique inter-structure ne peut pas être inférieure à 2s. Si une suite de $S_{XY}[k] = 1$ sur une voie XY est de durée inférieure à 2 secondes, on force $S_{XY}[k]$ à 0. De plus, on sait qu'une crise dure en moyenne 50s, donc tous les événements dont la durée est inférieure à 15s ne sont probablement pas d'origine épileptique. Cette durée de 15 secondes représente clairement un paramètre utilisateur non optimisé dans cette étude.

Segmentations multivoies

L'étape suivante permet d'obtenir un intervalle candidat dans lequel le départ de crise se trouve. Pour cela nous utilisons une procédure de fusion des différentes suites $S_{XY}^*[k]$. En analysant la répartition des segment détectés, nous avons observé que la probabilité de détecter correctement le départ de crise augmente quand on observe un événement segmenté sur un nombre N_c suffisant

de couple (X, Y) de voies de l'EEG. C'est pourquoi nous avons basé la procédure de fusion sur la sommation des séries temporelles $S_{XY}^*[k]$ avec un seuil correspondant à N_c :

$$MS[k] = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{X,Y,X \neq Y} S_{XY}^*[n] > N_c \\ 0 & \text{si } \sum_{X,Y,X \neq Y} S_{XY}^*[n] \leq N_c \end{cases}, \forall k \in [1, Np] \quad (2.55)$$

où N_c représente le nombre de couples (X, Y) pour lesquels les valeurs de $S_{XY}^*[k]$ doivent être égales à 1.

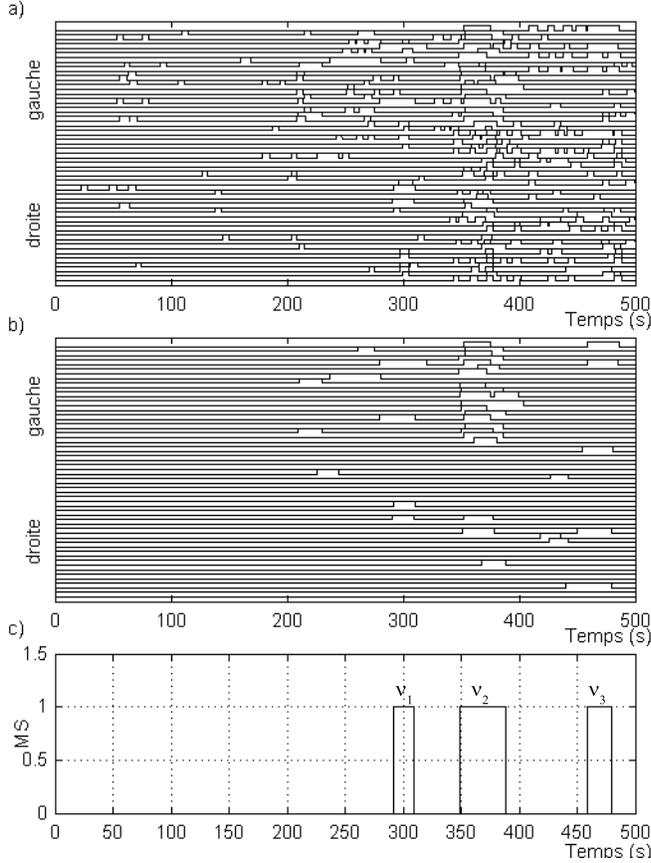


FIG. 2.31 – La figure représente la quantité binaire $S_{XY}[k]$ obtenue après la segmentation monovoie des $h_{XY}^2[k]$ avant a) et après b) la suppression des artefacts. c) Le résultat de la procédure de fusion est présenté. ν_1 , ν_2 et ν_3 représentent les 3 intervalles candidats restant après application de l'ensemble de la procédure.

Après fusion des données, il subsiste un nombre réduit d'intervalles candidats dans lequel peut se trouver la crise, comme on peut le constater sur la figures 2.30. Dans le cas où il en reste plusieurs, il faut donc définir un critère permettant de déterminer celui contenant le plus probablement la crise. Après l'analyse de la base de données, trois caractéristiques sont retenues :

- D_{MS_ν} : La durée du $\nu^{\text{ème}}$ intervalle candidat,
- E_{MS_ν} : La somme de toutes les valeurs prises par les $h_{XY}^2[k]$ sur tous les couples (X, Y) (droite et gauche) pendant la durée de l'intervalle ν ,
- M_{MS_ν} : La valeur maximale de $\sum_{X,Y,X \neq Y} S_{XY}^*[k]$ observée sur le $\nu^{\text{ème}}$ intervalle candidat.

A partir de ces trois caractéristiques nous avons établi un critère sous la forme :

$$C_{MS\nu} = \frac{D_{MS\nu}}{D_{\max}^{MS}} + \frac{E_{MS\nu}}{E_{\max}^{MS}} + \frac{M_{MS\nu}}{M_{\max}^{MS}} \quad (2.56)$$

Après application de la méthodologie décrite ci dessus à l'ensemble des crises, on peut définir trois catégories de résultats :

1. L'intervalle candidat correspondant à la crise a été classé premier en fonction du critère $C_{MS\nu}$,
2. L'intervalle candidat correspondant à la crise a été identifié mais n'a pas été classé premier en fonction du critère $C_{MS\nu}$,
3. L'intervalle candidat correspondant à la crise n'a pas du tout été identifié.

Pour savoir dans quelle catégorie placer chaque intervalle candidat, il faut les comparer par rapport aux indications cliniques . Nous considérons que la fenêtre candidate est valide si l'instant de départ de crise fourni par le clinicien se situe à moins de 15 secondes (en valeur absolue) du début de l'intervalle candidat. Les résultats obtenus sur l'ensemble des crises sont résumés dans le tableau 2.10.

Catégorie	Nombre de fichiers	Pourcentage
1	66/87	76%
2	16/87	18%
3	5/87	6%

TAB. 2.10 – Résultats concernant la détection de l'intervalle candidat correspondant à la crise d'épilepsie sur l'ensemble de la base de données de 87 crises. La deuxième colonne donne le nombre de fichiers dont les résultats ont été classés dans l'une des trois catégories définies ci-dessus. La troisième colonne donne le pourcentage par rapport au nombre total de fichiers.

Sur l'ensemble des quatre-vingt sept crises, l'algorithme n'a pas du tout réussi à détecter le départ de crise pour 5 crises. Pour ces 5 cas, la fenêtre candidate se fixe sur des artefacts²⁵. Selon notre critère, soixante-six départs de crise ont été placés en première position ce qui correspond à un taux de bonne détection de 76%. Même si notre objectif n'est pas la détection automatique de crise, on peut tout de même préciser que ce pourcentage est très bon par rapport au détecteur que l'on peut trouver dans la littérature. Cependant le travail effectué est hors ligne et le temps de calcul importe peu.

2.5.4 Latéralisation d'événements détectés

Indice de latéralisation

L'indice de latéralisation, *Coté* est alors défini comme la différence entre la somme des corrélations linéaires h_{XY}^2 calculée entre tous les couples (X, Y) d'électrodes de gauche et la somme des corrélations linéaires h_{XY}^2 calculée entre tous les couples (X, Y) d'électrodes de droite. Pour calculer *Coté*, deux paramètres sont à prendre en compte. Le premier est l'instant de départ de la crise, que nous appelons I_C . Le second, est la fenêtre sur laquelle nous calculons les sommes des coefficients h_{XY}^2 . Cette fenêtre est définie par son indice de début et son indice de fin appelés respectivement I_D et I_F . Ces deux indices sont définis relativement par rapport à l'instant de

²⁵Il est à noter que les EEG n'ont subi aucun pré-traitement

départ de crise I_C .

Le signe de la variable *Coté* définie ci-dessous, indique le coté probable d'origine. *Coté* peut s'expliquer par l'équation suivante :

$$Coté = \text{sign} \left(\sum_{k=I_C-I_D}^{I_C+I_F} \sum_{X,Y,X \neq Y} h_{XY}^{2^{gch}}[k] - \sum_{k=I_C-I_D}^{I_C+I_F} \sum_{X,Y,X \neq Y} h_{XY}^{2^{dte}}[k] \right) \quad (2.57)$$

où $h_{XY}^{2^{gch}}[k]$ (resp. $h_{XY}^{2^{dte}}[k]$) correspondent aux valeurs du coefficient h_{XY}^2 pour les couples d'électrodes (X, Y) de gauche (resp. de droite).

Quand *Coté* est positif, cela signifie que globalement les corrélations sont plus importantes pour l'hémisphère gauche que l'hémisphère droit et inversement si *Coté* est négatif.

2.5.5 Résultats

Pour un départ de crise défini cliniquement

Le tableau 2.11 montre les résultats de la latéralisation obtenus à partir de l'équation 2.57 appliquée pour 5 fenêtres de calcul à l'instant I_C indiqué par le neurologue. L'instant de départ de crise n'est donc pas automatique. Les valeurs représentent le pourcentage de crises bien latéralisées sur les 87 de la base de données en fonction de la largeur de la fenêtre de calcul sur laquelle est appliquée *Coté*.

Nbre de crises	[-150 +150]s	[-10 +20]s	[-0 +20]s	[-300 -100]s	[-200 -170]s
87	72,4%	81,6%	79,3%	66,7%	58,7%
66	66,1%	85,4%	82,2%	67,7%	59,1%

TAB. 2.11 – Pourcentage de bonne latéralisation : pour la première ligne, les résultats sont obtenus pour toutes les crises, pour la deuxième ligne, ils sont fournis uniquement sur les crises détectées pour les crises que le critère C_{MS_v} a permis d'identifier.

Comme nous pouvons le voir, la sensibilité de la latéralisation est très fortement influencée par la fenêtre de calcul. En effet, les fenêtres contenant le départ de crise donnent les meilleurs résultats ainsi que les fenêtres courtes à condition d'inclure le départ de crise car :

- les fenêtres contenant uniquement des signaux inter-critiques donnent le plus faible pourcentage de bonne latéralisation. Le calcul de *Coté* sur une longue fenêtre inter-critique donne tout de même des résultats intéressants. Le coefficient de corrélation non linéaire pourrait être un outil de prédiction de crise. La problématique de la prédiction de crise est extrêmement controversée en épileptologie,
- la plus petite fenêtre calée sur le départ de crise donne de moins bons résultats que celle contenant 10 secondes de signal avant la crise. Toutefois ces deux fenêtrages procurent les meilleurs résultats.

Ces résultats permettent de conclure que le départ de crise est déterminant pour la latéralisation. Pour effectuer un diagnostic, les neurologues sont également particulièrement sensibles au départ la crise. Des fenêtres plus courtes que celles présentées ont été testées, mais les résultats perdent alors en sensibilité. L'analyse du tableau peut toutefois conduire à d'autres conclusions secondaires. Les très grandes fenêtres (deux cents ou trois cents secondes) ne sont certainement

pas influencées par l'exactitude de l'indication du départ de la crise, or environ 66 à 70% des crises sont classées correctement. Une des hypothèses émises est la suivante : si la crise n'est pas encore visible en surface, un certain nombre de structures internes du côté de la zone épileptogène sont déjà synchronisées. Pour vérifier cette hypothèse, il faudrait disposer d'un enregistrement simultané EEG et SEEG.

Ces résultats montrent également que les crises pour lesquelles l'instant de départ a été détecté automatiquement ont un meilleur taux de latéralisation que pour l'ensemble : rappelons que ces 21 (87-66) enregistrements de crises sont particulièrement perturbés par des artefacts. La sensibilité des résultats dépend de la qualité du signal de départ. Il est évident qu'un pré-traitement adapté des EEG ne pourrait qu'améliorer ces résultats.

Pour un départ de crise défini automatiquement

Le tableau 2.12 illustre les résultats obtenus pour la latéralisation automatique des crises. Dans ce tableau, nous n'avons repris que les crises dont l'indicateur de départ de crise est estimé correctement soit : 37/55 pour le premier groupe et 25/32 pour le second, soit 76% des crises de la base de données. Ce sont les mêmes crises qui ont été utilisées pour donner les résultats présentés dans la deuxième ligne du tableau 2.11 afin de pouvoir faire une comparaison directe des résultats obtenus avec la méthode manuelle et la méthode automatique.

Nbre de crises	[-150 +150]s	[-10 +20]s	[-0 +20]s	[-300 -100]s	[-200 -170]s
37/55	75,7%	89,2%	91,9%	73,0%	73,0%
25/32	52,0%	80,0%	80,0%	56,0%	52,0%
62/87	66,1%	85,4%	87,1%	66,1%	64,5%

TAB. 2.12 – Résultats obtenus pour la latéralisation automatique des crises. La première colonne indique sur combien de crises portent les résultats pour les groupes tests, le contrôle et l'ensemble des crises. Les colonnes suivantes reprennent les mêmes fenêtres que celles utilisées pour la latéralisation manuelle.

Les résultats sont sensiblement du même ordre que pour l'indication manuelle du départ de crise. Une différence importante entre les deux tableaux 2.12 et 2.11 est à noter : pour la fenêtre [-10 +20]s, les résultats sont sensiblement les mêmes, que ce soit pour l'indication automatique ou l'indication manuelle du départ de crise. Ils sont proches de 85% et peuvent donc être considérés comme bons. En revanche, pour la fenêtre [-0 +20]s, on note une certaine amélioration entre les résultats obtenus avec indication automatique du départ de crise par rapport à ceux obtenus lors de l'indication manuelle. Cette amélioration s'explique très certainement par une meilleure estimation de l'instant précis pour lequel les structures cérébrales se synchronisent. Là encore, on peut voir que le taux de bonne latéralisation reste élevé même en dehors de la crise. La différence entre les deux tableaux n'est pas significative, ce qui tend à prouver que les résultats portent vraiment sur la période intercritique et qu'une erreur sur l'instant de départ de crise n'influence pas la pertinence des résultats.

Conclusion sur la latéralisation

Pour cette problématique relative à la latéralisation, il a été montré que le calcul du coefficient de régression non linéaire est une méthode qui permet de déterminer l'hémisphère d'origine du départ de la crise d'épilepsie. Ceci signifie également qu'à partir de la seule modalité EEG de

surface de laquelle est extraite le coefficient $h_{XY}^2[k]$, il est possible de latéraliser avec une sensibilité comparable aux résultats publiés en multimodalités. S'il ne fait aucun doute que les EEG de surface possèdent des informations relatives à la crise d'épilepsie, ces résultats permettent d'affirmer que les synchronisations estimées en surface contiennent également des informations pertinentes sur le processus épileptique de profondeur. Or, la comparaison des sommations de l'énergie des EEG de droite et de gauche ne mène pas aux mêmes conclusions, EEG et $h_{XY}^2[k]$ ne fournissent pas la même information. D'ailleurs, pour l'évolution des $h_{XY}^2[k]$ en périodes critique et pré-critique, les cliniciens ne peuvent pas apporter leur expertise faute d'apprentissage sur cette représentation. Il est donc intéressant d'exploiter davantage ce coefficient pour la localisation ou la caractérisation de la crise par exemple. Quant à la méthode appliquée pour latéraliser, deux points restent à critiquer : la détermination de l'instant de départ de crise et le prétraitement. Pour le premier point, il s'agit de déterminer automatiquement le meilleur départ de crise. Les résultats obtenus ici, ne sont pas totalement satisfaisants, car bien qu'ils aient une sensibilité acceptable (76%), la spécificité est à améliorer. La méthode est bien évidemment uniquement semi-automatique car tous les départs de crise aberrants par rapport aux données cliniques (± 15 seconde d'écart) ont été rejetés. C'est un point sur lequel il faut continuer à travailler en appliquant des détecteurs publiés récemment comme ceux décrits par Saab et al. [116]. Le second point à améliorer concerne le prétraitement. Pour ces travaux, nous avons choisi délibérément de travailler sans prétraitement²⁶ car prétraiter veut dire éliminer, atténuer... des perturbations. Mais comment valider ces prétraitements sur signaux réels ? Est ce que l'information utile en est altérée ? Maintenant que nous avons obtenu ces résultats, il nous semble intéressant de prétraiter car une amélioration sensible des résultats après prétraitement le validerait. Ceci fait l'objet des travaux de thèse en cours actuellement de Rebecca Romo Vazquez. En effet, nous testons des méthodes de séparation de sources de type analyse en composante indépendante ICA pour les artefacts couplés à des méthodes de débruitage non linéaire pour le bruit de fond présentées précédemment .

2.5.6 Classification des crises d'épilepsie du lobe temporal

La classification des crises d'épilepsie du lobe temporal est le second objectif médical auquel nous nous sommes intéressés. Après discussion avec les cliniciens, nous avons choisi un classement en fonction de la localisation régionale de l'activité. Cette classification se rapproche de celle établie en EEG de profondeur par Wendling et al.. Dans ces travaux [142], quatre types de crise en fonction de leur origine temporale et de leur évolution ont été définis. En EEG de surface, l'objectif est moins ambitieux car l'activité enregistrée est régionale et non locale, il est donc difficile de définir directement une zone précise d'origine de l'anatomie de profondeur. La classification proposée ne contient donc que deux classes : les crises mésiales et mésio-latérales.

D'un point de vue traitement du signal, cette classification des crises a été effectuée avec des caractéristiques extraites à partir des évolutions temporelles et de la répartition spatiale des corrélations non-linéaires h^2 . Pour rendre cette extraction plus robuste, nous avons extrait les zones de fortes similarités intra-patient des crises. En effet, l'hypothèse de reproductibilité des crises d'un patient a été montrée en profondeur [14] et implique l'existence d'une signature épileptique. Cette démarche nous conduit à deux objectifs :

- la mesure de la ressemblance entre deux crises à partir de h^2 pour la signature épileptique intra-patient à partir des EEG de surface. Ainsi l'extraction des similarités intra-patient autorise l'extraction de caractéristiques invariantes dans plusieurs crises,
- Les caractéristiques extraites doivent permettre la classification supervisée de toutes les

²⁶Les EEG sont simplement filtrés par un filtre RIF dans la bande [0,5,30]Hz.

crises de la base de données pour les séparer en deux classes : mésiales et mésio-latérales.

Extraction des caractéristiques

Dans le cadre des crises d'épilepsie du lobe temporal, on observe généralement une grande reproductibilité intra-patient [26, 29]. Celle-ci a d'ailleurs déjà été montrée dans ce travail de recherche : avec une détermination de la latéralisation de deux crises d'un même patient dans 80% des cas. La reproductibilité de la dynamique dans l'organisation des structures cérébrales avant et pendant une crise est à la base d'une classification établie par Bartolomei et al. [14].

Dans l'analyse automatique des épilepsies du lobe temporal, la reproductibilité peut être mesurée par un opérateur de similarité dont le but est d'établir les ressemblances dans la dynamique du déroulement des crises. Sur cette base, il est alors possible de classer les crises les unes par rapport aux autres et donc d'en déduire une classification. En fait, cette notion de similarité a fait l'objet de nombreuses recherches dans un ensemble très vaste de domaines : l'Analyse de Données (AD), la Reconnaissance de Formes (RF), l'Apprentissage Symbolique (AS) et les Sciences Cognitives (SC).

Pour notre application, nous cherchons à extraire des "patterns" caractéristiques d'une crise d'épilepsie, le domaine de la reconnaissance des formes semble être celui qui est le plus approprié dans le cas présent. Dans [141], il a été montré que la mesure du degré de "ressemblance" entre crises d'épilepsie du lobe temporal peut être quantifiée par la similarité modélisée à l'aide d'un quadruplet : (L_d, L_s, T, FS) qui est défini dans un univers U [20], avec :

- L_d : le langage utilisé pour la représentation des données,
- L_s : le langage de représentation des similarités,
- T : un ensemble de connaissances *a priori* sur l'univers étudié,
- FS : la fonction binaire de similarité définie par : $FS : L_d \times L_d \rightarrow L_s$.

Il s'agit donc de définir une signature épileptique minimale, pour cela, on se place dans le cadre de la reconnaissance de forme (RF) tout en permettant des distortions temporelles sur les "patterns" à extraire. La mesure de la similarité entre plusieurs crises se fait donc par la mesure d'une distance entre vecteurs ou entre graphes. La distinction entre ces deux possibilités se fait au niveau du codage des données. Cette mesure de similarité est bien entendu plus aisée à effectuer sur une suite de symboles en nombre restreint, or les h^2 peuvent prendre toutes les valeurs de la quantification numérique entre 0 et 1. Pour pallier à ce problème un codage des h^2 est rendu nécessaire.

Une corrélation est considérée significativement élevée en fonction du couple de voies et du patient. La quantification est donc dépendante de la voie et de la crise. Les différents seuils de quantifications qui mènent au codage des h^2 sont estimés en fonction de la répartition de la distribution des corrélations : l'histogramme. En revanche, contrairement à la latéralisation, la présence d'artefacts ne doit pas influencer le seuillage. En effet, les artefacts sont par essence des phénomènes impulsifs non stationnaires qui ne doivent pas influencer la mesure d'une similarité. Nous pouvons donc définir les seuils en fonction du nombre d'échantillons (en pourcentage) α_i que nous voulons garder sous ce seuil. Ainsi, l'équation donnant un seuil est :

$$\frac{\text{Nombre de points tels que : } h_{XY}^2 < \Gamma_i(X, Y)}{Np} = \alpha_i \% \quad (2.58)$$

où Np représente le nombre total d'échantillons des voies X et Y .

De cette manière, nous pouvons définir un ensemble de niveaux afin de déterminer le nombre

de points que nous souhaitons voir apparaître dans chaque quantum. Une fois que l'ensemble des seuils est posé, nous pouvons déterminer le signal encodé $C_{XY}(n)$ pour chaque couple d'électrodes pour lesquelles les corrélations sont calculées. On obtient alors :

$$\begin{cases} C_{XY}(n) = a & \text{si } 1 \geq h_{XY}^2(n) > \Gamma_1(XY), \\ C_{XY}(n) = b & \text{si } \Gamma_1(XY) \geq h_{XY}^2(n) > \Gamma_2(XY), \\ C_{XY}(n) = c & \text{si } \Gamma_2(XY) \geq h_{XY}^2(n) > \Gamma_3(XY). \\ \dots \end{cases} \quad (2.59)$$

où a, b, c, \dots sont les caractères de l'alphabet de codage. Le nombre de caractères dépend donc du nombre de niveaux de quantification fixés au préalable. De façon générale ce nombre de niveaux doit être le plus réduit.

Après codage, l'extraction de patterns communs à plusieurs suites de caractères, ont comme base mathématique la notion de distance qui varie à l'inverse de la similarité. Pour distinguer deux suites de symboles, on définit une distance appelée "*distance d'édition*". Elle a, en fait, été introduite par Levenshtein [84] et elle est égale au nombre minimal de caractères qu'il faut supprimer, insérer, ou remplacer pour passer d'une suite de symbole à l'autre. On associe ainsi à chacune de ces opérations un coût. Par exemple, le coût d'une opération est égal à 1, sauf dans le cas d'une substitution de caractères égaux où il est nul. Un autre avantage certain de ce type de méthode est de pouvoir comparer deux suites de tailles différentes. En effet, les opérations d'insertion / suppression permettent, au prix d'une augmentation de coût, de rajouter / supprimer un certain nombre de caractères afin d'obtenir deux suites de même dimension. Cela est beaucoup plus difficile avec les distances de Minkowski (de type distance Euclidienne ou Mahalanobis...).

La programmation dynamique [15] qui est une méthode exacte de résolution de problèmes d'optimisation séquentielle²⁷ conduit à la distance d'édition. Une des premières applications de la distance d'édition a été développée par Needleman et Wunsch en 1970 [120], afin de donner l'alignement optimal entre deux chaînes d'ADN. Quelques années plus tard, Wagner et Fisher [139] publient un autre algorithme de correction orthographique automatique. L'avantage de cet algorithme est qu'il permet de trouver la distance d'édition mais aussi la plus longue sous-suite commune entre les deux séquences comparées. L'extension au cadre mutlidimensionnel de l'algorithme de Wagner et Fisher est présentée dans les travaux de Wendling [141].

Algorithme de Wagner et Fisher L'algorithme de Wagner et Fisher[139], permet de calculer une distance d'édition entre deux crises, c'est à dire quantifier le degré de ressemblance entre elles, mais aussi la LSC (Longest Subsequence of Characters) la plus longue sous-suite commune extraite des crises. Les données doivent être formatées pour que la LSC fasse ressortir les invariables entre plusieurs crises.

Distance d'édition

Soit A un mot composé d'une séquence finie de caractères. On note $A\langle i \rangle$ le $i^{\text{ème}}$ symbole de ce mot et $A\langle i : j \rangle$ la sous-séquence de caractères compris entre les $i^{\text{ème}}$ et $j^{\text{ème}}$ symbole ($i^{\text{ème}}$ et $j^{\text{ème}}$ inclus) de longueur m . On définit la suite vide Λ , si $i > j$, qui est de longueur nulle. On peut alors définir un opérateur ($a \rightarrow b$), que l'on appelle "*distance d'édition*", sur $(a, b) \neq (\Lambda, \Lambda)$ (a et b sont deux suites de longueur inférieure ou égale à un et au moins l'une des deux est non nulle). Le mot B est le résultat de l'opération ($a \rightarrow b$) sur A , si on peut trouver deux suites σ et τ telles que $A = \sigma a \tau$ et $B = \sigma b \tau$. La transformation de A en B est notée $A \Rightarrow B$ via ($a \rightarrow b$). Pour la transformation 3 opérations distinctes peuvent être effectuées :

²⁷En règle générale, il s'agit d'un problème dont le but est d'optimiser une suite de prises de décisions par rapport au coût qu'elles engendrent.

- la substitution si : $A \neq \Lambda$ et $B \neq \Lambda$,
- la suppression si : $A \neq \Lambda$ et $B = \Lambda$,
- l'insertion si : $A = \Lambda$ et $B \neq \Lambda$.

Si S est la suite d'opérations d'édition s_1, s_2, \dots, s_m , on définit **S -dérivation** de A vers B , comme étant une séquence de symboles A_0, A_1, \dots, A_m telle que que $A = A_0, B = A_m$ et $A_{i-1} \Rightarrow A_i$ via s_i , pour $1 \leq i \leq m$. Si S est une **S -dérivation** de A vers B , alors on dit que S mène de A à B .

Une fonction *coût* est affectée à chaque opération d'édition ($a \rightarrow b$), sa valeur est un réel positif ou nul $\gamma(a \rightarrow b)$. Si on étend la fonction *coût* à une suite d'opérations d'édition $S = s_1, s_2, \dots, s_m$, on obtient :

$$\gamma(S) = \sum_{i=1}^m \gamma(s_i) \quad (2.60)$$

si $m = 0$ alors $\gamma(S) = 0$.

La distance d'édition $\delta(A, B)$ entre les suites de caractères A et B est alors définie comme le coût minimum atteint pour toutes les séquences d'opération S permettant de transformer A en B .

Traces du moindre coût

La trace du moindre coût représente une séquence d'édition S qui transforme A en B . La distance d'édition est alors définie comme égale au coût de la trace de coût minimum. Formellement, on appelle trace de A vers B un triplet (T, A, B) dans lequel T est un ensemble ordonné de paires d'entiers (i, j) qui satisfait les propositions suivantes :

1. $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$,
2. Pour deux paires (i_1, j_1) et (i_2, j_2) distinctes de T ,
 - a. $i_1 \neq i_2$ et $j_1 \neq j_2$,
 - b. $i_1 < i_2$ si et seulement si $j_1 < j_2$.

La condition 1. permet de s'assurer que l'on prend en compte uniquement des caractères appartenant aux mots A et B . La condition 2.a. implique que l'on ne peut utiliser plus d'une fois un caractère dans la recherche d'une séquence S et la condition 2.b. implique que la recherche de mise en correspondance se fait de façon croissante. Dans le cas qui nous intéresse, cela signifie que la recherche se fait en fonction du temps et donc, que deux événements ne peuvent être trouvés similaires s'ils s'inversent dans le temps.

On peut décomposer le coût d'une trace en trois parties correspondant au coût de toutes les substitutions de A dans B , des suppressions effectuées dans A et des insertions de caractères dans B . On peut donc définir le coût d'une trace T de la manière suivante :

$$\text{coût}(T) = \sum_{(i,j) \in T} \gamma(A\langle i \rangle \rightarrow B\langle j \rangle) + \sum_{i \in I} \gamma(A\langle i \rangle \rightarrow \Lambda) + \sum_{j \in J} \gamma(\Lambda \rightarrow B\langle j \rangle) \quad (2.61)$$

où I et J sont respectivement les ensembles de points correspondant aux suppressions dans A et aux insertions dans B .

D'après cette équation, on montre que la trace a les propriétés suivantes :

- $\forall T$ transformant A en B , il existe une séquence S permettant la transformation de A en B , telle que $\gamma(S) = \text{coût}(T)$,
- $\forall S$ menant de A à B on peut trouver une trace T , telle que $\text{coût}(T) \leq \gamma(S)$.

Une définition exacte de la distance d'édition est alors donnée par l'équation suivante :

$$\delta(A, B) = \min \{ \text{coût}(T) \text{ avec } T \text{ une trace de } A \text{ à } B \}$$

L'algorithme de Wagner et Fisher, tel qu'il est décrit dans la publication d'origine, est en fait basé sur l'application de deux algorithmes successifs. Le premier génère une matrice de coût, ainsi une case (i, j) de la matrice indique le coût optimal de transformation de $A\langle 1 : i \rangle$ en $B\langle 1 : j \rangle$. La cellule (m, n) de la matrice donne la distance d'édition. Dans un deuxième temps, un algorithme permet de retrouver la trace de coût minimum optimale dans la matrice coût (ou matrice de transformation) qui permet de changer A en B . La figure 2.32 présente l'application des deux algorithmes obtenus sur un exemple. Les valeurs de la trace de coût minimum sont indiquées en gras. Un déplacement en diagonale indique qu'une opération de substitution a été effectuée, un déplacement vers le haut ou la gauche met en évidence les opérations d'insertion et de suppression. La distance d'édition est obtenue sur la dernière ligne, dernière colonne.

		[a]	a	u	[g]	[c]	[c]	a	[u]	u	[g]	a	[c]	[g]	g
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
c	1	2	3	4	5	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
[a]	2	1	2	3	4	5	6	5	6	7	8	9	10	11	12
[g]	3	2	3	4	3	4	5	6	7	8	7	8	9	10	11
[c]	4	3	4	5	4	3	4	5	6	7	8	9	8	9	10
[c]	5	4	5	6	5	4	3	4	5	6	7	8	9	10	11
[u]	6	5	6	5	6	5	4	5	4	5	6	7	8	9	10
c	7	6	7	6	7	6	5	6	5	6	7	8	7	8	9
[g]	8	7	8	7	6	7	6	7	6	7	6	7	8	7	8
[c]	9	8	9	8	7	6	7	8	7	8	7	8	7	8	9
u	10	9	10	9	8	7	8	9	8	7	8	9	8	8	9
u	11	10	11	10	9	8	9	10	9	8	9	10	9	10	9
a	12	11	10	11	10	9	10	9	10	9	10	9	10	11	12
[g]	13	12	11	12	11	10	11	10	11	10	9	10	11	10	11

Caractères mis en correspondance

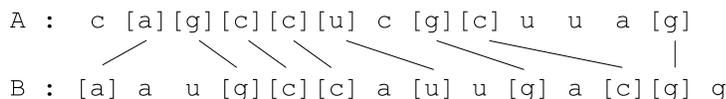


FIG. 2.32 – Construction de la matrice de coûts d'après l'algorithme de Wagner et Fisher. Dans cet exemple, on pose que les coûts d'insertion et de suppression sont égaux à 1 et que le coût d'une substitution vaut 0 si $A\langle i \rangle = B\langle j \rangle$, 2 sinon. Le chemin en gras est le résultat de la recherche de la trace de moindre coût optimale par l'algorithme 2. On remarque qu'il est possible de faire d'autres mises en correspondance, mais alors celles-ci ne suivent plus la trace optimale.

L'extension au cas vectoriel de l'algorithme de Wagner et Fisher est présentée dans les travaux de Fabrice Wendling [141]. Les algorithmes permettant d'obtenir la distance d'édition dans le cadre multi-dimensionnel sont des adaptations directes des deux algorithmes précédents, cependant tous les éléments des vecteurs \mathbf{a}^i et \mathbf{b}^j sont testés à chaque itération.

Application à l'EEG de crise

L'extraction de similarités de l'évolution du coefficient de corrélation non linéaire par voies et

au cours du temps exige de fixer un certain nombre de paramètres de codage. Pour cela nous avons forcé un fort "contraste" entre les suites vectorielles extraites dans une période inter-critique par rapport à la période critique. Deux paramètres ont été considérés : la longueur des principales sous-suites extraites et le nombre de voies pour lesquelles les similarités sont extraites. Sous hypothèse d'une signature épileptique intra-patients, les paramètres des algorithmes ont donc été mis au point expérimentalement pour les coefficients de corrélations non-linéaires de crises intra-patient dans le but d'extraire les similarités au cours de la crise. Nous avons couplé ces tests à certaines connaissances cliniques de type nombre de voies impliquées pendant la crise, durée approximative de synchronisations ou de désynchronisations...

De fait, nous avons fixé le nombre de niveaux de codage des h^2 à trois. Cela revient à attribuer un code différent pour les fortes corrélations, les faibles et également pour le niveau intermédiaire. La difficulté est alors de définir les seuils entre chacun de ces niveaux. Les seuils sont déterminés à partir des l'histogrammes des valeurs des corrélations non-linéaires pour chaque couple de voies EEG. Pour des raisons analogues évoquées dans le chapitre traitant de la latéralisation des crises, le paramètre α de l'équation 2.58 est fixé à partir des connaissances *a priori* d'information clinique. Par exemple, on sait qu'en moyenne une crise du lobe temporal dure environ une minute. Les fichiers utilisés contiennent une crise pour une durée totale de 500 secondes, nous avons donc choisi de poser $\alpha_{Haut} = 90\%$ pour ne retenir que les 10% de points qui peuvent être considérés comme appartenant à la crise. Pour définir le seuil bas, on considère que seules les très faibles corrélations ont une signification particulière : la désynchronisation des structures profondes : nous avons posé $\alpha_{bas} = 5\%$ (figure 2.33).

Nous cherchons à extraire les similarités en terme de fortes ou faibles synchronicités. De fait, nous ne souhaitons pas que l'extraction des similarités se fixent sur l'état intermédiaire du codage, or étant donné les seuils appliqués, la majeure partie des codes correspond à cet intervalle. Pour que l'algorithme réponde à nos exigences, la zone intermédiaire a été codée par un code ou caractère différent pour chaque crise. Évidemment, ce changement influe la distance d'édition comme on peut le voir dans les figures 2.34 et 2.35.

La distance d'édition ne peut être exploitée dans ce cas, car elle caractérise un comportement global et non local. Un indice a donc été défini pour mesurer l'importance des similarités en période critique par rapport aux similarités générées pour l'ensemble du fichier²⁸. Cet indice se traduit par l'équation suivante :

$$Sim_{ind} = \frac{\sum_{voies} \sum_{fen\hat{e}tre} similarités}{\sum_{voies} \sum_N similarités} = 1 \quad (2.62)$$

où *voies* représente l'ensemble des couple (X, Y) des voies de l'EEG, *fenêtre* est la taille de la fenêtre sur laquelle on calcule l'indice (voir tableau 2.13) et N est la longueur totale de la matrice de codage de la crise.

Les crises peuvent très vite se généraliser, le calcul de l'indice Sim_{ind} est donc appliqué sur une fenêtre positionnée par rapport au départ de crise pour deux crises d'un même patient (intra-patient)²⁹. Les résultats obtenus pour l'indice Sim_{ind} pour les quarante trois patients sont résumés

²⁸Nous rappelons qu'un fichier dure 500s et que le départ de crise est fixé à 350s.

²⁹L'instant de départ de crise est une donnée clinique fournie par les neurologues.

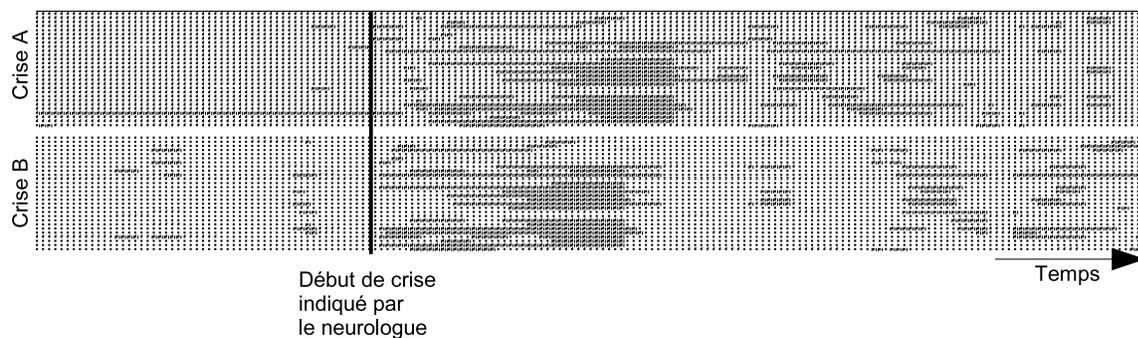


FIG. 2.35 – Exemple d’application de l’algorithme aux mêmes matrices que pour la figure 2.34. Il y a trois niveaux de codage mais le niveau intermédiaire est codé par deux caractères différents. La barre verticale indique le départ de crise donné par le médecin.

dans le tableau 2.13.

Valeur de l’indice	[-10 +20]s fenêtre	[-30 +30]s fenêtre	[-150 +150]s fenêtre
1	82.5%	82.5%	87.2%
1.5	73.2%	72.1%	8.14%
2	64.0%	60.5%	0%

TAB. 2.13 – Pourcentage des crises, dont l’indice donné par l’équation 2.62 est supérieur à la valeur donnée dans la première colonne.

On constate que pour la fenêtre la plus courte, 82.5% des quatre-vingt sept crises donnent un indice Sim_{ind} plus grand que 1. Pour 64% des crises observées, l’indice est plus grand que 2. Une telle valeur d’indice permet dans la plupart des cas de voir un "pattern" se dessiner et permet donc l’extraction des voies sur lesquelles l’augmentation des corrélations est la plus importante. Si on calcule la moyenne des indices sur chacune des fenêtres, on obtient respectivement 2.97, 2.37 et 1.24 pour les fenêtres [-10 +20]s, [-30 +30]s et [-150 +150]s. On remarque aussi que plus la fenêtre est courte autour du départ de crise, plus l’indice est élevé et plus la proportion de similarités trouvée est importante. Cette conclusion rejoint l’analyse sur la latéralisation et prouve encore une fois que l’identification du départ de crise reste cruciale et facilite la caractérisation de la crise.

Mesure locale : algorithme de Smith et Waterman

Le défaut majeur de la méthode d’extraction des similarités de Wagner et Fisher est l’extraction de similarités globales. L’indice de similarité 2.62 tente de contourner ce problème afin de fournir un critère de similarité locale en période critique et en intra-patient. Cet indice tend à prouver que l’extraction d’un *pattern* caractéristique en début de crise, basée sur l’étude de l’évolution des corrélations, est possible. Cependant, la distance d’édition obtenue ne reflète pas le fait que les crises soient similaires car elle se base sur une étude globale des données. L’algorithme de Smith et Waterman [124] est connu pour apporter une solution locale comme les alignements locaux dans des séquences de protéines ou de nucléotides. Le principe de cet algorithme est très proche de celui de Wagner et Fisher [139] ou plus précisément de celui de Needleman et Wunsch [120]. La principale différence vient du fait que l’alignement optimal ne part plus nécessairement de la case (n, m) (dernière ligne dernière colonne) de la matrice de comparaison, mais de la case de plus grand score (coût), puisqu’elle contient la fin de la sous-séquence de similarité maximale. Cet algorithme, comme les deux autres, est basé sur la programmation dynamique, il est donc sensible

mais long et possède une complexité en $O(nxm)$.

Le principe de base est que l'algorithme compare chaque séquence S d'un mot A de longueur m avec des segments de toutes les longueurs possibles d'un mot B de longueur n et maximise la mesure de similarité. Comme dans l'algorithme de Wagner et Fisher, une matrice de coût D est construite et pour remplir chaque cellule de la matrice de transformation, l'algorithme cherche tous les chemins possibles conduisant au coût minimum. Ces chemins peuvent débuter à partir de n'importe quelle cellule, ils peuvent avoir n'importe quelle longueur et peuvent bien évidemment être obtenus grâce à des opérations d'insertion et de suppression en plus des substitutions. Si la notion de trace persiste, les performances de similarité ne sont plus mesurées par la distance d'édition car certains coûts peuvent être négatifs. En effet, le coût d'une substitution est positif si les deux caractères à substituer sont identiques et négatif, s'ils sont différents. Une suppression ou une insertion ont en revanche, toujours un coût négatif. Dans le cas de l'algorithme de Smith et Waterman, on exprime un score qui ne représente d'ailleurs plus une mesure de distance (inégalité triangulaire non vérifiée) mais une mesure de similarité. Dans le cas d'une distance, on cherche la distance minimale alors que dans le cas de Wagner et Fisher on cherche la similarité maximale. La méthodologie globale de l'algorithme de Smith et Waterman conserve le même principe que pour Wagner et Fisher, une première passe construit la matrice de scores D et la seconde extrait la trace de plus forte similarité.

La première étape consiste à initialiser la première ligne et la première colonne de la matrice D avec des 0. Cette initialisation est cohérente avec notre application : les insertions/suppressions de début d'alignement doivent toutes avoir un score nul. Pour remplir la matrice D , quatre cas sont possibles :

- Cas de la substitution ; $B\langle j \rangle$ se substitue à $A\langle i \rangle$, dans ce cas $D(i, j)$ vaut $D(i - 1, j - 1) + \gamma(A\langle i \rangle \rightarrow B\langle j \rangle)$,
- Cas de la suppression ; passer de $A\langle i \rangle$ à $B\langle j \rangle$ se fait par la suppression d'un certain nombre de caractères k dans A . Dans ce cas $D(i, j)$ vaut

$$\max_{i \geq k \geq m} \{D(i - 1, j) - \gamma_k\},$$
- Cas de l'insertion ; passer de $A\langle i \rangle$ à $B\langle j \rangle$ se fait par l'insertion d'un certain nombre de caractères k dans B . Dans ce cas $D(i, j)$ vaut :

$$\max_{j \geq k \geq n} \{D(i, j - 1) - \gamma_k\}.$$
- Il n'existe pas de sous-séquence terminant par A_i et B_j ayant une similarité positive. On pose alors simplement $D(i, j) = 0$.

Il faut alors fixer les coûts $\gamma(A\langle i \rangle \rightarrow B\langle j \rangle)$ et γ_k pour définir complètement les paramètres de l'algorithme. Comme nous souhaitons pénaliser plus fortement les longues suites d'insertions/suppressions que les courtes, on peut poser γ_k comme étant une fonction affine de k , avec $\gamma_k = g_o + g_e * (k - 1)$. De cette manière, le coût augmente linéairement. Si on veut que la première insertion/suppression coûte plus que les suivantes, il suffit de poser $g_o > g_e$.

Pour accéder à la trace de similarité maximale, une seule solution possible pour construire $D(i, j)$ est donnée par la formule suivante :

$$D(i, j) = \max \begin{cases} D(i-1, j-1) + \gamma(A\langle i \rangle \rightarrow B\langle j \rangle) \\ \max_{i \geq k \geq n} \{D(i-1, j) - \gamma_k\} \\ \max_{j \geq k \geq n} \{D(i, j-1) - \gamma_k\} \\ 0 \end{cases} \quad (2.63)$$

Quant à la trace de similarité maximale : après avoir trouvé le score maximum dans la matrice D , la trace est remontée itérativement par une procédure dite de *trackback*, en cherchant toujours à maximiser le score le plus grand entre deux des cases adjacentes (haut dessus ou à gauche de la cellule courante). La trace de similarité maximale est déterminée lorsque le score nul est atteint. Cette action peut être réitérée pour chercher plusieurs sous-traces de similarité maximale en éliminant la trace remontée précédemment.

Extension au cas matriciel

L'extension au cas matriciel est sur le même principe que celui exposé dans le cadre de l'algorithme de Wagner et Fisher.

Sur la figure 2.37, les résultats obtenus par l'application de la méthode multivoies de l'algorithme de Smith et Waterman pour le même exemple sont présentés figure ???. On remarque que l'algorithme extrait une sous-séquence de celle obtenue par l'algorithme de Wagner et Fisher. L'algorithme de Smith et Waterman a tendance à trouver des séquences très compactes, c'est à dire que si un grand nombre de caractères ne sont pas mis en correspondance entre deux vecteurs \mathbf{a}^i et \mathbf{b}^j , la pénalisation est grande et ce vecteur a une forte chance de ne pas être retenu dans la trace de plus forte similarité ou d'en marquer le point d'arrêt.

Application à des EEG de crises

L'application à des EEG de crises a été réalisée dans les mêmes conditions que pour l'algorithme

	a	a	u	[g]	[c]	[c]	a	[u]	u	[g]	a	c	g	g
c	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
a	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.7	2.0	0.7	0.3	0.0	1.0	0.0	0.7
[g]	0.0	0.0	0.7	0.7	1.0	0.0	0.0	0.7	1.7	0.3	1.3	0.0	0.7	1.0
[c]	0.0	0.0	0.0	0.3	0.3	2.0	1.0	0.3	0.3	1.3	0.0	1.0	1.0	0.3
[c]	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.3	3.0	1.7	1.3	1.0	1.0	0.3	2.0	0.7
[u]	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.3	1.7	2.7	2.7	2.3	1.0	0.7	0.7	1.7
c	0.0	0.0	0.0	0.0	0.7	1.0	1.3	1.3	2.3	2.3	2.0	0.7	1.7	0.3
[g]	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.3	1.0	1.0	1.0	2.0	3.3	2.0	1.7	2.7
c	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	2.0	1.3	0.7	0.7	0.7	2.0	3.0	3.0	1.7
u	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.7	1.7	1.0	1.7	1.7	1.7	1.7	2.7	2.7
u	0.0	0.0	0.0	1.0	0.7	0.3	0.3	1.3	2.0	2.7	1.3	1.3	1.3	2.3
a	0.0	1.0	1.0	0.0	0.7	0.3	0.0	1.3	1.0	1.7	2.3	2.3	1.0	1.0
g	0.0	0.0	0.7	0.7	1.0	0.3	0.0	0.0	1.0	1.0	2.7	2.0	2.0	2.0

Caractères mis en correspondance

A : c a [g] [c] [c] [u] c [g] c u u a g
 B : a a u [g] [c] [c] a [u] u [g] a c g g

FIG. 2.36 – Construction de la matrice de coûts d'après l'algorithme de Smith et Waterman. Dans cet exemple, on pose que les coûts d'insertion et de suppression sont égaux à $1+1/3^*(k-1)$ où k est le nombre de suppression/insertion à faire pour maximiser la trace. Le coût d'une substitution vaut 1 si $A\langle i \rangle = B\langle j \rangle$, $-1/3$ sinon. Le chemin grisé est le résultat de la recherche de la trace de similarité maximale retrouvée par l'algorithme 4. On remarque qu'il serait possible de faire d'autres mises en correspondance, mais alors celles-ci ne suivraient plus la trace optimale.

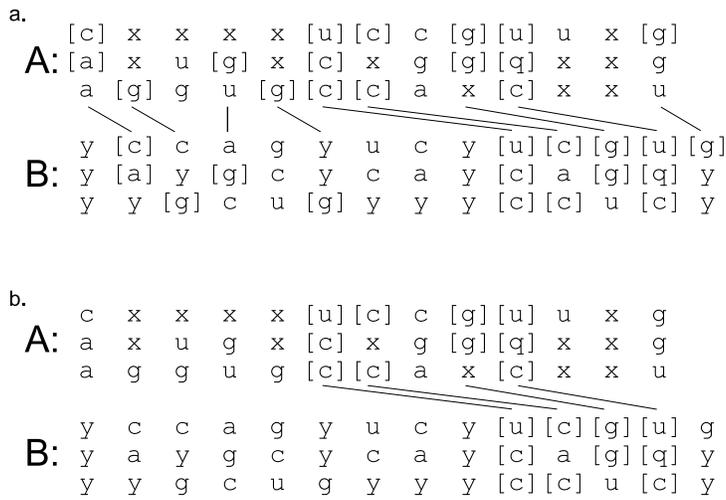


FIG. 2.37 – Comparaison des résultats de la mise en correspondance par les algorithmes de a. Wagner et Fisher, b. Smith et Waterman.

global de Smith et Waterman. Un exemple d'application de cet algorithme multivoies est présenté dans la figure 2.38.



FIG. 2.38 – Mise en correspondance de similarités pour deux fichiers EEG de crises avec l'algorithme de Smith et Waterman. Les lignes correspondent à des paires de voies. Les "patterns" extraits pourraient correspondre à deux crises et aux paires de voies impliquées

Selon les travaux de Fabrice Wendling [141], il existe une signature épileptique intra-patient. Cependant une certaine distorsion temporelle peut exister, les algorithmes de reconnaissance de forme du type de Wagner et Fisher ou Smith et Waterman autorisent cette distorsion temporelle. Dans le cas multidimensionnel, l'insertion ou la suppression de caractères a le plus souvent pour conséquence de faire baisser considérablement le score de Smith et Waterman marquant parfois l'arrêt prématuré de la trace extraite. Pour compenser la distorsion temporelle, les opérations d'insertion ou de suppression doivent être moins pénalisées, surtout si plusieurs caractères doivent être insérés ou supprimés. Pour s'adapter à cette contrainte, nous pouvons agir sur la valeur de g_e . Les valeurs retenues expérimentalement sont les suivantes :

$$\begin{aligned}
 \textit{substitution} : \quad \gamma(a \rightarrow b) &= \begin{cases} 1 & \textit{si } a = b \\ -1/7 & \textit{si } a \neq b \end{cases} \\
 \textit{insertion} : \quad \gamma_k &= 1/2 + 1/7 * k \\
 \textit{suppression} : \quad \gamma_k &= 1/2 + 1/7 * k
 \end{aligned} \tag{2.64}$$

En effet, de cette manière la première insertion/substitution d'un seul vecteur est plus périalisée que si l'opération doit être réitérée plusieurs fois. De plus, le score dû à la substitution de trois caractères (ou moins) est plus rentable qu'une opération d'insertion ou de suppression. Cela permet d'être conforme à nos exigences : si l'augmentation des corrélations n'intervient pas sur au moins trois voies de l'EEG, nous ne considérons pas qu'il s'agit d'un événement épileptique critique. Cela permet aussi de ne pas faire augmenter le score, si moins de deux caractères identiques sont observés. Après application à l'ensemble de la base de données, la zone mise en correspondance du plus fort score correspond dans 73% des cas aux crises réelles indiquées par le neurologue à 5 secondes près. La durée moyenne de la trace de plus grande similarité est de 25 secondes avec un écart-type de 15 secondes. Cela signifie donc que l'on observe de grandes variations sur la longueur de la trace extraite. Le nombre moyen de voies qui sont trouvées comme présentant le plus de similarités est légèrement supérieur à huit. Cela confirme que les crises que nous étudions sont assez rapidement diffusées et observables sur plusieurs voies. Cette information vient renforcer à *posteriori* l'hypothèse faite pour déterminer le départ de crise dans la partie latéralisation.

Classification

Notre base de données contient différents types de crises. Est-il possible de classer ces crises à partir du coefficient de corrélation non linéaire qui est une estimation des synchronisations inter-électrodes ? Les crises sont classées en fonction d'une localisation régionale de l'activité épileptique initiale en deux classes : les mésiales et les méso-latérales.

Sur les EEG des quarante-trois patients composant la base de données, trente-sept patients ont subi une chirurgie. La mesure de la distance d'édition sur l'ensemble du fichier contenant la crise par l'algorithme de Wagner et Fisher n'est pas significative. En effet, la distance d'édition moyenne que nous obtenons est de l'ordre de 0,95 avec un écart-type de 0,03. De manière absolue, toutes les crises sont toutes très dissimilaires entre elles. L'algorithme de Smith et Waterman donne une mesure locale de la similarité dont le score n'est pas normalisé. Ce score ne possède pas toutes les caractéristiques d'une distance, la comparaison directe des scores obtenus entre deux crises n'est pas exploitable en l'état. En revanche, l'algorithme a mis en correspondance les similarités dans le temps et sur certains couples de voies. Nous avons fait l'hypothèse que les zones mises en correspondance aux départs de deux crises d'un même patient peuvent être considérées comme étant dues au processus épileptique sous-jacent. Les couples de voies pour lesquelles les similarités sont observées, procurent une information sur la localisation initiale de ce processus.

Pour certaines crises de la base de données, des corrélations significatives et mises en correspondance sur des crises en intra-patient interviennent pour des couples de voies contenant le Vertex (sommet du crâne) : CzPz. Or, dans leur analyse des EEG de surface, deux neurologues Ebersole et Pacia [46] en 1996 ont montré qu'un certain type de crise du lobe temporal était caractérisé par la présence d'une activité rythmique thêta sur ces voies du vertex. D'après les auteurs, la position et l'orientation du dipôle épileptogène dans son repère anatomique et par rapport aux circonvolutions du lobe temporal engendrerait cette activité accrue sur le vertex. Sept des couples d'électrodes que nous avons retenues sont en relation directe avec le Vertex : C_zP_z . En fait, il nous a semblé que l'absence de corrélations significatives sur l'ensemble des 7 couples de voies retenues caractérise le mieux la classe des crises de type méso-latérales alors que la présence de corrélations fortes mises en correspondance par les algorithmes caractérise la classe des crises mésiales. La classification peut donc être effectuée à partir d'une caractéristique de type nombre de couples de voies du vertex considérés actifs au départ de crise et mis en correspondance en intra patient.

Les probabilités d'appartenir aux différentes classes sont résumées dans le tableau 2.15.

Nv	Classe	Patient
0	M	20,22,34
0	ML	9,10,12,14,29,31,32,36,39
0	Ind	26,33,43
1	M	5,,21,37
1	ML	16,23,28
1	Ind	42
2	M	13,30
2	ML	18,27,41
3	M	1,2,11,38,40
4	ML	25
5	M	4,7,15,17,19
5	ML	29
6	M	8,35
6	ML	29

TAB. 2.14 – Classification des patients en fonction du nombre de corrélations mis en correspondance avec la voie CzPz et au cours des 5 secondes initiales de la crise. La colonne "Nv" indique pour chaque patient le nombre de corrélations avec C_zP_z extraites avec l'algorithme de Smith et Waterman. La colonne "classe" indique le type de crises définies par les neurologues. Les crises sont codées telles que : M = crises mésiales, ML = crises mésio-latérales, Ind=Indéterminées. La colonne "patient" correspond aux numéros des patients dans la base de données.

Nv	M	ML	Ind
0	20%	60%	20%
1	43%	43%	14%
2	40%	60%	0%
≥ 3	75%	25%	0%

TAB. 2.15 – Probabilité d'appartenir aux différentes classes définies en fonction des valeurs de Nv

Une deuxième caractéristique peut être introduite, elle est basée uniquement sur l'observation suivante : les patients de la classe ML semblent avoir globalement moins de corrélations mises en correspondance en début de crise. Les crises ML trouvent leurs origines dans des structures plus profondes du lobe temporal. Les corrélations observées en surface pourraient être moins diffuses et donc les mises en correspondance plus faibles. Les caractéristiques qui sont extraites dans les 5 premières secondes des mises en correspondance sur les corrélations non-linéaires, sont alors définies telles que :

- Le nombre de voies mises en correspondance observé sur les corrélations non-linéaires pour l'ensemble des voies de l'EEG ne contenant pas CzPz,
- Le nombre de voies mises en correspondance observé sur les corrélations non-linéaires pour toutes les voies de l'EEG et la voie CzPz.

2.5.7 Résultats

La classification a été effectuée avec apprentissage sur la population test de la base de données. Pour la supervision 3 distances ont été testées : euclidienne, Seuclidienne (ou euclidienne

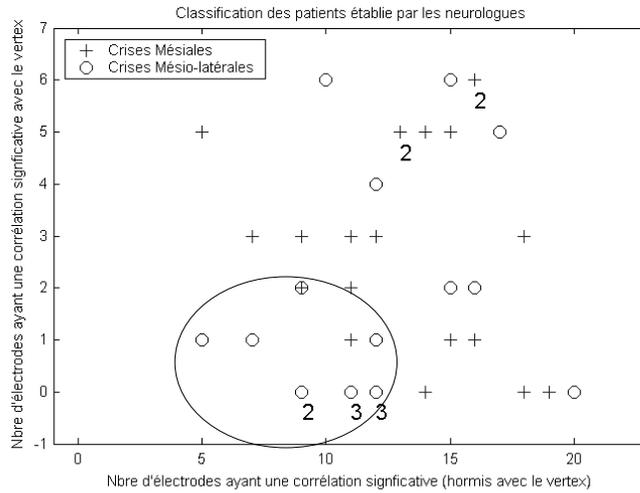


FIG. 2.39 – Les crises de types ML et M sont représentées dans l’espace des caractéristiques respectivement par les cercles et les croix. Le chiffre associé indique le nombre de crises représenté par le même point.

standardisée) et Mahalanobis. Bien que le coefficient de corrélation linéaire des deux caractéristiques soit assez faible (0,1), les meilleurs résultats ont été obtenus avec la distance euclidienne standardisée. La distance de tous les points au barycentre évolue entre 0.33 et 3.08. Les patients de type ML sont majoritairement bien classés pour des distances inférieures à 1.00. Les résultats de la classification automatique sont résumés dans les tableaux 2.16 et 2.17.

Classe	ML (19)	M (20)
ML (classe 1)	58%	15%
M (classe 2)	42%	85%

TAB. 2.16 – Sensibilité des classes : pourcentage de patients bien classés automatiquement.

Classe	ML (19)	M (20)
ML (classe 1)	79%	32%
M (classe 2)	21%	68%

TAB. 2.17 – Spécificité de chaque classe : pourcentage de patients classés automatiquement dans une des deux classes et qui y appartiennent effectivement.

Cette classification automatique basée uniquement sur deux caractéristiques fournit de bons résultats principalement pour les crises de type mésiale. Pour ces crises d’origines profondes, le nombre de couples de voies qui présentent une forte corrélation avec le vertex et le nombre de couple de voies autres corrélées sont des caractéristiques significatives. Nous souhaitons montrer avec ces premiers résultats que le coefficient de corrélation non linéaire calculé à partir des EEG de surface est un outil exploitable pour caractériser à la fois la dynamiques de la crise avec la signature épileptique intra-patient et également l’origine anatomique par la classification.

Pour plus de 73% des patients, un important degré de similarité est observé entre deux crises ($Sim_{ind} > 1.5$) d’un même patient : c’est une méthode d’analyse de signatures de l’épilepsie à partir d’EEG de surface. Pris dans un cadre diagnostique, cette signature intra-patient peut être

exploitée pour un bilan pré-opératoire. Dans [27], nous avons montré que la zone importante pour l'étude des EEG appliqués à l'épilepsie est celle contenant les premières secondes de crise. En effet, tous les indices que nous avons construits donnent de meilleurs résultats quand ils sont appliqués à des fenêtres du type $[-10,+20]$ secondes³⁰. L'indice que nous avons appelé Sim_{ind} est supérieur à 2 (donc considéré comme très informatif sur la qualité de la mise en correspondance d'une crise) pour plus de 64% des crises et baisse à 60% pour une fenêtre du type $[-30,+30]$ s.

Selon deux caractéristiques issues de l'évolution du coefficient de corrélation non linéaire, il est possible de classer les crises en deux groupes : mésiales et méso-latérales. Si ces deux classes renseignent sur l'origine régionale et non-local des crises, il est envisageable de définir d'autres caractéristiques telles que l'énergie, la fréquence principale, la durée des mises en correspondance pour chaque voie, etc..

2.5.8 Conclusion

En collaboration avec Fabrice Wendling qui possède une grande connaissance du fonctionnement électrophysiologique des structures profondes, nous avons cherché à démontrer par ces travaux que des reflets des relations interstructures cérébrales profondes peuvent être extraits des EEG de surface. Des méthodes d'estimation de relations, telles que la cohérence, la Directed Transfer Function (DTF), la corrélation linéaire (r^2) ou la corrélation non-linéaire (h^2) ont été testées. Leur application en période critique et précritique sur l'ensemble des crises de la base de données a permis de retenir le coefficient de corrélation non linéaire comme méthode la plus discriminante. Le couplage fonctionnel entre les voies de l'EEG est significativement plus élevé en début de crise. Le coefficient de corrélation non linéaire est exploité pour déterminer l'hémisphère d'origine des crises du lobe temporal et les classer en 2 groupes : mésiale et méso-laterale.

2.5.9 Publications

V. Louis Dorr, M. Caparos, F. Wendling, J-P. Vignal, D. Wolf, Extraction of reproducible seizure patterns based on EEG scalp correlations, Biomedical signal processing and control, vol.2, Issue 3, pp 154-162, 2007.

M. Caparos, **V. Louis Dorr**, F. Wendling, L. Maillard, D. Wolf, Automatic lateralization of Temporal Lobe Epilepsy based on scalp EEG, Clinical Neurophysiology, vol.117, pp 2414-2423, 2006.

R. H. Velez Perez, **V. Louis Dorr**, R. Ranta, M. Dufaut, " Connectivity estimation of three parametric methods on simulated electroencephalogram signals ", 30th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), Lyon, France, août 2008

R. Romo-Vázquez, R. Ranta, **V. Louis Dorr**, D. Maquin " EEG Ocular Artefacts and Noise Removal ", 29th congrès EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), Lyon, France, août 2007

R. Romo-Vázquez, R. Ranta, **V. Louis Dorr**, D. Maquin " Ocular artifacts removal in scalp EEG : combining ICA and wavelet denoising ", 5ième congrès PSIP (International Conference on Physics in Signal and Image Processing), Mulhouse, France, janvier 2007

³⁰L'instant 0 correspond au départ de crise.

H. Velez Perez, M. Caparos, **V. Louis Dorr**, R. Ranta, Comparison between synchronization estimation methods on scalp EEG 5ième congrès PSIP (International Conference on Physics in Signal and Image Processing), Mulhouse, France, janvier 2007

M. Caparos, **V. Louis Dorr**, F. Wendling, J-P. Vignal, D. Wolf "Extraction of reproducible epileptic patterns on scalp EEG" Modeling and control in biomedical systems, 6th IFAC Symposium, 20-22 September 2006, Reims, France

M. Caparos, **V. Louis Dorr**, F. Wendling, J-P. Vignal, D. Wolf "Automatic lateralization of TLE based on non-linear correlation on scalp EEG : study on 43 patients" EMBEC'05 IEEE, 20-25 November 2005, Prague, Czech Republic.

M. Caparos, **V. Louis Dorr**, F. Wendling, J-P. Vignal, D. Wolf, Analyse de relations dans les signaux EEG de surface pour la classification des crises d'épilepsie du lobe temporal, JSTIM 05 FRGBM-GRAMM-JRIM, 21 au 23 Mars 2005, Nancy.

2.6 Etude du dichroïsme linéaire de la couche des fibres optiques de la rétine

2.6.1 Objectif du projet

L'objectif de ce projet est d'une part d'exploiter les propriétés du dichroïsme de la Couche de Fibres Nerveuses Rétiniennes (CFNR) dans un contexte diagnostique précoce du glaucome et d'autre part de développer un dispositif de détection de glaucome capable de s'adapter sur un ophtalmoscope classique. Ce travail effectué sur le dichroïsme linéaire de la couche des fibres optiques de la rétine est un peu atypique dans ce mémoire de recherche. L'idée de notre projet est d'utiliser les propriétés de dichroïsme linéaire de forme de la CFNR. L'importance du dichroïsme pour une longueur d'onde donnée et pour un milieu donné est directement proportionnelle à l'épaisseur de ce milieu, d'où l'idée de tenter d'évaluer l'épaisseur de la CFNR par la mesure de ce dichroïsme. L'estimation du dichroïsme doit conduire à l'estimation de l'épaisseur de la CFNR laquelle est liée à la présence ou non du glaucome. Le projet est le fruit de plusieurs années de collaboration entre le service d'Ophtalmologie du CHRU de Nancy, le Laboratoire de Cristallographie et de Modélisation des Matériaux Minéraux et Biologiques (LCM3B, UMR-CNRS 7036) et le Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN, UMR-CNRS 7039). Les personnes qui ont collaboré à ce projet sont le Professeur Antoine Raspiller chef du service, de Laurent Mala et de Karim Naoun tous trois ophtalmologues, Anne-Marie Benoît Maître de Conférences au LCM3B dont la spécialité est l'optique et moi-même pour la partie instrumentation et modélisation. Cette recherche a fait l'objet d'une thèse en médecine [93], une thèse en biologie moléculaire [100], trois publications en revue [16, 92, 101] et deux communications [19, 89]. Ce projet a été accompagné par la société Zeiss sous forme d'aide matériel.

2.6.2 Le glaucome

Le glaucome est une maladie qui se caractérise par une lésion progressive du nerf optique et par une diminution du champ visuel. Il représente la troisième cause de cécité dans les pays développés après la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge ³¹. Les facteurs de risque associés au glaucome sont une pression intra-oculaire élevée et à degré moindre la myopie. L'élévation de la pression oculaire est consécutive à une perturbation de l'excrétion de l'humeur aqueuse. La résistance du nerf optique à l'hypertonie intra-oculaire et donc à la cécité est extrêmement variable d'un individu à l'autre. Son diagnostic et son suivi reposent sur la mesure de la pression intra-oculaire, l'analyse du champ visuel, l'analyse de la papille et la structuration de la couche des fibres optiques. Toute la difficulté réside dans la détection des patients qui évoluent de l'hypertonie oculaire simple au glaucome vrai. Les premiers signes sur le champ visuel apparaissent à un stade avancé de la maladie. Il est admis qu'au moins 30% des fibres optiques sont détruites lorsque les premiers déficits sont détectés. Or, le traitement actuel du glaucome, qu'il soit médical ou chirurgical dans la grande majorité des cas, permet uniquement de stabiliser la maladie. On comprend toute l'importance d'un dépistage précoce de la maladie. La perte en fibres nerveuses rétiniennes est la première étape de la maladie glaucomateuse, son analyse revêt donc un intérêt particulier et les récents progrès technologiques permettent d'accéder à un diagnostic de plus en plus précoce.

³¹La prévalence du glaucome chronique à angle ouvert représente 2% de la population de plus de 40 ans en France selon une évaluation du Comité de Lutte contre le Glaucome, soit 500 000 personnes.

2.6.3 Dichroïsme des fibres nerveuses rétiniennes

Caractérisation de la biréfringence et du dichroïsme

La différence entre un milieu biréfringent et dichroïque peut être définie à partir du champ lumineux et de ses ondes planes de propagation. Dans une direction donnée, les deux ondes planes se propagent avec des vecteurs D' et D'' perpendiculaires entre eux, de vitesses différentes : $v' = c/n'$ et $v'' = c/n''$ et de coefficients d'absorption différents κ' et κ'' . La différence des indices $n'' - n'$ caractérise la biréfringence du milieu de propagation et la différence des coefficients d'absorption $\kappa'' - \kappa'$ caractérise le dichroïsme. L'étude de la propagation d'une onde plane dans ces milieux anisotropes absorbants nécessite de substituer à l'indice de réfraction réel n , un indice complexe $\tilde{n} = n + i\kappa$ où n et κ sont respectivement les indices de propagation et d'atténuation.

2.6.4 Positionnement

Les premières observations connues sur les propriétés polarisantes de la rétine sont les houppes de Haidinger en 1844 [65]. Helmholtz (1856) dans une analyse du phénomène entoptique des houppes de Haidinger, décrit les propriétés d'analyseur radial de polarisation de la rétine sans déterminer les structures histologiques responsables du phénomène. La voie est ouverte par Stanworth et Naylor [125] qui ont montré que les variations d'absorption de la lumière observées au niveau de la rétine correspondaient à la courbe d'absorption du pigment maculaire. Puis Hocheimer [67] et Hemenger [66] constatent un dichroïsme rétinien par l'observation d'images rétiniennes en *croix maltese* avec des sources lumineuses jaune ou rouge dans un domaine de longueur d'onde où le dichroïsme lié aux pigments maculaires (500-600 nm) est nul. Van Bloklant [137] en 1987 étudie le déphasage entre deux vibrations respectivement parallèle et perpendiculaire à l'axe des fibres et en déduit la biréfringence de la couche des fibres nerveuses rétiniennes (CFNR). La rétine est donc un milieu biréfringent et dichroïque, on peut distinguer d'une part un dichroïsme intrinsèque lié à l'arrangement moléculaire des pigments de la macula et d'autre part un dichroïsme de forme issu de la structure de la CFNR. La CFNR est formée d'axones (800000 à 1500000) qui convergent vers le nerf optique (voir figure 2.40). Les milieux oculaires se comportent non seulement comme des cristaux biréfringents mais également dichroïques. Le dichroïsme, directement lié à la biréfringence de la CFNR, est donné par la différence d'absorption des deux composantes orthogonales polarisées d'un faisceau réfléchi par le fond d'œil. La CFNR de structure asymétrique vis-à-vis de la lumière qui la traverse, se comporte comme un cristal uniaxe positif dont l'axe optique est parallèle à l'axe des fibres optiques. Selon Weiner [145], la biréfringence de forme est observée si le diamètre des structures cylindriques représentées figure 2.40 est inférieure à la longueur d'onde de la source lumineuse, la biréfringence de la CFNR est attribuée aux microtubules [79]. En 1992, Dreher [42] conclut que la CFNR est la seule structure de l'œil potentiellement responsable de la biréfringence observée. Toutefois, notons qu'il n'accorde aucun intérêt particulier au dichroïsme dans ses travaux ³². Dès lors, si la biréfringence est caractérisée, le dichroïsme de la CFNR est suspecté mais il n'est pas modélisé pour l'œil en entier et plus encore il n'est pas exploité. De cette constatation, sont nés nos travaux sur la modélisation du dichroïsme de l'œil avec en ligne de mire un objectif contraignant la réalisation d'un instrument de mesure du dichroïsme capable de s'adapter sur un ophtalmoscope traditionnel.

³²Il a réalisé ses expérimentations à une longueur d'onde de 632,8 nm sur 8 yeux humains énucléés post-mortem, après avoir excisé la cornée et le cristallin.

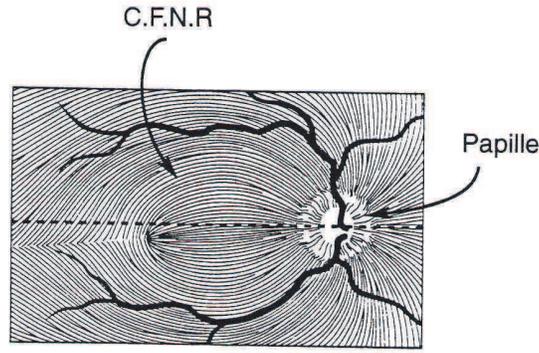


FIG. 2.40 – Répartition des fibres nerveuses rétiniennes en surface de la rétine.

2.6.5 Modélisation des milieux oculaires

Afin de modéliser le comportement dichroïque de la rétine en particulier et des différents milieux optiques de l'œil en général, nous avons étudié le dichroïsme de chaque structure en transmission à l'aide d'un spectrophotomètre. Cette approche s'est faite sur des yeux de mouton, modèles proches de l'œil humain.

La rétine : un cristal dichroïque uniaxe

D'après Dreher [42], les fibres nerveuses rétiniennes qui sont radialement distribuées autour de la papille optique possèdent la propriété de biréfringence. A cette biréfringence est associée le dichroïsme. Nous avons montré dans [16] que le coefficient d'absorption κ_y pour une lumière polarisée avec un vecteur électrique parallèle à la direction des fibres est supérieur au coefficient d'absorption κ_x pour un vecteur électrique perpendiculaire à la direction des fibres optiques. De ce fait, les fibres nerveuses rétiniennes ont les mêmes propriétés qu'un cristal dichroïque uniaxe et polarisent ainsi partiellement un faisceau lumineux non polarisé.

La cornée : un cristal dichroïque biaxial

L'anisotropie de la cornée est due à la structure particulière de la Stroma qui est composée d'une centaine de couches de fibres de collagène. Nous avons montré dans [92] que la cornée est un cristal dichroïque biaxial. Cependant, la différence entre $\kappa'' - \kappa'$ est vraiment faible si l'angle que fait le rayon lumineux d'incidence avec la perpendiculaire à la surface de la cornée est faible ($< \frac{\pi}{12} rad$).

2.6.6 Modélisation du système

Estimer le dichroïsme d'un milieu revient à estimer son pouvoir polarisant sur un faisceau lumineux. En effet, en optique, les intensités lumineuses sont les grandeurs les plus accessibles à la mesure. Un faisceau incident est donc envoyé dans l'œil perpendiculaire à la cornée. Le faisceau traverse les différents milieux oculaires. La partie qui se réfléchit sur le fond de la rétine peut être mesurée à la sortie de l'œil. Nous avons donc choisi une représentation de Stokes pour décrire l'état de polarisation d'un faisceau lumineux. Le vecteur de Stokes S est constitué de quatre éléments S_0, S_1, S_2, S_3 avec S_0 qui représente l'intensité totale et S_1, S_2, S_3 qui caractérisent la polarisation. L'état de polarisation peut être alors défini par le degré de polarisation tel que :

$$P = \frac{\sqrt{S_1^2 + S_2^2 + S_3^2}}{S_0} \quad (2.65)$$

Le faisceau incident dans l'oeil d'intensité I_0 et de longueur d'onde λ_0 doit être non polarisé. Il est défini par le vecteur de Stokes S_0 tel que $S_{0,0} = I_0$ et $S_{1,0} = S_{2,0} = S_{3,0} = 0$. Les propriétés polarisantes des différentes structures du milieu oculaire peuvent être décrites par les matrices de Mueller. Les modifications de l'état de polarisation que subit le faisceau incident est le résultat du produit de la matrice de Mueller M de la structure polarisante et du vecteur de Stokes S du faisceau incident. Ainsi, le faisceau incident traverse la cornée d'épaisseur ℓ_c de matrice de Mueller $M_{c,1}$ puis subit un double passage à travers la rétine d'épaisseur ℓ_r de matrice de Mueller M_r pour de nouveau traverser la cornée notée $M_{c,2}$ (avec $M_{c,1} = M_{c,2}$). L'état de polarisation du faisceau lumineux émergent de l'oeil peut alors être décrit par le vecteur S_T :

$$S_T = M_{c,2} \times M_r \times M_{c,1} \times S_0 \quad (2.66)$$

La matrice de Mueller $M_{c,1}$ de la cornée modélisée comme un cristal dichroïque uniaxe dans les conditions du protocole de mesure a pour expression :

$$M_{c,1} = \exp -2\kappa_{s,C}\ell_C \begin{pmatrix} \cosh(2\kappa_{d,C}\ell_C) & \sinh(2\kappa_{d,C}\ell_C) & 0 & 0 \\ \sinh(2\kappa_{d,C}\ell_C) & \cosh(2\kappa_{d,C}\ell_C) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos(\varphi_C) & -\sin(\varphi_C) \\ 0 & 0 & \sin(\varphi_C) & \cos(\varphi_C) \end{pmatrix} \quad (2.67)$$

où

$$\varphi_C = \frac{2\pi}{\lambda}(n'' - n')\ell_C$$

$$\kappa_{d,C} = \frac{1}{2(\kappa'' - \kappa')}$$

$$\kappa_{s,C} = \frac{1}{2(\kappa'' + \kappa')}$$

La matrice de Mueller M_R de la rétine modélisée comme un cristal dichroïque uniaxe traversé deux fois a pour expression :

$$M_{c,1} = \exp -4\kappa_{s,R}\ell_R \begin{pmatrix} \cosh(4\kappa_{d,R}\ell_R) & \sinh(4\kappa_{d,R}\ell_R) & 0 & 0 \\ \sinh(4\kappa_{d,R}\ell_R) & \cosh(4\kappa_{d,R}\ell_R) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos(\varphi_R) & -\sin(\varphi_R) \\ 0 & 0 & \sin(\varphi_R) & \cos(\varphi_R) \end{pmatrix} \quad (2.68)$$

où y représente l'axe parallèle au fibres rétiniennes et x sa perpendiculaire.

$$\varphi_R = \frac{2\pi}{\lambda}(n_y - n_x)\ell_C$$

$$\kappa_{d,C} = \frac{1}{2(\kappa_y - \kappa_x)}$$

$$\kappa_{s,C} = \frac{1}{2(\kappa_y + \kappa_x)}$$

et enfin le vecteur S_T qui décrit l'état de polarisation du vecteur qui emerge de l'oeil :

$$S_T = \begin{bmatrix} S_{0,T} \\ S_{1,T} \\ S_{2,T} \\ S_{3,T} \end{bmatrix} = I_0 \exp(-4(\kappa_{s,C}\ell_C + \kappa_{s,R}\ell_R)) \begin{pmatrix} \cosh 4(\kappa_{d,C}\ell_C + \kappa_{d,R}\ell_R) \\ \sinh 4(\kappa_{d,C}\ell_C + \kappa_{d,R}\ell_R) \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (2.69)$$

Le degré de polarisation du faisceaux de lumière émergent de l'oeil est alors tel que :

$$P = \frac{\sqrt{S_{1,T}^2 + S_{2,T}^2 + S_{3,T}^2}}{S_{0,T}} = \tanh [4(\kappa_{d,C}\ell_C + \kappa_{d,R}\ell_R)] \quad (2.70)$$

Il est à noter que ni la birefringence de la cornée ni la biréfringence de la rétine caractérisées respectivement par φ_C et φ_R ne produisent un effet sur le degré de polarisation, lequel dépend uniquement des dichroïsmes $\kappa_{d,C}$ et $\kappa_{d,R}$ et des épaisseurs ℓ_C et ℓ_R de la cornée et de la couche des fibres nerveuses rétiniennes.

2.6.7 Mesure du degré de polarisation

Nous avons choisi de mesurer le dichroïsme par un capteur adaptable sur un ophtalmoscope à fente, ce système est appelé Analyseur de Dichroïsme Rétinien (ADR). Cet appareil possède une source de lumière laser He-Ne ($\lambda = 632,8nm$) non polarisée de puissance $75\mu W$ ³³. Le faisceau est orienté sur les points d'impacts par l'ophtalmologue à l'aide d'une lentille de Volk. Le faisceau de lumière partiellement polarisé réfléchi sur la rétine émergeant de l'œil traverse un analyseur linéaire de polarisation rotatif (prisme de Glazbrook) motorisé (40 tours/seconde). Le faisceau Laser est focalisé par une lentille sur différents points de la rétine : 4 points d'impacts significatifs (voir figure ??). Le diamètre d'impact du rayon lumineux sur la rétine est estimé par différentes mesures à $50\mu m$. L'intensité lumineuse du faisceau en sortie d'analyseur est recueilli par un photomultiplicateur. Le signal est numérisé pour une fenêtre de 1s, l'instant de départ est déclenché par un commande manuelle de l'ophtalmologue. La description du dispositif est représentée figure 2.41. L'ADR donne donc accès à l'intensité lumineuse en sortie d'analyseur.

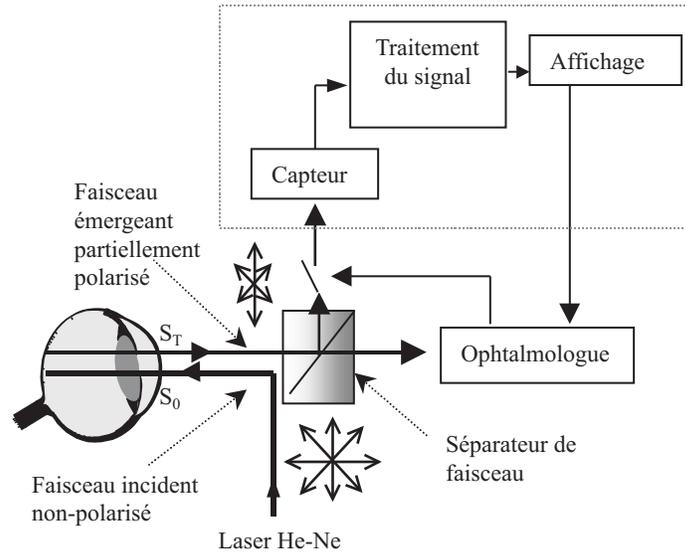


FIG. 2.41 – Principe de fonctionnement de l'Analyseur de Dichroïsme Rétinien.

En sortie d'analyseur, le vecteur sortant S_A peut être calculé tel que :

$$S_A = M_A \times S_T \quad (2.71)$$

La matrice de Muller M_A est connue, elle représente les effets d'un analyseur en rotation tel que :

$$M_A = \begin{pmatrix} 1 & \cos 2\theta & \sin 2\theta & 0 \\ \cos 2\theta & \cos^2 2\theta & \sin 2\theta \cos 2\theta & 0 \\ \sin 2\theta & \sin 2\theta \cos 2\theta & \sin^2 2\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.72)$$

avec $\theta(t) = 2\pi ft$ avec f la fréquence de rotation de l'analyseur. L'intensité transmise par l'analyseur est donnée par l'équation 2.73 :

$$I_A(\theta) = S_{0,A} = \frac{I_0}{2} \exp(4(\kappa_{s,C} \ell_C + \kappa_{s,R} \ell_R)) \times (\cosh 4(\kappa_{d,C} \ell_C + \kappa_{d,R} \ell_R) + \cos 2\theta \sinh 4(\kappa_{d,C} \ell_C + \kappa_{d,R} \ell_R)) \quad (2.73)$$

³³ La puissance maximum selon la norme ANSI est de $400\mu W$

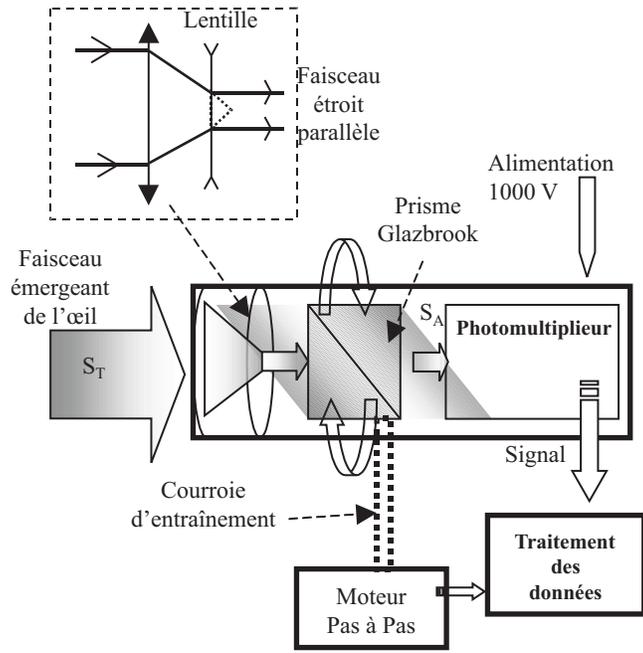


FIG. 2.42 – Diagramme fonctionnel du capteur de l'ADR pour la mesure du degré de polarisation.

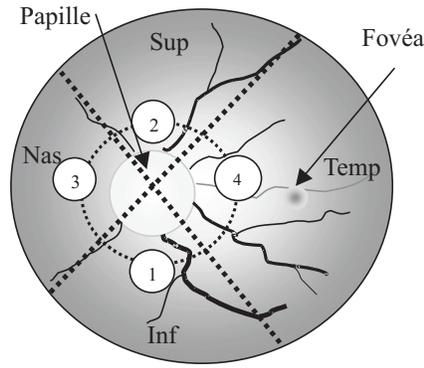


FIG. 2.43 – Image du fond d'œil. Les 4 points d'impacts du faisceau lumineux sur la rétine visés par l'ophtalmologue sont représentés : 1 (inférieur), 2 (supérieur), 3(nasal), 4 (temporal).

Si pour un point de mesure (parmi les 4 points d'impacts de la figure ??), nous considérons que l'axe y est parallèle à la direction des fibres rétinienne de la figure 2.40 alors les maxima et minima d'intensités sont détectés respectivement pour $\theta = k\pi$ et $\theta = (2k + 1)\pi/2$. Le dichroïsme oculaire peut alors être exprimé en fonction des intensités maximale et minimale tel que :

$$P = \frac{I_{A,max} - I_{A,min}}{I_{A,max} + I_{A,min}} = \tanh 4(\kappa_{d,C}\ell_C + \kappa_{d,R}\ell_R) \quad (2.74)$$

Comme nous l'avons montré dans [92] le dichroïsme de la cornée est négligeable dans les conditions de mesure, le degré de polarisation P devient alors :

$$P = \frac{I_{A,max} - I_{A,min}}{I_{A,max} + I_{A,min}} = \tanh 2(\kappa_y - \kappa_x)\ell_R \quad (2.75)$$

L'expression de P est donc fonction de l'épaisseur ℓ_R des fibres nerveuses rétinienne.

Le traitement du signal est constitué d'une partie analogique et d'une partie numérique :

- La partie analogique est constituée d'un amplificateur d'instrumentation de gain K , deux filtres analogiques du 4^{me} ordre passe-bas (fréquence de coupure 5 Hz) et passe-bande (de fréquence centrale 80Hz et de la largeur de bande 10Hz), la fréquence de conversion analogique-numérique s'effectue à 2048 échantillons/seconde.
- La partie numérique a plusieurs fonctionnalités. Son premier rôle est d'extraire les valeurs de l'enveloppe $I_{A,max}$ et $I_{A,min}$. Cette partie est réalisée par une démodulation synchrone avec le cycle de rotation de l'analyseur linéaire. La valeur moyenne est calculée sur 1 seconde, durée pendant laquelle le point d'impact sur la rétine est considéré comme statique. Cette phase permet le calcul de P . Le second rôle de la partie logicielle est de valider la mesure vis à vis du manipulateur. La moyenne des mesures de la première 1/2 seconde est comparée à la deuxième 1/2 seconde, la mesure est rejetée s'il y a plus de 10% d'écart. Son troisième rôle est de gérer les mesures de chaque patient en l'associant au fichier contenant les données cliniques préétablies de chacun d'eux .

2.6.8 Résultats

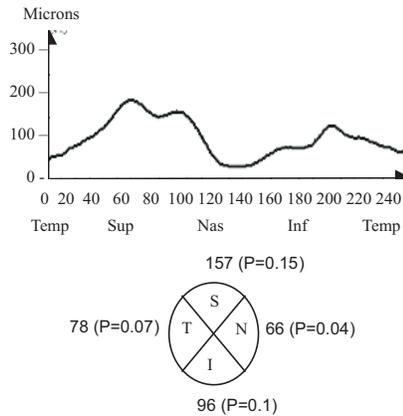


FIG. 2.44 – Exemple d'une courbe fournie par l'OCT. Elle représente l'épaisseur des fibres nerveuses rétiniennes de l'œil glaucomateux numéro 6 lequel présente une déficience dans le quart inférieur.

Nous avons étudié une série de 10 yeux dont 5 sont considérés normaux et 5 sont considérés glaucomateux par l'analyse des champs visuels, tous ont un cristallin transparent. Après dilatation de la pupille, un examen du fond d'œil est réalisé. L'épaisseur des fibres nerveuses rétiniennes est mesurée au préalable par la technique de l'OCT "Optical Coherence Tomographie" sur un cercle de diamètre 3,4mm centré sur la tête du nerf optique (figure 2.43). La mesure du degré de polarisation et de l'épaisseur des couches est effectuée sur les 4 points représentés ???. Les résultats des degrés de polarisation et des épaisseurs des fibres nerveuses rétiniennes sont présentés dans [101] sur les graphes des figures 2.45 et 2.46. Les populations sont distinctes pour tous les points d'impacts. Cependant les points 1,2,3 séparent plus aisément les populations que le point 4. Pour la population d'yeux normaux, l'épaisseur des couches nerveuses rétiniennes décroît du point 1 au point 4. La même décroissance est observée pour les épaisseurs de la CFNR mesurées à l'OCT. Compte tenu de la perte de fibres, cette décroissance n'est pas observée pour les yeux souffrant de glaucome. Le patient 6 présente un déficit de fibres localisés

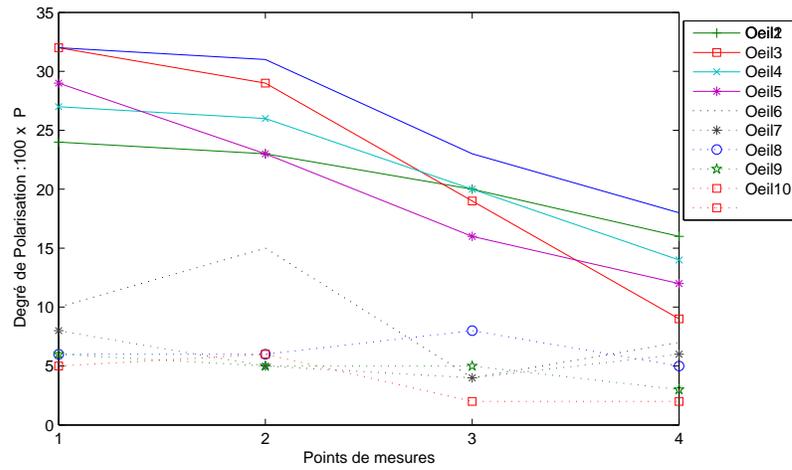


FIG. 2.45 – Ces courbes représentent les degrés de polarisation obtenus à partir des mesures sur les 10 yeux (les 5 premiers sont sains et les 5 derniers sont diagnostiqués avec glaucome) pour les 4 points d’impacts 1 (inférieur), 2 (supérieur), 3(nasal), 4 (temporal).

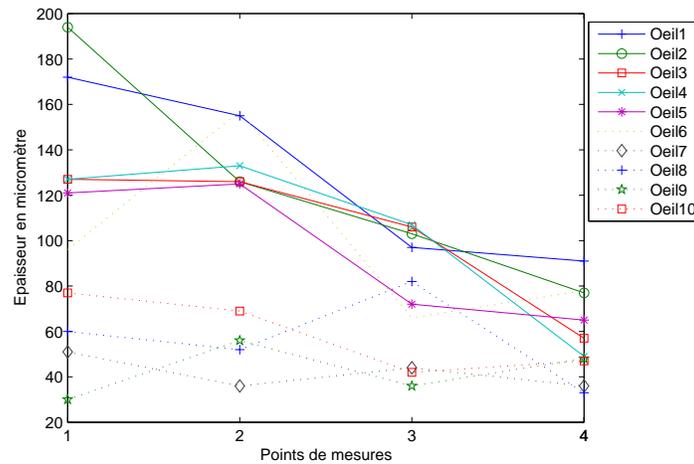


FIG. 2.46 – Ces courbes représentent l’épaisseur de la couche des fibres rétinienne ℓ_r obtenues par OCT sur les 10 yeux pour les 4 points d’impacts 1 (inférieur), 2 (supérieur), 3(nasal), 4 (temporal). Ces mesures sont obtenues à partir de la valeur moyenne de l’épaisseur

2.6.9 Conclusion

En conclusion, nos résultats montrent une bonne corrélation entre le degré mesuré de polarisation et les mesures histopathologiques de la couche des fibres nerveuses rétinienne. La mesure linéaire de dichroïsme est clairement un moyen de distinguer les yeux glaucomateux des yeux normaux. Même si cette étude souffre du faible nombre de cas traités, il semble que les mesures du degré de polarisation (ou du dichroïsme linéaire) de la lumière réfléchi par la rétine est une méthode qui permet d’accéder à l’estimation de la perte de couche de fibres nerveuses dans l’exploration du glaucome. En effet, les conséquences d’un glaucome mènent à la perte de cellules de ganglion et de leurs axones laquelle induit une modification du degré de polarisation. Ces résultats nous permettent également de confirmer la validation des différentes modélisations physiques de la cornée et de la rétine intégrées dans l’œil développées dans cette recherche. Les industrielles exploitent particulièrement les effets de biréfringence de la couche de fibres nerveuses or *Dreher*

et al. ont montré que l'exploitation de la birefringence pouvait être source d'artefacts en raison des propriétés biréfringentes de la cornée et du cristallin. Les mesures du dichroïsme dans des conditions définies précédemment peut être un moyen d'accéder à la mesure de l'épaisseur des couches nerveuses rétinienne. Le prototype de l'analyseur de dichroïsme rétinien que nous avons conçu est un module de faible coût, en comparaison de l'OCT, très facilement adaptable sur les ophthalmoscopes à fente. Il est donc accessible pour l'ophtalmologie de ville.

2.6.10 Publications

K. Naoun, **V. Louis Dorr**, P. Allé, A-M. Benoit, Exploration of the retinal nerve fiber layer thickness by measurement of the linear dichroism, Applied Optics, vol.44,n°33, pp 7074-7082, 2005.

V. Louis Dorr, K. Naoun , P. Allé, A-M. Benoit, A. Raspiller, A study about linear dichroism of the cornea, Applied Optics, vol.43,n°7, pp 1515-1521, 2004.

A-M. Benoit, K. Naoun, **V. Louis Dorr**, L. Mala, A. Raspiller, Linear dichroism of the retinal nerve fiber layer expressed with Mueller matrices, Applied Optics, vol.40,n°4 , pp 565-569, 2001.

J-P. Berrod, K. Naoun, P. Allé, **V. Louis Dorr**, A.M. Benoit, Assessment of retinal nerve fiber layer thickness use of the optical coherence tomography and the retinal dichroism measurement : preliminaries study, ARVO Association for Research in vision and ophthalmology, 04-09 May 2003, Florida, USA.

V. Louis Dorr, A-M. Benoit , A. Raspiller, Optical Sensor for glaucoma detection in ophthalmology, EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society), 23-28 July, 2000, Chicago, USA.

A-M. Benoit , **V. Louis Dorr**,P. Allé, Retinal polarization sensor, 19TH European Crystallographic Meeting ECM'00, , 25-31 August 2000, Nancy, France.

3

Bilan et Perspectives de recherche

3.1 Bilan

Les activités de recherche présentées dans ce mémoire s'inscrivent clairement en traitement des signaux physiologiques. Cependant, le parcours scientifique accompli entre les travaux de mon doctorat et la rédaction de ce mémoire est lui clairement multidisciplinaire. A titre personnel, ce large spectre d'applications d'Ingénierie Pour la Santé confère un enrichissement permanent et complémentaire. En effet, ma formation m'a conduite initialement très naturellement par mes qualifications en 61^{me} et 63^{me} vers cette recherche méthodologique et technologique sur la conception de capteurs biomédicaux et la modélisation et l'identification de caractéristiques physiologiques. Après avoir travaillé au cours de ma thèse d'université sur la conception et la validation d'un goniomètre à fibres optiques pour les handicapés [87, 88], je me suis intéressée à des applications en cancérologie sur les interactions lumières-tissus à des fins diagnostiques et thérapeutiques : thème principal de l'équipe Ingénierie Pour la Santé du CRAN lors de mon intégration en tant que Maître de Conférences. Mes contributions sont alors principalement publiées dans des conférences internationales [60, 61, 70–72, 77, 78, 78, 102, 103]

En 1996, le projet avec le LCM3B est également initié sur l'intérêt de la polarimétrie dans les moyens d'étude objectifs de la couche de fibres nerveuses rétinienne CFNR pour le diagnostic précoce de la neuropathie glaucomateuse. Les résultats principaux de ce travail sur l'oeil de mouton sont la modélisation du dichroïsme de la cornée [92] et de la rétine [16, 19] et enfin de l'oeil [101]. Les vecteurs de Stokes ont été utilisés pour modéliser les états de polarisation des faisceaux et les matrices de Mueller pour caractériser l'action de chacun des milieux optiques traversés. En résumé, la CFNR est un milieu biréfringence mais également dichroïque, cette propriété peut être exploitée pour évaluer l'épaisseur de la CFNR. Ces résultats obtenus sont assez fondamentaux en ophtalmologie. Le faible dichroïsme de la cornée peut être considéré nul si le faisceau incident n'est pas excentré par rapport à l'axe principal de l'œil. Cette approche innovante avait pour objectif de concevoir et développer un appareil de mesure du dichroïsme rétinien ADR [89, 90, 101] adaptable sur les ophtalmoscopes à lampe à fente. L'ADR est développé et instrumenté au laboratoire sur la base d'un analyseur de polarisation rotatif. Des mesures du degré de polarisation ont été réalisées avec l'ADR sur deux séries d'yeux sains et glaucomateux. Nous avons montré que l'estimation du degré de polarisation permet de distinguer la population d'yeux sains-d'yeux glaucomateux et d'observer également les variations physiologiques d'épaisseur de la CFNR autour du nerf optique [101]. Pour le CRAN, ce projet s'achève en 2005 avec la thèse de Karim Naoun [100]. Le LCM3B est alors en charge du transfert de technologie du dispositif.

Les travaux engagés en 2000 sur les sons physiologiques et sur les EEG appliqués à l'épilepsie nous ont permis de développer et ou d'adapter des outils de traitement des signaux numériques à ces finalités médicales. D'un point de vue scientifique, on peut considérer cette volonté comme un infléchissement thématique dans le sens où l'instrumentation et les développements technologiques sont alors passés en second plan pour laisser place à des développements d'outils de traitement des signaux.

Parmi les outils développés, les points les plus marquant de ces travaux sont le débruitage de signaux non stationnaires et l'adaptation de méthodes d'estimation de relations dans le cadre de données multidimensionnelles appliquées dans la littérature sur des EEG de profondeur et exploitées dans nos travaux sur l'EEG de scalp.

L'algorithme itératif de détection et de débruitage par ondelettes avec une méthode de point fixe, que nous avons introduit et développé dans le cadre de la thèse de Radu Ranta, permet une optimisation importante au niveau de la charge de calcul, par rapport aux algorithmes itératifs présentés dans la littérature. A partir d'une modélisation probabiliste de la distribution des

coefficients d'ondelettes par des gaussiennes généralisées, nous avons proposé plusieurs versions de paramétrisation automatique de l'algorithme de débruitage. Les performances des différentes versions de cet algorithme ont été comparées aux algorithmes classiques du domaine concerné, sur une batterie de signaux simulés et réels. Selon ces tests, l'algorithme se révèle plus performant pour certains types de signaux et il est notamment adapté au pré-traitement des phonoentérogrammes. Une partie de ces résultats fait l'objet de plusieurs travaux publiés en revue [109, 111, 113] et dans des conférences internationales [107, 108, 110, 112]. Ces travaux ont été traités en collaboration avec Christian Heinrich de LSIIT de Strasbourg. Cette méthode de débruitage a également été adaptée à d'autres applications : la détection des bruits parasites dans les habitacles de voiture (travaux réalisés par la société 0.1dB Metravib Technologies [23]), le prétraitement de signaux sonores dans le cadre du diagnostic d'ostéo-intégration dentaire (travaux réalisés avec la société SATELEC de Merignac) et enfin pour la mesure de présence humaine dans les véhicules automobiles (avec la société IEE basée à Luxembourg, ce qui a fait l'objet d'un contrat industriel d'un montant de 6000 euros en 2007).

En ce qui concerne les méthodes d'estimation de relation inter-sinaux EEG appliquées à l'épilepsie, nous avons adapté des méthodes paramétriques et non paramétriques essentiellement exploitées dans la littérature pour des signaux de profondeurs SEEG. Le premier objectif a été de déterminer si un reflet des relations inter-structures cérébrales de profondeur pouvait être estimé à partir des EEG de surface. Des méthodes de mesure de relation, telles que la cohérence, la Directed Transfer Function (DTF), la corrélation linéaire (r^2) et la corrélation non-linéaire (h^2), ont été adaptées pour répondre à la problématique des EEG de surface. Des signaux ont été générés à partir de modèle AR de propagation [138]. Sur les signaux réels, nous avons constaté que le couplage fonctionnel entre les voies de l'EEG est significativement plus élevé en début de crise. Il a été montré également que l'estimation du coefficient de corrélation non-linéaire h^2 est la méthode la plus discriminante pour caractériser la crise [30, 138]. En effet, les signaux enregistrés par les différentes électrodes de profondeurs représentent la mesure de l'activité locale et également très focale. Le recueil des signaux en surface du scalp est une mesure de sortie du processus, les signaux représentent un mélange modélisé dans la littérature par un mélange convolutif ou parfois additif. Les signaux de surface souffrent également de la topologie de la surface du cortex et de l'effet de la boîte crânienne. Nous avons développé une méthode fondée sur le coefficient de corrélation non linéaire qui permet de déterminer automatiquement la latéralisation initiale du départ des crises, en estimant l'influence de la synchronisation des structures cérébrales sur l'augmentation des corrélations non-linéaires autour du départ des crises. Les résultats montrent un taux de bonne latéralisation de l'ordre de 88% pour 87 crises étudiées. Ce taux est très significatif par rapport à ce qui est publié dans la littérature. Si les départs de crises sont déterminés automatiquement, les résultats sont supérieurs à ceux données pour un départ de crise défini par les neurologues (76%) [28].

La classification des crises passe par une étape d'analyse de signature des crises intra-patient. Cette signature avait été démontrée en profondeur par Fabrice Wendling. A partir des EEG de surface et via le coefficient de corrélation non linéaire, nous avons montré qu'il y avait également possibilité d'extraire une signature épileptique. L'algorithme de Smith et Waterman qui permet de trouver des zones de "mise en correspondance" locales a été préféré à l'algorithme de Wagner et Fisher lequel nécessite de définir au préalable la fenêtre d'intérêt : la crise d'épilepsie. Compte tenu de son initialisation, l'algorithme de Smith et Waterman peut faire apparaître plusieurs fenêtres de mises en correspondances candidates, toutes sont caractérisées par leur score de similarité. Après

application à l'ensemble de la base de données, la zone mise en correspondance de plus fort score correspond dans 73% des cas à la fenêtre de crise indiquée par le neurologue. La durée moyenne de la trace de plus grande similarité est de 25 secondes avec un écart type de 15 secondes. Le nombre moyen de voies mis en correspondance pour les similarités est de 8 [91]. Ces travaux nous ont permis d'observer sur la population test que les couples d'électrodes communs avec le vertex $C_Z - P_Z$ mis en correspondance sont particulièrement spécifiques aux crises mésiales de la base de données. Cette caractéristique a été retenue pour classer les crises mésiales et mésio-latérales. Les sensibilités des deux classes sont relativement élevées : de l'ordre de 85% pour les mésiales et 58% pour les mésio-latérales et les spécificités sont respectivement de 68% et 79%. Nous pouvons donc conclure que les corrélations de surfaces contiennent des informations intéressantes capables de caractériser de nombreux aspects de la crise d'épilepsie.

En conclusion, le traitement de signaux issus de processus physiologiques engendre des problématiques complexes car les fonctions étudiées sont souvent sous-déterminées. En effet, ces systèmes sont modélisés sous l'aspect fonctionnel. Or il s'avère que les processus vivants requièrent une représentation organisationnelle, structurale, fonctionnelle, mais aussi géométrique et topologique. Souvent une fonction physiologique est définie comme une combinaison d'interactions fonctionnelles entre structures. De telles interactions fonctionnelles sont évidemment spécifiques puisqu'elles décrivent une action sans prendre en compte la hiérarchie de l'organisation fonctionnelle de tous les étages de la fonction en négligeant les aspects biologique, chimique, physiologique, etc. En bref, ces processus sont tellement complexes que pour les modéliser et les étudier, on néglige des interactions, on simplifie la géométrie des structures, on émet alors des hypothèses qui ne sont pas toujours validées ou validables. La méthodologie de traitement des signaux recueillis dépend des connaissances que l'on possède sur le processus. Tous les travaux présentés dans ce mémoire ont fait l'objet d'une étroite collaboration avec des spécialistes médicaux, il n'aurait pas pu en être autrement.

3.2 Perspectives

Dans le cadre du quadriennal 2009-2012, je suis coordinatrice de l'un des quatorze projets du CRAN intitulé "ESPaCE" Etude des Signaux Physiologiques appliquée à la Cognition et à l'Épilepsie. Contrairement au projet précédent dont les applications visaient des finalités médicales diverses, ce projet se concentre sur des applications de neurosciences. Notre collaboration avec l'équipe de neurophysiologie du CHRU de Nancy se formalise à travers lui puisque trois neurologues viennent d'être intégrés au sein du CRAN. Ce nouveau projet est donc constitué de sept permanents : quatre membres de la 61^{me} section (Olivier Caspary MC UHP, Thierry Cecchin Pr UHP, Radu Ranta MC INPL et moi-même MC INPL) et trois neurologues (Louis Maillard Praticien Hospitalier Universitaire, Hervé Vespignani PUPH Chef de Service de Neurologie UHP et Jean-Pierre Vignal Praticien Hospitalier).

Ce projet vise à améliorer le diagnostic et le traitement curatif des épilepsies partielles et également à comprendre certains mécanismes du fonctionnement cortical. Il implique l'étude et la compréhension des processus physiopathologiques des épilepsies et physiologiques des fonctions cérébrales à partir de signaux d'électro-encéphalographie de surface (EEG) et de profondeur (StéréoEEG-SEEG).

3.2.1 Contexte médical

Actuellement, la localisation de la zone épileptogène repose sur l'enregistrement simultané en vidéo-EEG de l'activité électrique cérébrale pathologique recueillie sur le scalp et sur les signes cliniques qui en résultent. L'intégration de ces données cliniques avec le corpus de connaissance dans le domaine de l'anatomie fonctionnelle et de la physiologie cérébrale permet de formuler des hypothèses sur les structures cérébrales impliquées en début de crise, sur les réseaux neuronaux empruntés lors de la propagation de la crise et les régions impliquées dans la genèse des signes cliniques. L'ensemble de ces données demeure parfois insuffisant pour déterminer avec précision l'origine de la zone épileptogène et doit être complété par une analyse SEEG.

En SEEG, les électrodes-aiguilles sont implantées de façon stéréotaxique. Elles procurent une résolution spatiale anatomique et temporelle très intéressante (de l'ordre du mm et de la ms). In fine, pour l'intention chirurgicale, la SEEG constitue la méthode de référence pour l'analyse de la zone épileptogène. Les électrodes SEEG autorisent également la stimulation électrique corticale. Cette stimulation permet de reproduire les perturbations induites par la crise épileptique au sein de la zone épileptogène et ainsi de contribuer à sa délimitation. Les signaux SEEG permettent aussi l'étude des modifications de l'activité électrique cérébrale évoquée par un processus cognitif donné. Sa haute résolution temporelle et spatiale procure une grande précision en ce qui concerne la localisation de l'activité électrophysiologique inter et intra-structures impliquées. L'exploration fonctionnelle quant à elle est plutôt abordée dans la littérature par l'imagerie fonctionnelle IRMf. Cependant, l'imagerie IRMf ne procure pas la résolution temporelle nécessaire aux processus cognitifs étudiés (Lachaux P, 2003). L'étude des potentiels intra-cérébraux évoqués par des tâches mnésiques (de reconnaissance continue ou d'encodage) au cours de l'exploration pré-chirurgicale des épilepsies s'est avérée une méthode unique de cartographie des bases neurales de la mémoire verbale humaine (Halgren et al, 1995 ; Fell et al., 2001). Elle permet en effet de mieux comprendre la dynamique spatio-temporelle des réseaux neuronaux impliqués dans la mémoire et les relations (synchronies) qui existent entre les différentes structures anatomiques de ce réseau (Fell et al, 2001). Le service de neurologie de Nancy dispose depuis décembre 2007 de la SEEG. Dans le cadre des perspectives de ce projet, nous allons donc pouvoir exploiter cette modalité en plus ou en complément de l'EEG.

3.2.2 Objectifs

De ce contexte, deux axes principaux sont dégagés :

- l'étude des mécanismes physiopathologiques qui sous-tendent les crises d'épilepsie portant sur l'identification des réseaux épileptiques et leur relation avec les réseaux cognitifs normaux (en particulier la mémoire verbale et autobiographique),
- l'identification des réseaux neuronaux qui sont mis en jeu au cours des processus mnésiques physiologiques (encodage, stockage, restitution). Ceci consiste à mettre en évidence des marqueurs électrophysiologiques dynamiques de ces réseaux et à analyser les modes de couplage fonctionnel entre les régions cérébrales distantes au sein de ces réseaux.

Pour mener à bien la caractérisation de ces fonctions corticales, deux stratégies de génération de signaux électrophysiologiques peuvent être considérées. En effet, les signaux (S)EEG peuvent :

- résulter de mécanismes physiopathologiques induits par l'épilepsie ou être évoqués de façons expérimentale et physiologique suite à un paradigme cognitif pour l'étude des processus mnésiques,
- être engendrés par stimulations électriques du cortex cérébral. Dans ce cas, la stimulation excite le réseau électrophysiologique et engendre des signes cliniques associés.

La recherche de relation de type entrée-sortie "évocation verbale/simulation électrique/crise d'épilepsie à SEEG-EEG" constitue le but de ce travail. De nombreuses questions se posent. Comment trouver les meilleures entrées sensibilisantes (évocation verbale) ? Quelles sont les spécificités de ces entrées ? En étudiant la sortie SEEG-EEG peut-on définir les contributions anatomiques des différentes structures ? Comment ces structures communiquent-elles entre-elles ? Par ailleurs, la stimulation électrique peut contribuer à la modélisation de ces phénomènes lorsqu'elle provoque des réactions prévisibles et répertoriées à la fois sur l'EEG et sur les signes cliniques.

Concernant la partie traitement de l'information, le défi est de concevoir et/ou d'adapter des méthodes de traitement du signal pour extraire des signaux EEG et SEEG les informations sur les mécanismes cognitifs et épileptiques. Le cadre généralement accepté est celui des signaux non-stationnaires multidimensionnels. L'électrophysiologie produit, a priori, des signaux générés par plusieurs sources intracérébrales et enregistrés par plusieurs capteurs sensibles par ailleurs à d'autres sources électrophysiologiques (artefacts oculaires, musculaires, cardiaques) et aux bruits électromagnétiques en général. Pour aborder les différents aspects de cette problématique, quatre axes méthodologiques sont envisagés :

1. Le pré-traitement (mono et multidimensionnel) avec des méthodes de filtrage non linéaire et de séparation de sources par analyse en composantes indépendantes avec ou sans transformation en ondelettes des EEG seront adaptées pour atténuer le bruit de fond stationnaire et limiter les sources d'artefacts électrophysiologiques.
2. La reconnaissance et la segmentation des signatures spécifiques d'une activité cérébrale normale ou pathologique en profondeur et en surface passe par une étape de caractérisation et d'analyse de données (mise en correspondance, similarité, . . .)
3. L'étude de la dynamique des phénomènes cognitifs et épileptiques inter-structures comme l'apparition, la disparition ou la synchronisation des sources (par ACI, méthodes de corrélation linéaire ou non-linéaire, localisation, . . .)
4. L'étude des relations profondeur (SEEG) - surface (EEG) (reconnaissance des formes sur les EEG de surface en fonction d'éventuels 'golden standards' de profondeur)

Ces approches seront à appliquer sur des données expérimentales parfaitement définies et calibrées par les neurologues de ce projet : ce sont eux qui détiennent la connaissance de la cartographie cérébrale de profondeur et des fonctions associées.

3.2.3 Positionnement méthodologique

Les méthodes de traitement de l'information utilisées pour l'étude des signaux EEG et SEEG se placent dans le cadre du traitement des signaux non-stationnaires multidimensionnels. Si les signaux de profondeur sont soumis à des bruits dits de fond, les signaux recueillis sur le scalp sont largement perturbés par d'autres sources électrophysiologiques (artefacts oculaires, musculaires, etc.). L'ensemble des résultats sur les EEG présentés dans ce mémoire a été obtenu sans prétraitement. Outre le fait de perdre en résolution spatiale de profondeur, les sources d'artefacts de surface nuisent considérablement à l'extraction des caractéristiques des événements épileptiques et cognitifs. Une étape de prétraitement de débruitage et d'élimination d'artefacts ne peut qu'être salutaire à la caractérisation, cet aspect est le premier objectif de ce projet.

Le mélange (additif ou convolutif) de sources indépendantes est le modèle de première hypothèse des signaux électrophysiologiques. Les signaux électrophysiologiques neuronaux (inconnus) et ceux des sources d'artefacts se propagent ou communiquent à travers des structures vers les électrodes de recueil. La séparation de sources par analyse en composantes indépendantes (ICA) introduite par (Jutten et Héroult, 1987; Comon, 1994; Bell et Sejnowski, 1995) a été adaptée pour la détection d'événements dans les signaux EEG spécifiques : en réponse à des stimulations de type potentiel évoqué (Delorme et al, 2002; Iyer et Zouridakis, 2005, 2006...) ou crises épileptiques (Hesse et James, 2005). L'analyse en composantes indépendantes a été implantée pour la séparation des sources intra et extra-cérébrales (neuronales et respectivement artefacts oculaires, musculaires ou cardiaques) par (Kierkels et al, 2006; Hesse et James, 2006; Delorme et al, 2007). Les méthodes de séparation sont nombreuses et découlent d'hypothèses faites sur les sources de profondeur. Elles font référence aux statistiques d'ordres supérieurs ou d'ordre 2, à l'indépendance, la décorrélation et/ou l'autocorrélation des sources. Les algorithmes basés sur des statistiques d'ordres supérieurs supposent que les sources soient indépendantes et stationnaires selon Lee et al. (1998) et Cichocki et al. (2002). En fait, ces deux propriétés ne sont pas nécessaires si les sources sont toutes non gaussiennes sauf une (Jutten, 2006, Vigario 2000). A contrario, si les sources sont autocorrélées et/ou non stationnaires, les méthodes qui reposent sur la statistique d'ordre deux sont suffisantes (Belouchrani, 2000; Choi, 2000; Belouchrani, 1998). Or, les sources EEG informatives sont particulièrement non stationnaires et autocorrélées dans le temps, ainsi les algorithmes d'ordre deux semblent plus adaptés (Kierkels, 2006; Hesse, 2005; Sutherland 2006). Actuellement, la séparation de sources a montré son efficacité pour séparer essentiellement les artefacts oculaires et musculaires (Iriarte et al., 2003; Jung et al., 2000; Urrestarazu et al., 2004; Vigario, 1997; Zhou and Gotman, 2005; Kachenoura, 2007). En EEG de scalp, les sources sont séparées par des algorithmes basés dans la majeure partie sur des modèles de mélanges additifs instantanés et les sources d'artefacts sont identifiées par des experts médicaux. Or il nous semble possible de caractériser ces sources de profondeur et de surface dans les domaines temporel, fréquentiel et anatomique (Ansari-Asl, 2005[5], Senhadji, 2002[121]). Ainsi la classification automatique des sources d'artefacts et des sources profondes physiologiques apporterait une dimension objective à ce problème. L'identification automatique des voies ayant une signification physiologique (artefacts ou signature pathologique) est le second objectif de ce projet.

En ce qui concerne le bruit de fond supposé stationnaire, le débruitage après transformation en ondelettes est également une voie possible particulièrement à explorer sur les signaux cognitifs. En effet ces signaux recueillis en profondeur ou en surface sont très faiblement énergétiques, ils sont donc sensibles aux perturbations. En revanche, contrairement aux signaux épileptiques, leur instant de départ est déterministe quand ils sont provoqués par des paradigmes cognitifs. Pour ces raisons, des méthodes de débruitage par ondelettes spécifiques à la détection des potentiels évoqués

ont été proposées récemment mais par très peu d'équipes (Quian-Quiroga, 2000 ; Zouridakis et Iyer, 2004). Un travail prometteur est à faire sur le choix de la méthode de débruitage (itérative ou non), sur l'évaluation du seuil selon les échelles de décomposition ainsi que sur la validation objective des méthodes. Enfin, récemment, des techniques mixtes de débruitage par ondelettes et séparation de sources (ICA) ont été publiées pour les EEG de surface par (Paraschiv-Ionescu et al, 2002 , Castellanos et Makarov, 2006, Romo-Vazquez et al, 2007). Puisque nous disposons de deux modalités de signaux de surface et de profondeur, pour des applications d'épilepsie et de cognition, nous souhaiterions adapter des méthodes couplées de débruitage et de séparation de sources à ces signaux. S'il est certain qu'un travail préalable doit être accompli sur des signaux simulés pour déterminer la méthodologie de prétraitement et les algorithmes de débruitage et de séparation, une question reste cependant posée : comment valider les méthodes sur des signaux réels ? Il nous semble que l'une des validations possible est de montrer que le prétraitement de données (comme les crises d'épilepsie par exemple) améliore les performances de latéralisation ou de classification automatique... Ce type de prétraitement constituera le troisième objectif de ce projet.

Les sources intracérébrales peuvent être déclenchées par des phénomènes normaux-cognitifs ou pathologiques-épileptiques. D'après les travaux d'Astolfi (2008) sur des signaux de cognition, les modèles linéaires paramétriques fournissent des informations sur les relations (spatiales et temporelles) entre les différentes structures cérébrales au cours des processus cognitifs. Cependant, ces résultats ne sont pas comparés à des méthodes non paramétriques non-linéaires (Quian-Quiroga, 2002 et Astolfi 2008). L'étude de ces synchronisations inter-structures cérébrales dans le cadre des réseaux cognitifs normaux et dans le cas particulier de la mémoire verbale et autobiographique est également un objectif de ce projet. Que ce soit pour l'épilepsie ou la cognition, caractériser les réseaux sous-jacents à partir d'EEG de surface est un défi important et difficile. La modélisation du transfert de la profondeur à la surface demeure un problème ouvert. Là encore, les deux modalités EEG et SEEG doivent être exploitées. La première difficulté provient du fait que pour des raisons chirurgicales, les signaux EEG et SEEG ne sont pas enregistrés de manière synchrone. L'enregistrement différé complique l'analyse même si pour l'épilepsie, la pseudo signature épileptique est démontrée et que le processus est considéré reproductible pour la cognition : à la même stimulation verbale correspond la même réponse cognitive. Caractériser les relations établies de la profondeur vers la surface à partir de modélisations paramétriques ou non paramétriques entre les structures une à une et remonter vers la surface est alors possible. En effet après séparation de sources, si le modèle de mélange de sources est validé, nous possédons une matrice de mélange estimée. La modélisation paramétrique des relations inter-electrodes de surfaces génère également une matrice de coefficients. Est-il alors possible de trouver une relation entre les coefficients de la matrice de mélange (inverse de la matrice de séparation et après permutation) et les coefficients estimés des modèles paramétriques (modèle AR) entre les voies de surface ? Si oui, un travail d'optimisation sur les modèles de mélange peut être accompli.

La stimulation électrique participe à la cartographie fonctionnelle cognitive des structures corticales explorées. Elle doit permettre de mettre en exergue les relations qui se créent naturellement en rapport avec l'étude sémiologique. Cependant la stimulation électrophysiologique perturbe les voies en relation avec l'électrode de stimulation. La séparation de sources suivie de la caractérisation des signaux électrophysiologiques engendrés est également une voie de recherche possible. Ces travaux devraient contribuer à la compréhension de bases anatomo-fonctionnelles des fonctions cognitives et épileptiques (Schindler, 2007). Dans un mouvement complémentaire de la recherche clinique vers la recherche fondamentale, les épilepsies partielles constituent un modèle unique d'altération fonctionnelle localisée du fonctionnement cognitif et donc d'étude des bases neurales.

Ainsi, l'analyse récente des phénomènes mnésiques paroxystiques (déjà vu, réminiscence) évoqués par la stimulation intra-cérébrale a permis un éclairage sur le rôle des structures limbiques dans la mémoire autobiographique (Vignal et al, 2007).

L'objectif général de ce projet est donc de proposer des méthodes de discrimination et de caractérisation des différents processus fonctionnels électrophysiologiques épileptiques et cognitifs à partir des EEG de surface. Ces données de surface représentent une observation régionale, l'exploitation de la SEEG apporte une information fonctionnelle localisée dans le repère anatomique qui aide à la caractérisation, à l'analyse et donc à la compréhension du processus de surface.

3.2.4 Positionnement national et international du projet

Sur le plan national, ces travaux sont complémentaires des recherches effectuées au LTSI de Rennes et au Laboratoire de Neurophysiologie et Neuropsychologie de Marseille avec lesquels nous collaborons. Ces deux laboratoires possèdent une grande expérience dans le traitement des EEG et SEEG validée par de nombreuses publications communes. L'hôpital de la Timone à Marseille possède la SEEG, cette modalité est particulièrement exploitée pour étudier les relations des structures profondes fonctionnelles épileptiques et cognitifs. Le but général des travaux développés dans ce cadre sont l'analyse de signaux et la modélisation EEG/SEEG dans le but de comprendre le fonctionnement des structures cérébrales profondes, de définir leur implication d'un point de vue macroscopique mais également au niveau des populations de neurones actifs. Si les travaux prospectifs du projet présentés dans ce mémoire sont proches de cette problématique, ils sont toutefois orientés pour apporter des éléments de réponses à l'analyse des signaux de surface.

Le Laboratoire des Neurosciences cognitives et d'imagerie cérébrale LENA CNRS UPR 640 s'intéresse plus particulièrement aux questions physiologiques fonctionnelles similaires à partir de modalités d'imagerie telles que la MEG (MagnétoEncephaloGraphie) et l'IRMf. Ces modalités ne permettent cependant pas l'étude des phénomènes à la même échelle de temps que les signaux SEEG/EEG. Ces aspects dynamiques nous distinguent nettement des approches du LENA.

Au niveau international, de nombreux travaux ont été cités dans la partie prospective de ce mémoire des équipes de K. Lehnertz (Klinik für Epileptologie Allemagne), Lopez Da Silva (SEIN, Pays Bas), J. Gotman (Montreal Neurological Institute, Canada) ainsi que Makeig (SCCN (EEGlab), USA)...

3.2.5 Moyens du projet

Outre le fait que la cognition présente un impact sociétal certain, un projet interministériel a recensé récemment (en janvier 2007) au niveau grand Est les équipes impliquées en neurosciences dans l'objectif de créer un Neuropôle Est. Cette volonté politique non concrétisée pour le moment est un signal positif. Nous avons l'ambition d'augmenter la visibilité de ce projet au niveau régional dans un premier temps. En terme de moyen, le quadriennal 2009-2012 nous a permis de nous structurer par l'intégration des trois neurologues au CRAN et de deux permanents du CRAN. Le projet est soutenu par le CHRU de Nancy, il a obtenu un financement pour la mise en fonction de la SEEG à travers le service de neurologie. L'Institut National Polytechnique de Lorraine a également soutenu ce projet à travers une subvention dans le cadre du Bonus Qualité Recherche. Le financement futur peut être envisagé via la région Lorraine à travers le Contrat de Plan Etat Région CPER et les appels à projets émergents. Au niveau national, nous envisageons également de répondre aux appels d'offres du CNRS et de l'ANR en neuroinformatique. La société Viasys Healthcare a désigné nos collègues Neurologues comme experts français pour le matériel qu'elle développe, un partenariat est peut être envisageable.

4

Annexe : sélection de publications



ELSEVIER

Available online at www.sciencedirect.com

Biomedical Signal Processing and Control 2 (2007) 154–162

Biomedical
Signal Processing
and Control

www.elsevier.com/locate/bspc

Extraction of reproducible seizure patterns based on EEG scalp correlations

Valérie Louis Dorr^{a,*}, Matthieu Caparos^a, Fabrice Wendling^b,
Jean-Pierre Vignal^c, Didier Wolf^a

^a *Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CNRS UMR 7039), Nancy University,
INPL, 2, avenue de la Forêt de Haye 54516 Vandoeuvre les Nancy, France*

^b *LTSI, (UMR INSERM 642), Rennes, France*

^c *CHRU, Service de Neurologie, Nancy, France*

Received 28 February 2007; received in revised form 25 June 2007; accepted 4 July 2007
Available online 5 September 2007

Abstract

The objective of this work is to identify similarities in the spatio-temporal dynamics of epileptic seizures, record with scalp EEG. A comprehensive method is proposed and applied in EEG of the patients who suffer from temporal lobe epilepsy. The method is based on the computation of the time-varying degree of non linear correlation between scalp electrodes at seizure onset and during seizure spread, determined by a nonlinear regression analysis. The quantification and coding of these similarity relations allow the comparison between two epileptic networks. Results show that reproducible patterns may be extracted from different seizures of the same patient and confirm the existence of different subtypes of temporal lobe epilepsy.

© 2007 Elsevier Ltd. All rights reserved.

Keywords: EEG; Epilepsy; seizure; Similarity; Edit distance

1. Introduction

Epilepsy is characterized by recurring seizures in which sudden abnormal synchronization between large groups of neurons occurs [1]. Temporal lobe epilepsy (TLE), the most common form of partial epilepsy in adults, is refractory to medical treatment in 20–30% of the cases. Surgery, which consists in removing the epileptogenic zone (EZ), can be proposed in about half of patients suffering from drug-resistant epilepsy [2]. Localization of the epileptogenic zone EZ, characterized by structures involved at seizure onset is thus a major issue before considering surgical operation [3,4]. Many techniques are used to produce a reliable diagnosis, from analysis of clinical signs (semiology) to anatomical and functional imaging (MRI) [5–7]. Among these techniques, electrophysiological methods are the most adapted to better understand the spatio-temporal dynamics of the brain electrical

activity during the interictal to ictal transition [8]. Electrophysiological methods can be divided into two groups depending on the location of electrodes: electroencephalography (EEG, scalp electrodes), stereoelectroencephalography (SEEG, intracerebral electrodes) and electrocortigraphy (ECoG, cortical grids).

Signal processing methods have been successfully used on SEEG recording to complete visual inspection, in many studies [8,9]. It was showed that seizure evolution was closely linked to EZ organization and allowed to objectively (i) quantify seizure patterns and (ii) extract reproducible phenomena from different seizures recorded in a same patient [10]. In SEEG exploration, electrodes are positioned closer to sources, compared to scalp EEG. Consequently, spatio-temporal evolution of seizures involving both mesial and lateral parts of the temporal lobe is more easily analysed using such invasively recorded electrophysiological signals. Conversely, only few studies with similar intent were conducted on scalp EEG [11]. This may be explained by at least two factors. First, scalp EEG is a projection of the global cerebral activity on electrodes positioned over the head. Consequently, recorded signals correspond to complex mixing

* Corresponding author. Tel.: +33 383 59 55 63; fax: +33 383 59 56 44.
E-mail address: valerie.louis@ensem.inpl-nancy.fr (V. Louis Dorr).

structures of EZ are synchronized according to the dynamics of the the seizure [8,9]. Neuronal synchronization is the characteristic of an ictal event, changes in network synchrony may precede or follow the actual ictal event [15]. The statistical relation between electrophysiological activity from different structures may be related to the notion of functional coupling between these structures. To evaluate theses relationships, several approaches were possible. Two types of methods allow the measurement of electrophysiological synchronization between brain structures:

- parametric methods (with AR-modelisation of the system),
- non-parametric methods in the correlation space.

2.3.1. Parametric methods

The parametric methods require to establish as an preliminary a auto-regressive AR model. This multidimensional AR model gives then the accessto coherence (Bartolomei, 1999) or leads to an approximate form called the directed transfer function DTF developed by Kaminski [17] and applied to the EEG by Franaszczuk [15]. The DTF has the advantage of giving an index of directivity of the transfer and thus it makes it possible to define the directivity of the relationship flow. Let $X(n) = (X_1(n), \dots, X_d(n))'$ denote a multivariate EEG time series from d data couples of electrodes channels. $X = \{X(t)\}$ is a weakly stationary multivariate time series with mean zero. Then X has an moving average representation

$$X(n) = -\sum_{i=1}^p A(i)X(n-i) + E(n) \quad (1)$$

where $A(i)$ is a $d \times p$ matrices, p the order and E a white noise process. It is obvious that the main problem is to determine the values of the coefficients $A(i)$ and the order of the model. The algorithms for most usually cited to reach the $A(i)$ are those of Levinson-Durbin [18] or Burg [19]. The estimation of these coefficients is based on the resolution of the Yule-Walker Eq. [18]. Concerning the order estimation, the Akaike's Information Criterion AIC [20] is most often applied. The criterion is based on the estimate of the maximum likelihood of the density probability function of the time series X . In that way, the best modelling order found by minimizing the criterion AIC.

$$AIC(p) = N \ln(\det(\mathbf{V}_e(p))) + 2d^2 p \quad (2)$$

where \mathbf{V}_e is the covariance matrix of the multivariate distribution of the vector E (independent and identically normally distributed prediction error). For EEG signals, some authors use 3 or 4 order models [21,2]. Six order models and models with an order ranging in [10,20] were also suggested [22,23]. In neuroscience applications, time series are more commonly evaluated by using multivariate vector autoregressive models in a frequency space. Then expression (1) written as a spectral representation, becomes:

$$\mathbf{X}(f) = \mathbf{H}(f)\mathbf{E}(f) \quad (3)$$

where $\mathbf{H}(f)$ is the transfer matrix. If the involved matrix were invertible then the coefficient matrix can be deduced by:

$$\mathbf{H}_{lm}(f) = \left(\sum_{k=0}^p \mathbf{A}_{lm}(k) e^{-ik2\pi f \Delta t} \right)^{-1} \quad (4)$$

with $\mathbf{H}_{lm}(f)$ is the l th row and m th column of $\mathbf{H}(f)$. $\mathbf{A}(0)$ is the identity matrix and Δt the data sampling interval. Then the spectral density matrix can be written as [24]:

$$\mathbf{S}(f) = \mathbf{H}(f)\mathbf{V}_e\mathbf{H}(f)^*, \quad (5)$$

where \mathbf{V}_e is the covariance matrix of error \mathbf{E} and $\mathbf{H}(f)^*$ is the conjugate transpose matrix of $\mathbf{H}(f)$.

The coherence is then derived from $\mathbf{S}(f)$ 3 by:

$$C_{lm}(f) = \frac{|\mathbf{S}_{lm}(f)|^2}{\mathbf{S}_{ll}(f)\mathbf{S}_{mm}(f)} \quad (6)$$

where \mathbf{S}_{lm} is the (l, m) element of the spectral matrix. Even if this method has not initially been developed for EEG signals it can act as a measurement of the relation between several brain structures. The coherence values are normalized between 0 and 1. This values express the linear dependence between $\mathbf{x}_l(t)$ and $\mathbf{x}_m(t)$, the l th and m th vector element of \mathbf{x} . The coherence is symmetric. Consequently, Kaminski et Blinowska [17] introduce directed transfer function (DTF). This measure indicates the directivity of the relation. The DTF is defined by the transfer matrix $\mathbf{H}(f)$:

$$DTF_{lm}(f) = \frac{|\mathbf{H}_{lm}(f)|^2}{\sum_{k=1}^d |\mathbf{H}_{lk}(f)|^2} \quad (7)$$

Franaszczuk et al. [25] applied this method on epileptic subcortical EEG [25].

The major drawback of AR-modelling techniques lies in the fact that the model parameters like order and coefficients values are difficult to determine. Indeed, the parameter determination method requires a great stationarity of the signal. These stationarity conditions are often not fulfilled in epileptic application. In consequence, the parameters cannot be well defined so it is very difficult to validate the method with real EEG signals.

2.3.2. Non-parametric methods

For the reasons mentioned in previous part, non-parametric methods like linear or non-linear correlation were developed. The expression of the linear correlation is well-known and is given in Eq. (8).

$$r_{ij} = \frac{\text{cov}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)}{\sqrt{\text{var}(\mathbf{X}_i)\text{var}(\mathbf{X}_j)}} \quad (8)$$

In (8) \mathbf{x}_i and \mathbf{x}_j are 2 EEG channels. In the literature, the index of linear correlation is given in quadratic form as follows:

$$r_{ij}^2 = \frac{(\text{cov}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j))^2}{\text{var}(\mathbf{X}_i)\text{var}(\mathbf{X}_j)} \quad (9)$$

In this way, r_{ij}^2 is often calculated in an electrophysiological subband using a sliding window of length d . The window is

experimentally defined with the neurologist's help. The values of r_{ij}^2 range in $[0,1]$. Several drawbacks can be cited for the linear correlation as the coherence, the r_{ij}^2 correlation index is symmetrical. Moreover, Casdagli et al. [26] considered that strong non-linearities affect the EEG signals from epileptogenic regions of the brain. It seems that linear signal processing techniques are not suitable to highlight the epileptogenic network characteristics and may not capture the macroscopic

behavior over time (dynamics) of the underlying non-linear system.

Thus, the non-linear correlation method [8], initially introduced by Lopes Da Silva [27], was successfully used to identify coupling between cerebral regions on SEEG. As mentioned above, this statistic is sensitive to non-linear relationship between anatomical structures. Moreover, it is robust against noise [28]. The principle of this method was the

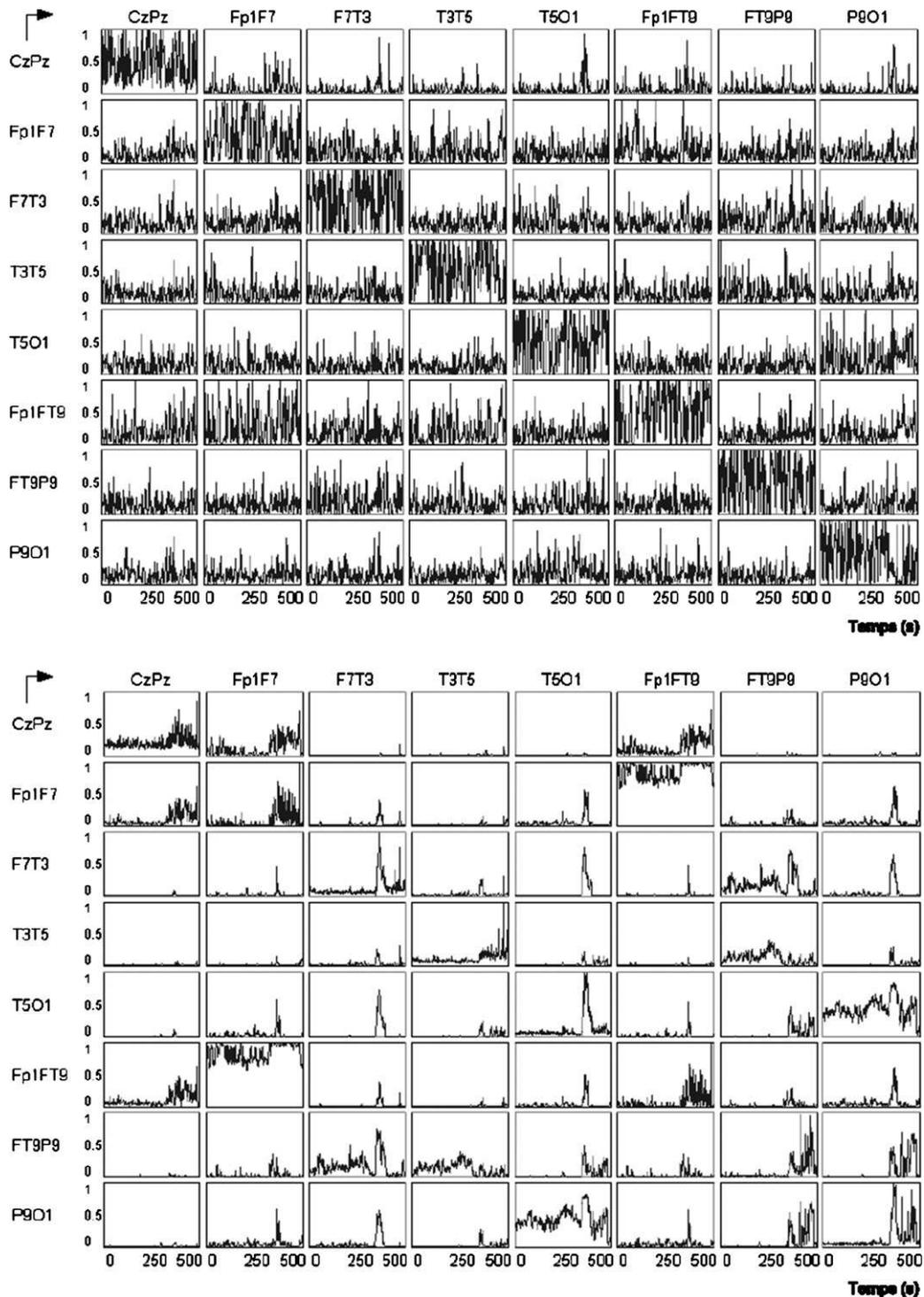


Fig. 2. DTF and h^2 the non-linear correlation coefficient evolution in time for a reel EEG file. The seizure onset at 350 s was determined by neurologists.

identification of a non-linear statistical dependency between two X_i and X_j time series channels (Fig. 2).

The $h^2_{X_i X_j}$ non-linear correlation coefficient was obtained by considering the magnitude of the $X_i(t + \tau)$ signal as a perturbed function of the $X_j(t)$ signal magnitude. The variance of this perturbed function was assumed to be the conditional variance of $X_i(t + \tau)$ given $X_j(t)$ normalized by the variance of $X_i(t + \tau)$. This quantity was subtracted from 1 to obtain the quantity called $h^2_{X_i X_j}$:

$$h^2_{X_i X_j} = 1 - \frac{\text{var}[X_i(t + \tau)/X_j(t)]}{\text{var}[X_i(t + \tau)]} \quad (10)$$

where

$$\text{var}[X_i(t + \tau)/X_j] = \arg \min (E[X_i(t + \tau) - g(X_j(t))]^2)$$

g is the approximation of the mapping function from X_i to X_j . It is obtained by the construction of a piecewise linear regression function. Indeed, for each interval of x_i , N points are used in a frame of a linear regression.

The computation of $h^2_{X_i X_j}$ was reiterated for different values of the τ time shift. In (11), τ represents the “delay” information between the both signals X_i and X_j .

$$h^2_{X_i X_j} = \max_{\tau_{\min} < \tau < \tau_{\max}} [h^2_{X_i X_j}(\tau)], \quad (11)$$

The $h^2_{X_i X_j}$ values were comprised between 0 (X_i is independent from X_j) and 1 (X_i is linearly or non-linearly dependent from X_j). In case of linear relationship between X_i and X_j , $h^2_{X_i X_j}$ is reduced to a common linear correlation coefficient $r^2_{X_i X_j}$. Generally, $h^2_{X_i X_j}$ is not symmetric and $\Delta h^2 = h^2_{X_i X_j} - h^2_{X_j X_i} \neq 0$. As described in [29], causality relations between X_i and X_j could be deduced from Δh^2 and τ , as they give an indication for the coupling direction. In theory, the energy flow between two brain regions, generated during epileptic seizure, is then well characterized by its level (correlation) and direction (coupling direction). That would be right if the stationarity hypothesis is verified for X_i and X_j . In practice, $h^2_{X_i X_j}$ is computed on a 5 s sliding window with an overlap of 0.5 s. X_i and X_j were considered as being quasi stationary. $h^2_{X_i X_j}(t, \tau)$ is calculated for all values of the τ delay ranging in the interval $[-4040]ms$ centered on the current time t . Only the maximal value of $h^2_{X_i X_j}(t, \tau)$ was kept (see Fig. 3).

All the values of the sliding window parameters were experimentally adjusted. The values, deduced from the neurologist’s *a priori* knowledge, were used as initial values in the adjustment step (length, sliding step). The whole ajustement tests were applied to the complete database. The parametric and non-parametric methods were implemented and tested on the simulated signals and real seizure data.

2.3.3. Choice of the synchronisation method

To obtain a comparison quantitative criterion, several indices corresponding to the mean and to standard deviation have been calculated. These indices are computed with 50 s windows at the seizure onset and 200 s before. The report of mean values allows

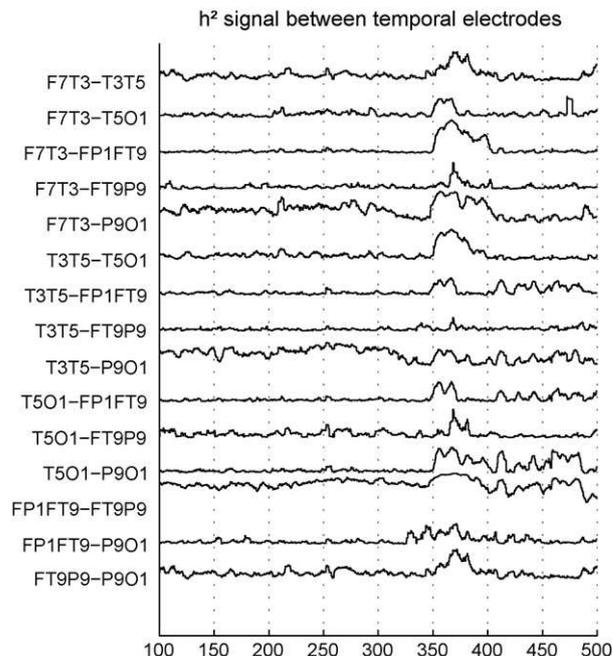


Fig. 3. Evolution of the h^2 coefficient in ictal and pre-ictal seizure period. The seizure onset is given at 350 s by a neurologist. A large “spike” is visible before a sudden degree decrease in correlation.

determining the method for which the increase of synchronization is the most significant one. The index has been applied to all of the 87 seizures. The average results for each one of the previous methods are shown in the Table 1. A visual comparison between DTF and $h^2_{X_i X_j}$ can be made by analyzing (2).

The analysis of these indices reveals several interesting points:

- (1) The mean do not evolve mainly between the DFT and the coefficients of non-linear correlation during the ictal or pre-ictal period.

Table 1
Index characterizing the dynamic relation level for the 87 seizures of the 43 patients for the ictal and pre-ictal periods

	Means during seizure [0, 50] s	Means out of the seizure [-200, -150] s
DTF: 0.5–30 Hz	0.22	0.15
h^{*2} : 0.5–30 Hz	0.23	0.16
r^2 : 0.5–30 Hz	0.22	0.27
r^2 : delta	0.25	0.26
r^2 : theta	0.29	0.28
r^2 : alpha	0.25	0.23
	σ during seizure [0, 50] s	σ out of the seizure [-200, -150] s
DTF: 0.5–30 Hz	0.16	0.11
h^{*2} : 0.5–30 Hz	0.09	0.06
r^2 : 0.5–30 Hz	0.13	0.14
r^2 : delta	0.16	0.14
r^2 : theta	0.19	0.18
r^2 : alpha	0.16	0.12

σ represent the standard deviation of the relations for the corresponding intervals.

- (2) The linear correlation methods in subband present computed means higher in ictal and pre-ictal period and they have the same order.
- (3) Globally, the standard deviations are weaker out of the seizures than during the seizures.
- (4) The non-linear regression methods generate the weaker standards deviations.

In conclusion, the h^{*2} non-linear coefficient was preferred for the previously evoked reasons and also because parameters method are difficult to implement (order and coefficients estimation, computation time. . .)

2.4. Extraction of reproducible patterns among seizure recordings

The methodology propose to extract reproducible patterns among seizure recordings proceeds according to three main steps: (a) computation of the non-linear correlations between EEG signals, (b) quantification and coding of non-linear correlation (c) matching of encoded correlations computed over different seizures and extraction of similar patterns using a dynamic programming algorithm. These three steps are detailed in the following sections.

2.4.1. Signal coding

The goal of this step is the identification of reproducible epileptic patterns in $h_{X_i X_j}^2$ signals. Before this identification, the patterns have to be highlighted by a similarity extraction method, described in the next subsection. The latter starts with data encoding step.

A strong synchronization (desynchronization) between temporal lobe structures results in a significantly high (low) $h_{X_i X_j}^{2*}$ correlation coefficient on scalp EEG. The correlation level was considered significantly strong or weak if the signal oversteps respectively a predefined low-level threshold $\Gamma_{X_i X_j L}$ or high level threshold $\Gamma_{X_i X_j H}$. The choice of $\Gamma_{X_i X_j H}$ and $\Gamma_{X_i X_j L}$ is made according to two criteria.

- $\Gamma_{X_i X_j H}$ and $\Gamma_{X_i X_j L}$ must only allow for the detection of high and low correlation coefficients corresponding to seizures.
- As less artifacts as possible must be encoded.

The definition of a common threshold for all channels is not suitable since the correlation level is highly dependent on the considered channel pair. Moreover, artefact can generate higher correlations than those observed at the seizure onset. For adapt the thresholds to each channel, $\Gamma_{X_i X_j H}$ was chosen through analysis of its statistical distribution as follows:

$$\Gamma_{X_i X_j H} = h_{X_i X_j}^2(\gamma) \quad (12)$$

where γ is given by

$$\frac{\sum_{i=1}^{\gamma} N_i}{N_p} = \alpha\% \quad (13)$$

In (13), N_p is the number of samples of X_i or X_j and N_i the point number in each class i of the histogram of $h_{X_i X_j}^2$. The definition of the low level threshold $\Gamma_{X_i X_j L}$ was similar. The only difference was in the choice of α . In practice, the α relating to $\Gamma_{X_i X_j H}$ is equal to 90% and to $\Gamma_{X_i X_j L}$ is equal to 5%. Once $\Gamma_{X_i X_j H}$ and $\Gamma_{X_i X_j L}$ were set, encoded signal $S_{e_{X_i X_j}}(n)$ was defined as follows:

$$\begin{cases} S_{e_{X_i X_j}}(n) = a & \text{if } h_{X_i X_j}^2(n) > \Gamma_{X_i X_j H}, \\ S_{e_{X_i X_j}}(n) = x \text{ or } y & \text{if } \Gamma_{X_i X_j H} > h_{X_i X_j}^2(n) > \Gamma_{X_i X_j L}, \\ S_{e_{X_i X_j}}(n) = c & \text{if } \Gamma_{X_i X_j L} > h_{X_i X_j}^2(n). \end{cases} \quad (14)$$

a, x, y and c were the characters of the coding alphabet in which $h_{X_i X_j}^2$ was transcribed. In the description of an epileptic process, only high and low correlations are important. The extraction of similarities have to occur on high and low coding levels. A different coding (x or y) was then needed in both seizures in order not to avoid the extraction of similarities due to their preponderance in the $h_{X_i X_j}^2$ coding matrix intermediate level. In fact, for formulate in an other way, the intermediate level are considered non-significant for extract the epileptic events. In coding by two different characters x and y the intermediate levels of $h_{X_i X_j}^2$ corresponding to two seizures, any similarity can be extracted of them. Only the high or low correlations are interesting. The strong correlations certainly correspond to the high epileptic interdependence of the depth structures. The weaker correlations could be a consequence of the flattening observed by the neurologist at the seizure outset.

2.4.2. Extraction of similarities

The goal the similarity extraction between two seizures was to find epileptic patterns in coding matrices. As shown by [10], a particularly well adapted algorithm was the Wagner and Fisher [30] extension to the multichannel case. This algorithm allowed the determination of the distance between two strings of symbols as measured by the minimum cost sequence of *edit operations* needed to change one string into the other.

In the multichannel case which is presented here, the operations were done on matrices coded as sequences of vectors, instead of strings. Three *edit operations* were defined: insertion, deletion and substitution. All these operations had a given cost chosen as follows:

- deletion and insertion: 1
- substitution: 2 if characters to substitute are different, 0 if they are the same.

The edit distance was found by computing of a cost matrix (transformation matrix) with a dynamic programming algorithm which iteratively estimated the lowest trace operation cost. A second algorithm was then used to extract the trace of minimal cost from the computed cost matrix. The characters that were found as being similar (substitution with cost 0) were outlined as shown in Fig. 4 (a). The advantage of this algorithm was that more than the edit distance, it gave the minimal cost trace, which allowed to find what were the common characters in two sequences. Its drawback principle, was that it gave a

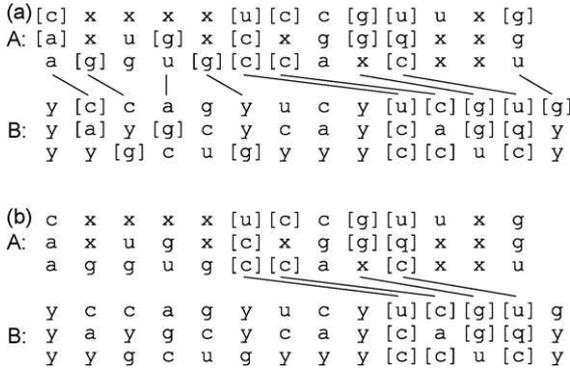


Fig. 4. (a) Example of similarity extraction using Wagner and Fisher algorithm on simulated matrices. (b) Example of similarity extraction by the use of Smith and Waterman algorithm on simulated matrices. It is noticeable that both matrices can of different lengths and that time distortion is allowed in subsequences recovering.

global measure of the similarity. In the present case, seizures were well delimited in time, so that a more local algorithm of similarity extraction was preferred: Smith and Waterman algorithm [31].

The basic principle of the algorithm was the creation of a cost matrix D with a dynamic programming method. Every sequence of a word A is compared with all sequences of all possible lengths of a word B . Only the result with the minimal computation cost (Eq. (15)) was kept for each cell of the cost matrix. The cost matrix is initialized with 0 in the first line and the first column.

$$D(i, j) = \max \begin{cases} D(i-1, j-1) + \Gamma(\mathbf{a}^i \rightarrow \mathbf{b}^j) \\ \max_{i \geq k \geq n} \{D(i-1, j) - \Gamma_k(\mathbf{a}^i \rightarrow \Lambda)\} \\ \max_{j \geq k \geq n} \{D(i, j-1) - \Gamma_k(\Lambda \rightarrow \mathbf{b}^j)\} \\ 0 \end{cases} \quad (15)$$

where the substitution, insertion and deletion costs are computed as follows.

- * substitution: $\Gamma(\mathbf{a}^i \rightarrow \mathbf{b}^j) = \sum_{l=1}^N \gamma(\mathbf{a}_l^i \rightarrow \mathbf{b}_l^j)$,
- * deletion: $\Gamma_k(\mathbf{a}^i \rightarrow \Lambda) = \sum_{l=1}^N \gamma_k(\mathbf{a}_l^i \rightarrow \Lambda_l)$,
- * insertion: $\Gamma_k(\Lambda \rightarrow \mathbf{b}^j) = \sum_{l=1}^N \gamma_k(\Lambda_l \rightarrow \mathbf{b}_l^j)$.

where γ and γ_k are the cost functions defined as follows.

$$\begin{aligned} \text{substitution : } \gamma(a \rightarrow b) &= \begin{cases} g_o & \text{if } a = b \\ -g_e & \text{if } a \neq b \end{cases} \\ \text{insertion : } \gamma_k &= g_o + g_e * k \\ \text{deletion : } \gamma_k &= g_o + g_e * k \end{aligned} \quad (16)$$

It is worth noticing that the Smith and Waterman algorithm was first developed for the comparison of mono-dimensional sequences. Here, we extended the principle to the multichannel case, summing the costs on all EEG channels (see [32]).

In Fig. 4(a) the application of the Wagner and Fisher's algorithm is presented. Only the costless result on simulated matrices was shown, but some other possibles sequences may be obtained with a change in the costs of the basic *edit operations*. In Fig. 4(b) the application of the Smith and

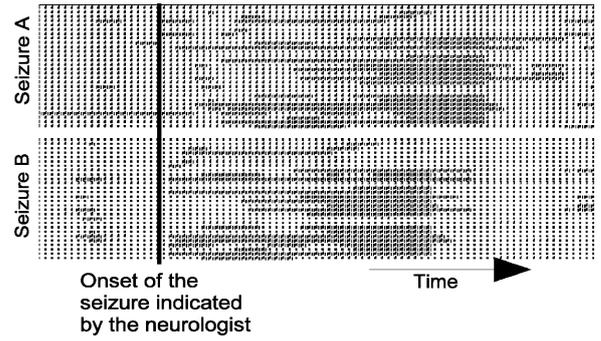


Fig. 5. Result of the similarities extraction on encoded matrices (each line of a seizure represent a encoded $h_{x,x}^2$ by Wagner and Fisher algorithm on two seizures of the same patient. Black regions are those which were found the most similar in both seizures. Onset of the seizure indicated by neurologist is indicated by a vertical line.

Waterman's algorithm on the same simulated matrices is presented. Only a part of the pattern extracted by the Wagner and Fisher algorithm's is shown. In fact on real EEG, the separation of the zone seizure from artefact remains a problem.

3. Results

For all the results presented here, the value used for α in Eq. (13) is chosen with the *a priori* information that temporal lobe seizure lasts for about 50 s on the 500 s of the file duration. To compute high threshold, α is set to 90% in order to keep only 10% of the highest correlations. As low correlations are rare threshold α is set to 5%. It is obvious that these percentage are adapted to this particular signal length.

In Fig. 5, result of Wagner and Fisher algorithm on two real seizures of a same patient is presented. Similarities can be extracted on 11 out of 28 channels. Similarities extracted before the seizure but are caused by artefacts. What make artefacts and seizure different after similarity research is the length of the longest subsequence. Another important point, is that onset of the seizure indicated by neurologist does not exactly correspond to the same instant in both patterns extracted from each seizure.

To avoid subjective decision concerning pattern recognition, one can use an objective index based on the previous remark. It is defined by the ratio of similarities observed in a seizure by those observed everywhere else defined as:

$$\text{Sim}_{\text{index}} = \frac{\sum_{\text{channels}} \sum_{\text{window}} \text{similarities}}{\sum_{\text{channels}} \sum_{\text{global}} \text{similarities}} \quad (17)$$

Table 2
Percentage of seizure that have a similarity index greater than the value of the first column

Value of index	[-10 + 20] s window (%)	[-30 + 30] s window (%)	[-150 + 150] s window (%)
1	82.5	82.5	87.2
1.5	73.2	72.1	8.14
2	64.0	60.5	0
Mean	45.3	48.8	51.16

Higher is the similarity index, better is the pattern recognition during seizure.

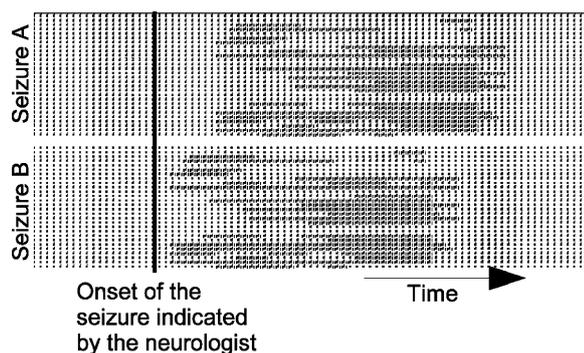


Fig. 6. Result of the similarities extraction on encoded matrices (each line of a seizure represent a encoded h_{xy}^2) by Smith and Waterman algorithm on two seizures of the same patient. Black regions are those which were found the most similar in both seizures. Onset of the seizure indicated by neurologist is indicated by a vertical line.

Results obtained computing $\text{Sim}_{\text{index}}$ are summarized in Table 2. As only early seconds of the seizure are interesting for its characterization, a $[-10, +20]$ seconds window is positioned from seizure onset (the seizure onset is indicated by a neurologist: vertical line on Figs. 5 and 6. 82.5% of the 87 seizures have an index $\text{Sim}_{\text{index}}$ greater than 1, what signify that more similarities are observed during the seizure. 64% of the seizure have an index greater than 2. When more longer windows are used to compute the index, results are worse. In fact global mean of the index is respectively 2.97, 2.37 and 1.24 for windows length of $[-10 + 20]$ s, $[-30 + 30]$ s and $[-150 + 150]$ s.

For the Smith and Waterman algorithm, costs were set as follows:

$$\begin{aligned} \text{substitution} : \gamma(a \rightarrow b) &= \begin{cases} 1 & \text{si } a = b \\ -1/7 & \text{si } a \neq b \end{cases} \\ \text{insertion} : \gamma_k &= 1/2 + 1/7 * k \\ \text{suppression} : \gamma_k &= 1/2 + 1/7 * k \end{aligned} \quad (18)$$

The Smith and Waterman score characterized the most similar part in two different seizures. As the extracted pattern had to correspond with the seizure, its onset was compared to the real seizure onset, indicated by the neurologists. The detection was considered good if the difference between both indications was less than 15 s. Such a margin was accepted, because the transmission of the signal from the inside of the brain to the scalp was never instantaneous.

This values allowed to extract similarity patterns that corresponded to seizures for about 73% of the patients. Duration of extracted pattern was of about 25 s, which corresponded to what we expected. Seizures normally lasted about 50 s, but the higher correlations were generally observed in the early instants after the onset.

4. Discussion and conclusion

An important point to notice, was that correlation, previously applied to SEEG signal [33,14] can be used on scalp EEG with good results. That was unsure because scalp

EEG signal is the recording of a global information whereas SEEG was the recording of a focal activity.

The first important result was that reproducible patterns could be extracted at the onset of the seizures with two seizures of the same patient. This result was already proven on depth electrodes, but had never been shown on scalp electrodes. In fact, this assumption was the base of the surgery because it was possible only because the resection of the epileptic zone permitted the suppression of seizures.

With the Wagner and Fisher algorithm, the similarity method described here proved to be efficient as more than 83% of the seizures presented a high level of similarities. Only 17% of seizures (15 out of 87) presented a really poor similarity index (less than one). Comparing these seizures with clinical files of the patients, one could notice that for the most of them, they were either multi-focal or bilateral.

In [34], authors showed that most important information on seizure were contained in its early seconds. Results obtained with a $[-10, +20]$ s window seem to confirm it as longest windows give worse results. For example with a $[-30, +30]$ s window only 60% of the seizures have a similarity index greater than 2. This percentage quickly fall to less than 50% with the augmentation of the window size. With $[-150, +150]$ s window results obtained have no sense as practically all the file is used to compute the index. This information implies that the pattern discrimination is more easy for short windows.

Results obtained for the measure of the edit distance computed intra-patients are more difficult to analyse, as the mean of the edit distance is 0.95 (S.D. 0.03). Patient with a low edit distance (under mean-standard deviation) are obviously not patients that present a high $\text{Sim}_{\text{index}}$. Actually, data with many artefact had generally a low edit distance, that did not reflect what happened during the seizure. Result obtained for Wagner and Fisher algorithm reflected the similarity of the whole data file. To overcome this problem a Smith and Waterman algorithm was applied, and may be able to localize more local similarity zones.

As we saw, the pattern extracted with the Smith and Waterman algorithm corresponded with the seizure for about 73% of the seizure. This algorithm seemed then more suitable for the present application. Two main advantages could be seen:

- first, the seizure onset was more easy to approximate as to the onset of the pattern.
- second, as the pattern was limited in time (local detection), result obtained seemed to be more useful to realize a classification of the seizures.

As reproducible patterns could be extracted at the onset of seizures, the extraction of similarities might reinforce the medical diagnosis. This assumption was the base of the surgery that only works because the epileptic zone and the neuronal network involved in several seizures are stable for a given patient. The next step of similarities study on scalp EEG was to realize a seizure classification based on the coupling of intra cerebral structure measured between surface electrodes.

References

- [1] H. Witte, L. Iasemidis, B. Litt, Special issue on epileptic seizure prediction, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 50 (5) (2003) 537–538.
- [2] L. Iasemidis, Epileptic seizure prediction and control, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 50 (5) (2003) 549–558.
- [3] J. Engel Jr., Research on the human brain in an epilepsy surgery setting, *Epilepsy Res.* 32 (1998) 1–11.
- [4] J. Ebersole, S. Pacia, Localization of temporal lobe foci by ictal eeg patterns, *Epilepsia* 37 (1996) 386–399.
- [5] E. Asano, O. Muzik, A. Shah, C. Juhasz, D. Chugani, K. Kagawa, K. Benedeka, S. Sood, J. Gotman, H. Chugani, Ictal localization of temporal lobe seizures with scalp/sphenoidal recordings, *Clin. Neurophysiol.* 115 (2004) 2718–2727.
- [6] S. Knake, A. Haag, G. Pilgramm, J. Reis, K. Klein, H. Hoeffken, P. Barstein, W. Oertel, H. Hamer, F. Rosenrow, Ictal functional tcd for the lateralization of the seizure onset zone – a report of two cases, *Epilepsy Research* 62 (2004) 89–93.
- [7] S. Lee, K. Kim, K. Hong, J. Kim, C. C.K., The lateralizing and surgical prognostic value of a single 2 h eeg in mesial tle, *Seizure* 9 (2000) 336–339.
- [8] F. Wendling, F. Bartolomei, J. Bellanger, P. Chauvel, Interpretation of interdependencies in epileptic signals using a macroscopic physiological model of the eeg, *Clin. Neurophysiol.* 112 (2001) 1201–1218.
- [9] M. Van der Heyden, D. Velis, B. Hoekstra, J. Pijn, W. van Emde Boas, C. van Veelen, P. van Rijen, F. Lopes da Silva, J. DeGoede, Non-linear analysis of intracranial human eeg in temporal lobe epilepsy, *Clin. Neurophysiol.* 110 (1999) 1726–1740.
- [10] F. Wendling, J. Bellanger, J. Coatrieux, Extraction of spatio-temporal signatures from depth eeg seizure signals based on objective matching in warped vectorial observations, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 43 (1996) 990–1000.
- [11] L. Wu, J. Gotman, Segmentation and classification of eeg during epileptic seizures, *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 106 (4) (1998) 344–356.
- [12] K. Lehnertz, Non-linear time series analysis of intracranial eeg recordings in patients with epilepsy – an overview, *Int. J. Psychophysiol.* 9534 (1999) 45–52.
- [13] F. Mormann, T. Kreuz, R.G. Andrzejak, P. David, K. Lehnertz, C.E. Elger, Epileptic seizures are preceded by a decrease in synchronization, *Epilepsy Res.* 53 (3) (2003) 173–185.
- [14] M. Chavez, M. Le Van Quyen, V. Navarro, M. Baulac, J. Martinerie, Spatio-temporal dynamics prior to neocortical seizures: Amplitude versus phase couplings, *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 50 (1) (2003) 571–583.
- [15] P. Franaszczuk, G. Bergey, Application of the directed transfer function method to mesial and lateral onset temporal lobe seizures, *Brain Topogr.* 11 (1) (1998) 13–21.
- [16] K. Ansari-asl, L. Senhadji, F. Wendling, J. Bellanger, Quantitative comparison of signal analysis methods for characterization of brain functional connectivity, in: *The Third European Medical and Biological Engineering Conference. EMBEC'05*, 2005.
- [17] M. Kaminski, K. Blinowska, A new method of the description of the information flow in the brain structures, *Biol. Cybern.* 65 (3) (1991) 203–210.
- [18] J. Durbin, The fitting of time series models, *Rev. Inst. Int. Stat.* 28 (1960) 233–243.
- [19] S. Kay, *Modern Spectral Estimation: Theory and Applications*, Prentice Hall, 1988.
- [20] H. Akaike, Fitting autoregressive models for prediction, *Ann. Inst. Stat. Math.* 21 (1969) 243–247.
- [21] P. Franaszczuk, G. Bergey, An autoregressive method for the measurement of synchronization of interictal and ictal eeg signals, *Biol. Cybern.* 81 (1) (1999) 3–9.
- [22] J. Wright, R. Kydd, A. Sergejew, Autoregression models of eeg. results compared with expectations for a multilinear near-equilibrium biophysical process, *Biol. Cybern.* 62 (1990) 201–210.
- [23] I. Guler, M. Kiyimik, M. Akin, A. Alkan, Ar spectral analysis of eeg signals by using maximum likelihood estimation, *Comput. Biol. Med.* 31 (2001) 441–450.
- [24] S. Marple, *Digital Spectral Analysis with Applications*, Prentice Hall Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1987.
- [25] P. Franaszczuk, G. Bergey, M. Kaminski, Analysis of mesial temporal seizure onset and propagation using de directed transfer function method, *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 91 (1994) 413–427.
- [26] M. Casdagli, L. Iasemidis, R. Savit, R. Gilmore, S. Roper, J. Sackellares, Non-linearity in invasive eeg recordings from patients with temporal lobe epilepsy, *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* 102 (2) (1997) 98–105.
- [27] F. Lopes da Silva, J. Pijn, P. Boeijing, Interdependence of eeg signals: linear vs. nonlinear associations and the significance of time delays and phase shifts, *Brain Topogr.* 2 (1989) 9–18.
- [28] M. Chávez Analyse des signaux seeg intercritiques: Apport des modèles dynamiques non linéaires, Ph.D. thesis, Université de Rennes 1 (2001).
- [29] J. Arnhold, P. Grassberger, K. Lenherz, C. Elger, A robust method for detecting interdependences: application to intracranially recorded eeg, *Phys. D* 134 (1999) 419–430.
- [30] R. Wagner, M. Fisher, The string to string correction problem, *J. Assoc. Comput. Mach.* 21 (1974) 168–173.
- [31] T. Smith, M. Waterman, Identification of common molecular subsequences, *J. Mol. Biol.* 147 (1981) 195–197.
- [32] M. Caparos, Analyse automatique des crises épileptiques du lobe temporal à partir des eeg de surface, Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine (2006).
- [33] F. Wendling, F. Bartolomei, J. Bellanger, P. Chauvel, Identification de réseaux épileptogènes par modélisation et analyse non linéaire des signaux seeg, *Neurophysiol. Clin.* 31 (2001) 139–151.
- [34] M. Caparos, V. Louis-Dorr, F. Wendling, L. Maillard, D. Wolf, Automatic lateralization of temporal lobe epilepsy based on scalp eeg, *Clin. Neurophysiol.* 117 (11) (2006) 2414–2423.

Automatic lateralization of temporal lobe epilepsy based on scalp EEG

M. Caparos^{a,*}, V. Louis-Dorr^a, F. Wendling^b, L. Maillard^c, D. Wolf^a

^a Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN - UMR 7039), Nancy-University, CNRS, ENSEM, 2 avenue de la forêt de Haye, Nancy, France

^b Université de Rennes 1, LTSI, UMR INSERM 642, Rennes, France

^c Centre Hospitalier Universitaire de Nancy, Service de Neurologie, Nancy, France

Accepted 25 July 2006

Available online 25 September 2006

Abstract

Objective: The objective of this work is the determination of the lateralization of the epileptic seizure onset zone using the scalp EEG signal processing.

Methods: A comprehensive method based on the evaluation of the evolution of the correlation coefficients computed between bipolar channels (longitudinal montage) was applied to 43 patients (87 seizures). The correlation coefficients are estimated by a nonlinear regression analysis. The methodology that leads to the lateralization is based on several processing steps: segmentation, seizure onset determination and then lateralization.

Results: Results show that the mean level of the nonlinear correlation values computed between EEG channels at the seizure onset time is significantly higher on the side of the beginning of a seizure.

Conclusions: The side of the seizure onset was determined for about 80–90% of the seizures studied with a satisfactory high reproducibility level.

Significance: Comparison of nonlinear correlation coefficients between both sides of the brain leads to the determination of the side of seizure onset.

© 2006 International Federation of Clinical Neurophysiology. Published by Elsevier Ireland Ltd. All rights reserved.

Keywords: EEG; Epilepsy; Nonlinear regression; Lateralization

1. Introduction

Temporal Lobe Epilepsy (TLE) is the most common form of partial epilepsy (Hauser and Annegers, 1993). Twenty to thirty percent of TLE cannot be controlled by antiepileptic drugs. For about half of the patients with TLE, the surgery is the only way to significantly reduce or suppress seizures. Surgical outcome after a temporal resection is highly dependent on the correct localization of the epileptogenic zone (EZ) (Ebersole and Pacia, 1996; Knake et al., 2004; Asano et al., 2004; Lee et al., 2000), defined as the brain area responsible for the generation of seizures. The first step towards a precise localization and

definition of the EZ is its lateralization. Several noninvasive techniques can contribute to an efficient EZ lateralization in most of the obvious TLE cases. These techniques are as various as interictal/ictal EEG analysis, video-EEG monitoring, MRI, PET, SPECT, and neuropsychological assessment (Spatt et al., 1997; Knake et al., 2004; Kilpatrick et al., 2003; Huijin et al., 2001; Cendes et al., 1995). Most of them are based on a visual inspection of the data, performed by the clinician who implicitly uses a multimodal approach to improve reliability of the diagnosis.

Whatever the modality, the lateralization process remains a difficult task in the case of generalized seizures as both sides of the brain get quickly involved just after seizure onset. According to Huijin et al. (2001), scalp EEG is considered the best way to lateralize seizures. When compared to other methods, variable results are observed, but

* Corresponding author. Tel.: +33 383 59 57 07; fax: +33 383 59 56 44.
E-mail address: matthieu.caparos@ensem.inpl-nancy.fr (M. Caparos).

most studies report that visual inspection of EEG recordings leads to 80–95% of correct side detection (Huijin et al., 2001; Maton et al., 2001; Spatt et al., 1997).

Automation of the process of lateralization based only on scalp EEG data remains a difficult problem that has not been thoroughly addressed. The main obstacle encountered in automatic EEG data analysis is the perturbation of recordings by artifacts. Moreover, an additional difficulty in signal processing is the definition and detection of changes that are specific to the appearance of seizures.

In this context, classical detection methods based on changes of the average value, amplitude or spectral features of univariate time-series proved to be insufficiently robust (Faul et al., 2005). An alternative to these methods is to use the multidimensional nature of EEG data and to assume that epileptic activity occurring at seizure onset (related to abnormal synchronization or desynchronization processes) will affect the relationships between EEG signals recorded from close to distant scalp electrodes.

Relationships measured between scalp-recorded signals have already been exploited for neurophysiological applications: sleep pathology, cognitive problems, ... (Byring et al., 2004; Corsi-Cabrera et al., 1996). Various methods aimed at characterizing interdependencies between signals have also been successfully applied to depth-EEG recordings so as to better understand functional couplings between anatomical structures in TLE (Bartolomei et al., 2001; van der Heyden et al., 1999; Chávez et al., 2003; Pareda et al., 2005).

In the present study, we report the use of such approaches in the context of seizure lateralization from scalp EEG recorded in patients with partial epilepsy. We also propose an automatic method for determining the side where the seizure starts. This method is based on the correlation between rhythmic waves (theta band of the EEG) often observed at seizure onset. The correlation is used as a specific indicator for lateralization (Blanke et al., 2000). Although underlying mechanisms involved in the generation of this rhythmic activity are not fully understood, current hypotheses seem to show that it is related to an increase of synchronization of neuronal activity inside and between brain structures (Fraszczuk and Bergey, 1999).

In our study, a nonlinear nonparametrical approach based on nonlinear regression analysis (Lopes da Silva et al., 1989; Filipe et al., 1989; Pijn, 1990; Wendling et al., 2001) was used since it takes into account the possible nonlinearity of the relationship between signals. Such a method provides a nonlinear correlation coefficient which is recognized as a robust indicator in the presence of nonlinear and nonstationary properties of analyzed signals.

With this approach, we found that the nonlinear correlation coefficient computed from scalp EEG signals during ictal rhythmic activity monitored after seizure onset is significantly higher on the side where the seizure starts.

In the proposed method, the increase in correlation values is used as a marker of seizure lateralization. This

increase must be significant and observed on a significantly high number of signal pairs over a defined time window corresponding to the beginning of the seizure, which is localized on scalp EEG recording, either manually or automatically.

Data collection and methodological issues are presented in Section 2. Results are described in Section 3, both for automatic and manual (clinician indication) seizure onset detection. The results are discussed in Section 4, and related to data from the literature.

2. Methods

2.1. Patients

We studied 43 patients, 16–45 years old, who underwent pre-surgical evaluation of partial epilepsy. All patients underwent a long-term video-EEG monitoring in Hospital Center of Nancy, between 2001 and 2004. A comprehensive evaluation included detailed history and neurological examination, neuropsychological testing, magnetic resonance imaging (MRI) and interictal and ictal SPECT. According to these data, a partial TLE was diagnosed for all patients and seizure lateralization was determined by two clinicians.

Six patients had not been operated either because there were counter-indications to the success of the surgery or because they refused it. Thirty-seven of the patients underwent a surgical operation that confirmed the diagnosis and the lateralization of the seizure. Three of them still had epileptic seizure a year after the surgery, but post-surgical evaluation revealed that the seizure-onset side had been correctly estimated in the preoperative evaluation. A possible reason for the failure of the surgery was that the cortectomy was not sufficiently extended.

The lateralization diagnosed by neurologists, confirmed by the surgery, is considered as the clinical information and is taken as gold standard in this entire paper. It was used to evaluate the proposed method.

2.2. Data selection

Two seizures were selected for each patient (except for one for whom three were used). This allowed us to assess the robustness of our algorithms and the intra-patient reproducibility. The data files were divided into two groups:

- The data from 27 patients (55 seizures) were used to develop the methodology and optimize the parameters,
- The data from 16 other patients (32 seizures) were used to validate the method.

Each data file contained one seizure occurrence only. The recording files for the first group were all formatted the same way. The duration of each recording was of 500 s (350 s preceding and 150 s following the seizure onset,

which was indicated by the clinician). The data files for the second group lasted 450 s and also comprised one seizure only. Seizure onsets were again defined by the clinician. However in this case, the onsets could occur at any time during the recorded period. The side from which the seizures started was balanced across the selected recordings. No other selection criteria were applied. Therefore, recordings considered hard to analyze by neurologists were included as well.

2.3. Signal acquisition

EEG signals were recorded on a Micromed system, according to the 10/20 system with a 24 channel EEG montage. The data were sampled at 512 Hz and recorded on the hard drive. Unless specified, all processings were directly applied to the EEG bipolar signals represented in longitudinal montage. This option was adopted as it reduced the influence of the reference in signal processings aimed at measuring crosscorrelation values.

Eight pairs of electrodes in the longitudinal montage, according to the 10/20 system of electrode placement, were selected with the help of the neurologist to completely cover the temporal lobe. The pairs of electrodes retained thus were: Fp2F8, Fp2FT10, F8T4, FT10P10, T4T6, P10O2, T6O2 and CzPz and all the corresponding contralateral electrodes. Relationships were measured between all of them on each side of the brain. This corresponds to a number of combinations equal to $C_8^2 = 28$ per side.

In order to keep all the information contained in EEG signals, no pre-processing techniques were applied, except a digital filtering in the [0.5–30] Hz frequency band, as frequencies of interest are below 30 Hz. Finite impulse response filters were used (1 s duration). This filtering permitted reducing the contamination of EEG signals by muscular activity (beyond 30 Hz). The data were also digitally downsampled to 256 Hz in order to improve processing time.

2.4. Lateralization of the seizure

The different steps of the signal processing methodology that leads to the determination of the starting side of the seizure starts are summarized in Fig. 1. These steps are detailed as follows.

2.4.1. Time evolution of relationships between scalp EEG signals

In this study, we used one of them, namely nonlinear regression analysis (Lopes da Silva et al., 1989; Bartolomei et al., 2001; Meeren et al., 2002). Let \mathbf{X}_i and \mathbf{X}_j be the vectors representing, respectively, the EEG channels X_i and X_j . Let us define μ_{ij} , the regression curve of $x_j(t)$ on $x_i(t)$, considering $x_j(t)$ as a perturbed function of $x_i(t)$:

$$\mu_{ij}(x_j(t)) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_j(t) f(x_j(t)|x_i(t)) dx_j, \quad (1)$$

The normalization of the conditional variance of \mathbf{X}_j vector by the marginal variance of \mathbf{X}_j leads, after simplification, to the equation:

$$h_{ij}^2(t) = 1 - \frac{E\{(x_j(t) - \mu_{ij}(x_i(t)))^2\}}{\text{var}(x_j(t))}, \quad (2)$$

This measure is called the nonlinear correlation coefficient $h_{ij}^2(t)$ (Pijn, 1990; Wendling et al., 2001). As mentioned above, this statistic is sensitive to nonlinear relationship between signals, moreover it is robust to noise (Chávez, 2001).

In practice $h_{ij}^2(t)$ is computed on a discrete signal sampled at a frequency $fe = 1/Te$ over a N point sliding window and (with a sliding step δ). The estimate of μ_{ij} is obtained from the construction of a piecewise linear regression curve, by splitting the N points window into l segments. For each defined segment, x_{j_η} , $\eta \in \{1, \dots, l\}$, is considered as the average of the x_j values, taken in the segment η th on x_i , and x_{i_η} is the midpoint value of this one. The estimate of regression curve $\hat{\mu}_{ij}(x[n])$ is then computed by joining the l couples (x_{i_η}, x_{j_η}) .

The estimates \hat{h}_{ij}^2 of coefficients of $h_{ij}^2(t)$ are computed at time $t = nTe$ from the following equation:

$$\hat{h}_{ij}^2[n, k] = 1 - \frac{\sum_{p=n-N/2}^{n+N/2} (x_j[p] - \hat{\mu}_{ij}(x_i[p+k]))^2}{\sum_{p=n-N/2}^{n+N/2} (x_j[p] - \bar{x}_j)^2}, \quad (3)$$

where $\hat{\mu}_{ij}(x_i[n])$ is the linear piecewise approximation of the regression curve, and \bar{x}_j is the average of x_j over the N points of the considered signal, and k is the time shift (in samples) between signal x_i and y_j .

The computation of $\hat{h}_{ij}^2[n, k]$, is reiterated for different values of k , in order to take into account a possible delay between both signals x_i and x_j . $\hat{h}_{ij}^2[n]$ is computed for all possible values of delay k in the interval $[k_{\min}, k_{\max}]$ points and only the maximum value of $\hat{h}_{ij}^2[n, k]$ is kept:

$$h_{ij}^{2*}[n] = \max_{k_{\min} < k < k_{\max}} [\hat{h}_{ij}^2[n, k]] \quad (4)$$

h_{ij}^{2*} is then a piecewise constant function, as can be seen on Fig. 2. Its values are comprised between 0 (if \mathbf{X}_j is independent from \mathbf{X}_i) and 1 (if \mathbf{X}_j is linearly or nonlinearly dependent on \mathbf{X}_i). In case of linear relationship between \mathbf{X}_i and \mathbf{X}_j , $h_{ij}^{2*}[n]$ reduce to common linear correlation coefficient $r_{ij}^{2*}[n]$ optimized for time delay.

As high correlations are considered to be the consequence of an underlying epileptic process, they are here exploited to characterize the lateralization of the seizure. The way to give the EZ side is divided into two steps:

- the indication of the seizure onset,
- the indication of the side.

2.4.2. Detection of the seizure onset

The method, we propose to give the side indication (see Section 2.4.3), was applied over the transition from preictal to ictal state, and more precisely on the selected part

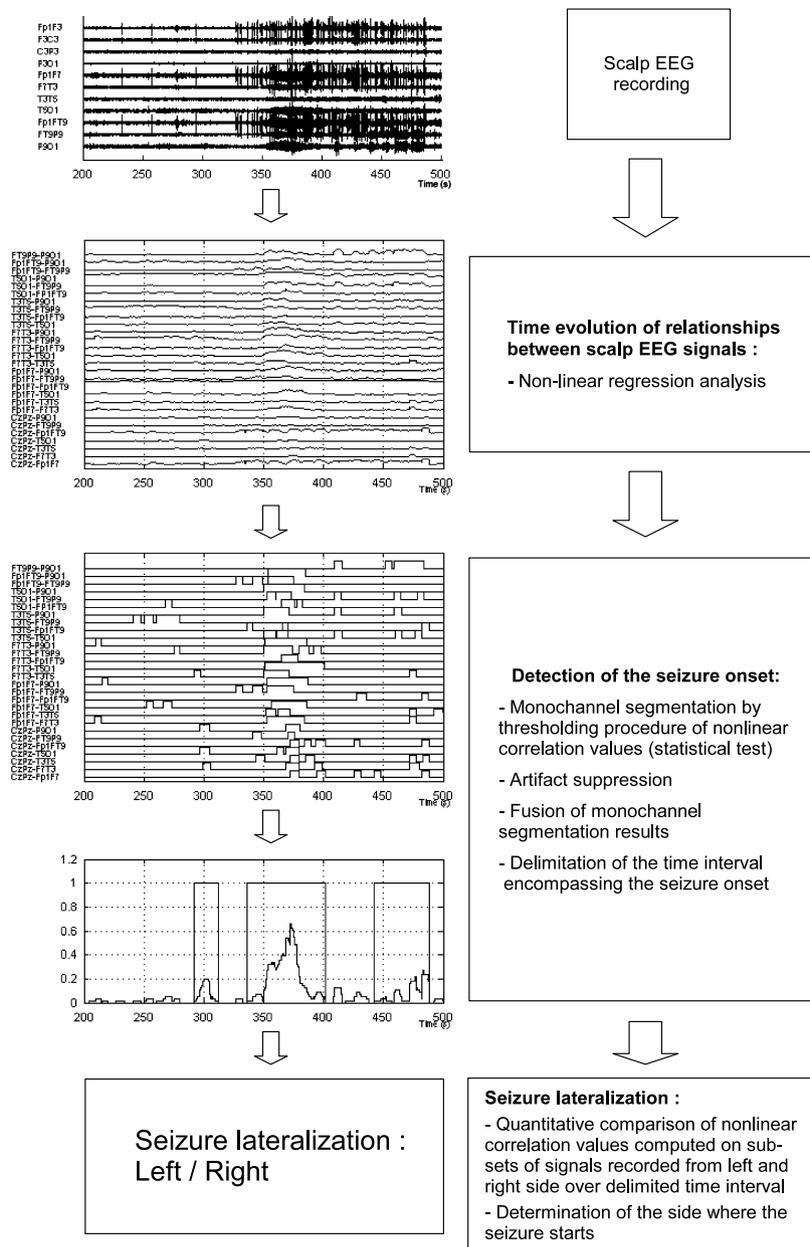


Fig. 1. The different processing steps applied to EEG signals in order to determine the seizure lateralization at onset.

of the EEG including seizure onset. In order to detect the time interval that includes the beginning of the seizure, we had two options:

- (1) Use a priori information as all data were analyzed and annotated by at least one neurologist who indicated the seizure onset time. As shown below in the results section, this manual indication was used to apply lateralization algorithm. This was not entirely satisfactory as it requires a human intervention.
- (2) Develop a fully automatic method to detect the time interval that includes seizure onset. Here, the main hypothesis used to provide this indication was that

h_{ij}^{2*} values increase significantly at the onset of the seizure compared to those measured during pre-ictal state (see Fig. 3). Based on this hypothesis, we designed a four step procedure to automatically detect seizure onset time: (a) mono-channel segmentation by thresholding procedure of nonlinear correlation values (statistical test), (b) artifact suppression, (c) fusion of mono-channel segmentation results and finally (d) delimitation of the time interval encompassing the seizure onset.

2.4.2.1. Mono-channel segmentation. The nonlinear correlation value was considered as significantly high if it overstepped a defined threshold $\Gamma_H(X_i, X_j)$. Parameter

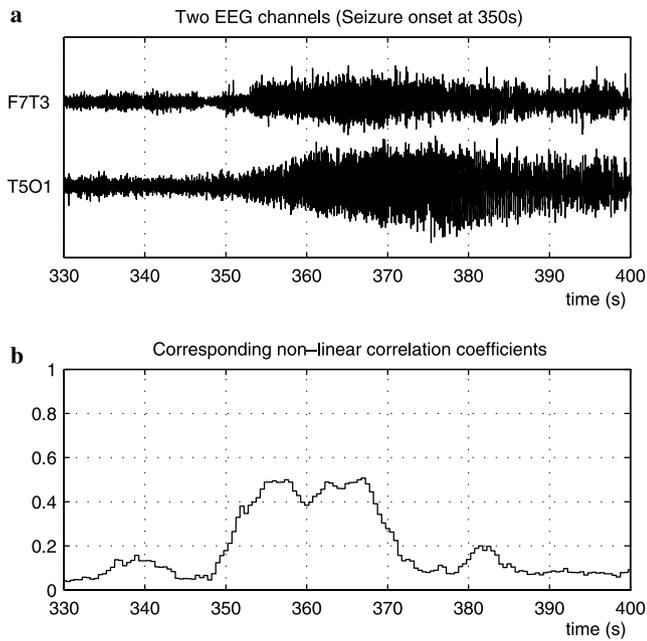


Fig. 2. Evolution of $h_{F7T3,T5O1}^{2*}$ compared to EEG bipolar channels $F7T3$ and $T5O1$. One can notice that a muscular artifact is present on EEG channels but does not appear on the correlation measure $h_{F7T3,T5O1}^{2*}$.

$\Gamma_H(X_i, X_j)$ had to be adjusted to meet the following constraint:

- allow the detection of seizure onset (sensitivity),
- minimize the false alarm rates (specificity).

Those two constraints did not have the same weight in the result interpretation. The detector was not aimed at seizure detection but at defining the seizure onset time as precisely as possible, in order to further provide the lateralization indication. That was why our main preoccupation is about the sensitivity.

The use of a unique threshold value for all pairs of bipolar signals was not appropriate because nonlinear correlation values $h_{ij}^{2*}[n]$ strongly vary from one pair (X_i, X_j) to the other. Moreover, some artifacts (manly those induced by eye blinking) generated higher correlations than those observed at seizure onset for epileptiform patterns. To adapt to each pair, $\Gamma_H(X_i, X_j)$ was adjusted through the analysis of the statistical distribution of each $h_{ij}^{2*}[n]$ values. The threshold $\Gamma_H(X_i, X_j)$ was then defined as follows:

$$\frac{\text{Number of points such that } h_{ij}^{2*}[n] < \Gamma_H(X_i, X_j)}{\text{Total number of points : } Np} = \alpha\% \tag{5}$$

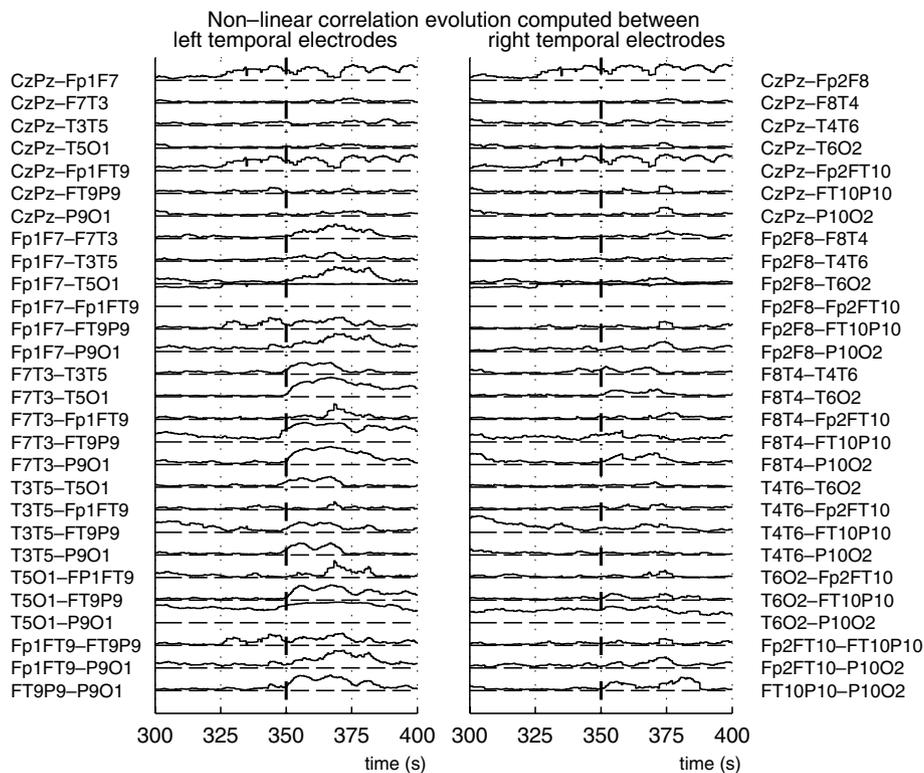


Fig. 3. Time variations of $h_{ij}^{2*}[n]$ values (computed for all pairs of EEG channels (X_i, X_j)) before and during seizure. On the left part of the figure, the correlation coefficients are computed between left temporal electrodes. On the right, the right temporal electrodes are shown, at a corresponding time. First epileptic sign occurs at $t = 350$ s (vertical line, as annotated by the neurologist from analysis of video-EEG). A significant increase in nonlinear correlation values is observed on important number of electrodes of the left side of the brain whereas quite no increase can be seen on the right.

where parameter α was used to adjust the threshold (percentage of h^{2^*} values out of all h^{2^*} values considered as significantly high).

Finally, segmentation of $h_{ij}^{2^*}[n]$ time-series was represented by a binary quantity S_{ij} defined as follows:

$$S_{ij}[n] = \begin{cases} 1 & \text{if } h_{ij}^{2^*}[n] \geq \Gamma_H(X_i, X_j) \\ 0 & \text{if } h_{ij}^{2^*}[n] < \Gamma_H(X_i, X_j) \end{cases}, \forall n \in [1, Np] \quad (6)$$

where $S_{ij}[n]$ is the segmentation vector of high nonlinear correlation values between both signals X_i and X_j .

2.4.2.2. Artefact suppression. Monochannel segmentation on correlation values has a high false detection rate. Therefore, some more a priori criteria need to be introduced to make it more robust. These post-processing operations are based on experimental knowledge:

- Owing to the variance of $h_{ij}^{2^*}[n]$ values, small fluctuations around $\Gamma_H(X_i, X_j)$ lead to alternance of $S_{ij}[n]$ values (from 0 to 1 and vice-versa) over short duration segments. This undesired effect was corrected by setting to 1 all 0 sequences that lasted less than 2 s,
- In all analyzed recordings, seizure durations were higher than 20 s. Consequently, we also set to 0 all sequences of values equal to 1 in $S_{ij}[n]$ over time intervals that lasted less than 20 s.

In the following, the result of these post-processing operations will be referred to as $S_{ij}^*[n]$.

2.4.2.3. Fusion of monochannel segmentation results. In order to obtain candidate time intervals corresponding to seizure onset, we used a fusion procedure of $S_{ij}^*[n]$. This procedure was designed this way because the variations of $S_{ij}^*[n]$ values (going from 0 to 1) are assumed to correspond to seizure onset. However, we noticed that the probability of correct seizure onset detection increased when these variations were observed on sufficient number N_c of couples (X_i, X_j) . Consequently, the fusion procedure was based on the summation of monochannel $S_{ij}^*[n]$ binary series and thresholding of the result:

$$MS[n] = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{i,j,i \neq j} S_{ij}^*[n] > N_c \\ 0 & \text{if } \sum_{i,j,i \neq j} S_{ij}^*[n] \leq N_c \end{cases}, \forall n \in [1, Np] \quad (7)$$

where N_c represents the number of couples for which binary values $S_{ij}^*[n]$ must be equal to 1 at the same time in order to decide that a seizure occurred.

2.4.2.4. Delimitation of the time interval encompassing the seizure onset. After fusion of monochannel segmentation

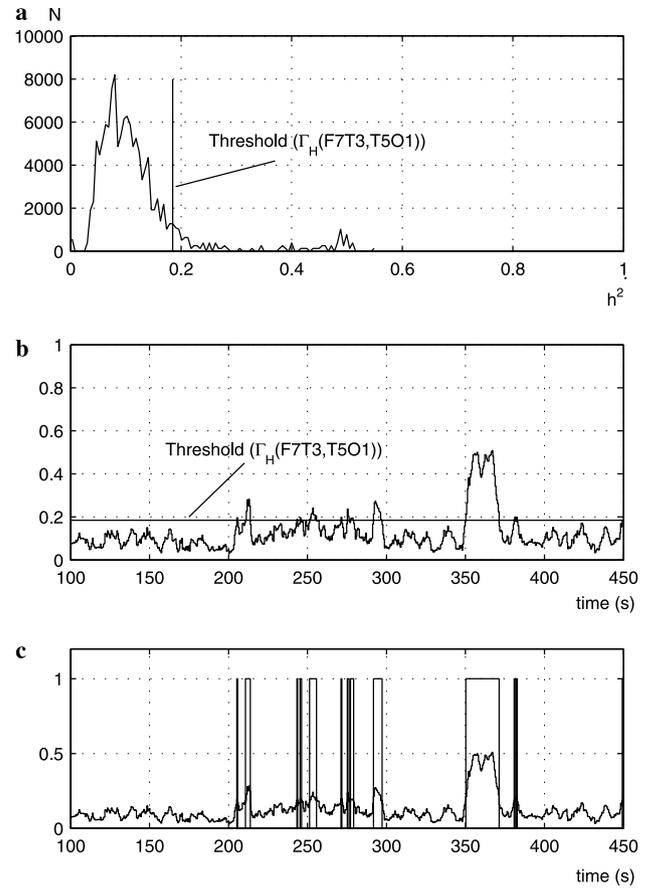


Fig. 4. (a) Histogram of $h_{F7T3,T5O1}^{2^*}[n]$ and the corresponding threshold, $\Gamma_H(F7T3,T5O1)$, computed on 90% of the number of values. (b) Time variation of $h_{F7T3,T5O1}^{2^*}[n]$. Horizontal line correspond to threshold value $\Gamma_H(F7T3,T5O1)$. (c) $S_{F7T3,T5O1}^*[n]$ obtained after the segmentation of $h_{F7T3,T5O1}^{2^*}[n]$ (dashed line).

results, several candidate time intervals which possibly included seizure onset were detected (see Fig. 5). In order to select the time interval corresponding to seizure onset with the highest probability, we defined a criterion C_{MS_v} based on three main characteristics of the isolated time intervals v :

$$C_{MS_v} = \frac{D_{MS_v}}{D_{MS}^{\max}} + \frac{M_{MS_v}}{M_{MS}^{\max}} + \frac{E_{MS_v}}{E_{MS}^{\max}} \quad (8)$$

where D_{MS_v} denotes the duration of the time interval v , M_{MS_v} denotes the maximum value of $\sum_{i,j,i \neq j} S_{ij}^*[n]$ computed over in the interval duration and where E_{MS_v} denotes the sum of $h_{ij}^{2^*}[n]$ values for all (X_i, X_j) computed over the interval duration. These three quantities are normalized by the maximum values found on all candidate intervals.

The interval over which the maximum value of C_{MS_v} was computed is retained as the unique solution, i.e., the time interval including seizure onset.

2.4.3. Seizure lateralization

Once the time interval encompassing the seizure onset was defined, a lateralization index, referred to as *SIDE*, was computed. This was defined as the difference

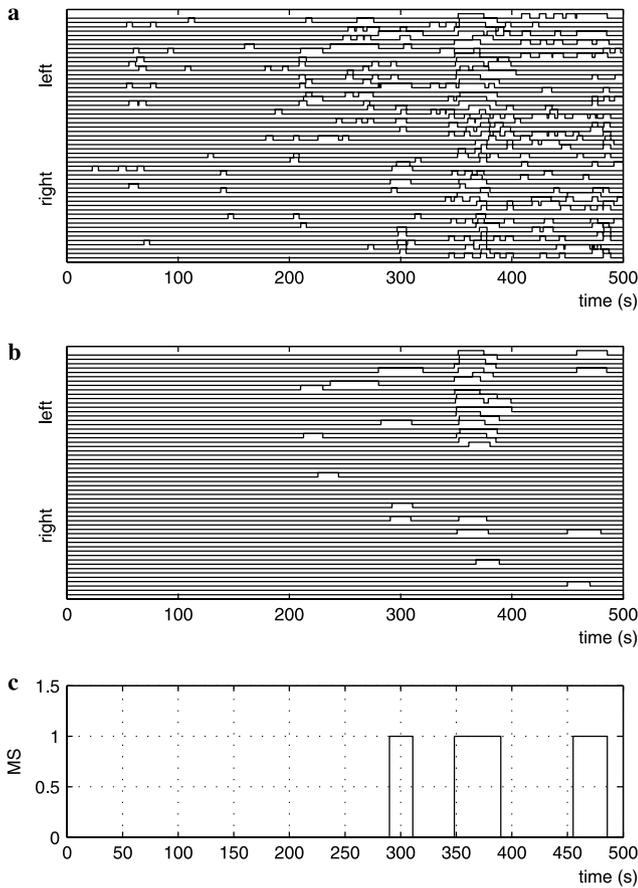


Fig. 5. Binary quantity $S_{ij}[n]$ obtained from monochannel segmentation of nonlinear correlations $h_{ij}^{2*}[n]$ computed for each couple of EEG channels (X_i, X_j) before (a) and after (b) artifact suppression. Left channels are shown on the top. (c) Result of the fusion procedure of monochannel segmentation results and candidate time intervals possibly including seizure onset. Vertical line indicates seizure onset time given by the neurologist from video-EEG analysis.

between the sum of nonlinear correlation values h_{ij}^{2*} computed for all pairs of channels (X_i, X_j) corresponding to left electrodes and the sum of h_{ij}^{2*} values for all pairs of channels (X_i, X_j) corresponding to right electrodes. The computation of the *SIDE* index required three parameters: the time instant $Inst_m$ assumed to be the estimation of the seizure onset time and two time indexes corresponding to the initial and final time of the window positioned around $Inst_m$. The *SIDE* index was then defined from the equation:

$$SIDE = \text{sign} \left(\sum_{k=Inst_m-B}^{Inst_m+E} \sum_{i,j \neq i} h_{ij}^{2*left}(k) - \sum_{k=Inst_m-B}^{Inst_m+E} \sum_{i,j \neq i} h_{ij}^{2*right}(k) \right) \quad (9)$$

where B (respectively E) represents the time shift between seizure onset time $Inst_m$ and the beginning (respectively the end) of the window used for lateralization and where h_{ij}^{2*left} (respectively $h_{ij}^{2*right}$) are the values of h_{ij}^{2*} taken for all the left pairs of channels (X_i, X_j) (respectively, right pairs of channels (X_i, X_j)).

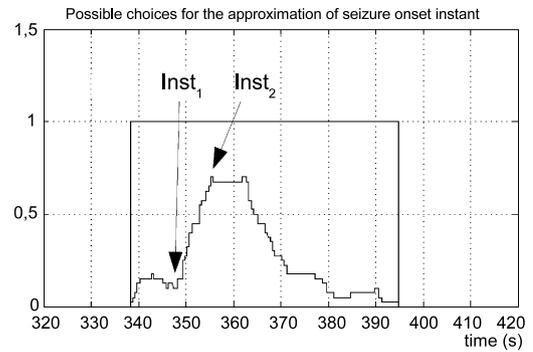


Fig. 6. Time interval encompassing seizure onset (solid line rectangle), sum of the correlation $h_{ij}^{2*}[n]$ normalized by the total number of channels computed between all bipolar channels (X_i, X_j) for both sides of the brain and estimated seizure onset times (indicated by arrows).

A positive value of the *SIDE* index indicated that correlation was higher on the left side of the brain and that seizure probably starts on this side. Conversely, a negative value revealed that the seizure was likely to start in the right hemisphere.

Beside the values for parameters B and E , an important parameter in the lateralization procedure is the definition of the best seizure onset time indicator $Inst_m$. Our experience led us to consider two possible choices for $Inst_m$, based on the time evolution of $\Sigma_{h^2} = \sum_{i,j,i \neq j} h_{ij}^{2*}[n]$ (see Fig. 6):

- $Inst_1$: corresponding to the instant for which the quantity Σ_{h^2} starts increasing,
- $Inst_2$: corresponding to the instant for which the quantity Σ_{h^2} reaches its maximum value.

3. Results

The whole procedure was applied to 87 recordings, containing one seizure (see Section 2.2). In every file, seizure beginning and lateralization was indicated by two neurologists.

The method was first evaluated in a supervised procedure (seizure onset time was known a priori) over 55 recordings (control data). The other 32 recordings (test data) were used to control and validate the method within a blind procedure.

Parameter α was adjusted thanks to a priori knowledge on the average duration of seizure periods (50 s) and on the total duration of recordings (500 s), under the hypothesis that correlation values should be lower than Γ_H over interictal periods (i.e., outside seizures): $\alpha = 90\%$ (see Fig. 4).

The nonlinear correlation coefficients were computed over a 5 s (1280 points) sliding window, as EEG signals can be considered pseudostationary on this duration. The step between two consecutive windows was set to 0.5 s (128 points). In the computation of the nonlinear correlation values $h_{ij}^{2*}[n]$, k_{\min} and k_{\max} were, respectively, set to -10 and $+10$. This approximately represented a negative and positive time shift of 40 ms around time index n .

As for the threshold parameter N_c , best results (in terms of agreement between automatic and manual determination of seizure lateralization by clinical indications) were obtained with $N_c = 3$. For this value, the average number of time intervals corresponding to possible seizure onset was equal to 1.32 per recording. With higher values, seizure onset was not detected in some recordings, with lower values, specificity decreased and led to poor overall performances.

Using the set of parameters described above, we ended up with five recordings in which the epileptic seizure could not be detected. For the remaining 50 files, concordance between the time interval corresponding to seizure onset (automatically provided by criterion C_{MS_v}) and neurologists' indication was always obtained. This concordance was assessed as satisfactory if the time difference between clinical indication and automatic indication was lower than 15 s, which occurred in 42 cases (76%). On test data, the rate of seizure onset detection was approximately the same as that obtained with control data. Thus, good concordance between automatic and visual indication was obtained with 24 out of 32 recordings (75%).

As for those 66 (42 + 24) automatically detected intervals containing a seizure, the estimated seizure-onset time was criterion $Inst_1$. It led to an average time difference of 5.21 s (SD 17.40 s) with respect to clinicians' indications. When it came to $Inst_2$, the performance worsened since the average time difference reached 16.99 s (SD 18.38 s). Consequently, we decided to keep $Inst_1$ as the estimated seizure onset time.

Furthermore, the lateralization results also depended on the duration of the chosen window (i.e., the window over which parameter $SIDE$ was computed) and on its position around $Inst_1$. Different settings of parameters B and E (Eq. (9)) were tested to determine the influence of each variable on the results. In Table 1, the percentage of correct side indication is reported for three different settings of parameters B and E .

The duration of the window over which the parameter $SIDE$ was computed was found to be important. Indeed, the results obtained from long duration windows were poorer than those obtained with short-time windows. The best results were reached with $B = 10$ s and $E = 20$ s. We also evaluated the performances of the fully automatic procedure compared to those obtained when $Inst_1$ (corre-

Table 2

Lateralization results for different windows positioned around the seizure onset time indicated by neurologists

Correlation index	Nbr of seizures	[-150 +150] s window (%)	[-10 +20] s window (%)	[-0 +20] s window (%)
h^{2^*}	66	74.2	84.9	83.3
h^{2^*}	87	72.4	81.6	79.3
r^{2^*}	87	66.3	64.3	64.3

In the first line, results presented are only those for which the seizure was also automatically detected by application of criterion C_{MS_v} (same seizures as in the third line of Table 1). In the second line, the result of the lateralization of all seizure is presented. In the third line, results presented are obtained with the same methodology applied to the linear correlation coefficient.

sponding to the seizure onset time) was indicated by neurologists. The results were reported in Table 2. Interestingly, they showed that the percentage of correct lateralization indication slightly decreased when the window (over which parameter $SIDE$ was computed) was positioned around neurologists' indications. Consequently, the procedure was slightly sensitive to the position in time of the window. As in the previous case, best results (in terms of agreement between neurologists' and automatic indication) were reached with a 30 s duration window starting 10 s before indicated seizure-onset time. Table 2, presents the results of the lateralization algorithm, applied to the linear correlation coefficient r^{2^*} . The methodology was the same, apart from the fact that we replaced the h^{2^*} nonlinear correlation coefficient by its linear equivalent r^{2^*} , which was also optimized for the time delay τ .

It is worth noting that automatically detected seizures have the better rate of correct lateralization in both cases (automatically- and manually-indicated seizure onset time). An explanation for this phenomenon is that seizures which are difficult to detect automatically are those for which the summation of nonlinear correlation values does not have a significant increase at seizure onset. Consequently, in this situation the differentiation between left and right is more intricate.

Finally, as far as intra-patient reproducibility is concerned, our results revealed that in 70% of the patients, an interval encompassing the seizure was automatically detected for the two recordings analyzed. In four patients (i.e., 13%), the procedure led to correct side detection only in one of the two recordings analyzed.

4. Discussion and conclusion

This paper introduced a new automatic procedure for seizure lateralization based on scalp EEG signals. It was evaluated in 43 patients (two recordings per patient) suffering from TLE.

The central key of the proposed procedure is that nonlinear correlation values between EEG signals are significantly higher on the side of the seizure onset than on the contralateral side. The procedure allowed for correct sei-

Table 1

Percentage of correct lateralization indication for different settings of the window (around $Inst_1$) over which parameter $SIDE$ was computed

Detected seizures	[-150 +150] s window (%)	[-10 +20] s window (%)	[-0 +20] s window (%)
42	83.3	92.9	90.5
24	62.5	83.3	79.2
66	75.8	89.4	86.4

Results are presented only for recordings in which seizure was automatically detected by application of criterion C_{MS_v} .

zsure detection in 3/4 of analyzed recordings. The rate of correct lateralization for the seizures detected by our procedure (in terms of concordance with neurologists' indications) was about 90% when the window over which the algorithm that determined the side of the EZ was well chosen.

The estimated seizure onset time that best matched the one indicated by neurologists corresponded to the time for which an increase of nonlinear correlation values was observed. A possible interpretation of this result is that this moment also coincided with the presence of a rhythmic activity often annotated by neurologists as the seizure onset time.

In our opinion, the seizure onset lateralization was meaningful only if applied on the first few seconds around the beginning of the seizure. Unfortunately, in the literature, the definition of seizure onset from scalp EEG is controversial. Hence, when neurologists indicate the rhythmic waves on EEG signals, the seizure may have already begun for a few seconds. To take into account this time shift, the beginning of the computation window was positioned 10 s before seizure onset. Moreover, on the observed seizures, the rhythmic activity lasted for maximum 20–25 s once the ictal activity was generalized to the whole brain. Therefore, we considered that the end of the window used for lateralization could be positioned 20 s after the seizure onset.

The method presented here gives satisfactory results compared to results reported from methods based on automatic analysis of inter-ictal spike (Spatt et al., 1997) or MRI analysis (Kilpatrick et al., 2003). Its main advantage is that it only uses EEG recordings, which are performed in all cases during evaluation of epileptic patients. When implemented in a clinical equipment for EEG review and evaluated over a larger number of cases, the method might be used in addition to visual inspection of signals and then reinforce clinical indications.

Several studies report that brain structures organize themselves in synchronous neural network before a seizure starts (Wendling et al., 2001; van der Heyden et al., 1999). To measure the relationship established in such cases, two main types of methods have been used (see Fig. 2):

- Parametric methods (e.g., based on autoregressive modelling of the system) (Franaszczuk and Bergey, 1998, 1999),
- Nonparametric methods based on the computation of correlations (linear or nonlinear). (Chávez et al., 2003; Bartolomei et al., 2001; Mormann et al., 2003).

Both kinds of methods are aimed at providing information about connectivity. However, autoregressive modelling techniques present the main disadvantage to first search for a model representing the signal. This model is based on hypotheses like local stationarity and linearity that may not be adapted to epileptic signals.

In several articles (Bartolomei et al., 2001; Chávez et al., 2003), authors showed that the nonlinear correlation coefficient h^2 could be used to characterize epileptic neural-networks and the evolution of the dynamic of a seizure. Other kind of nonlinear characterization of the synchronisation problem have been applied to depth EEG recordings, such as the generalized synchronization or the phase synchronization (Mormann et al., 2003), but in our study we decided to focus more on the lateralization method. The application of our methodology to one of these other indexes could be interesting in order to establish whether it increases the good lateralization rate or not.

In the result section we compared the linear correlation coefficient r^2 with the nonlinear correlation coefficient h^2 (Table 2). Our results clearly showed the superiority of the nonlinear method in this context. This tends to prove that organisation of the cerebral structure is rather nonlinear than linear.

A critical point which will be the subject of our future research, is the automatic detection of the time interval encompassing seizure onset. We showed that the proposed method has a satisfactory high sensitivity but it has also a low specificity: too many candidate intervals for seizure onset are sometimes delimited by the method. A possible cause for this lack of specificity is the presence of artifacts in scalp EEG signals. In our opinion, application of a pre-processing method aimed at denoising signals before computation of nonlinear correlation values could improve the specificity of the method and consequently the results obtained for lateralization.

Another research direction we would like to follow, is the examination of the delay τ given by the nonlinear correlation coefficient computed between two signals. In (Wendling et al., 2001), for instance, an interesting direction index was defined from τ . It might be applied here to improve lateralization rate and perhaps define the scheme of epilepsy propagation from its onset to its generalization.

References

- Asano E, Muzik O, Shah A, Juhasz C, Chugani D, Kagawa K, et al. Ictal localization of temporal lobe seizures with scalp/sphenoidal recordings. *Clin Neurophysiol* 2004;115:2718–27.
- Bartolomei F, Wendling F, Bellanger J, Régis J, Chauvel P. Neural networks involving the medial temporal structures in temporal lobe epilepsy. *Clin Neurophysiol* 2001;112:1746–60.
- Blanke O, Lantz G, Seeck M, Spinelli L, Grave de Peralta R, Thut G, et al. Temporal and spatial determination of EEG-seizure onset in the frequency domain. *Clin Neurophysiol* 2000;111:763–72.
- Byring R, Haapasalo B, Salmi T. Adolescents with learning disorders have atypical EEG correlation indices. i. correlation indices during visual discrimination. *Clin Neurophysiol* 2004;115:2574–83.
- Cendes F, Andermann F, Dubeau F, Arnold D. Proton magnetic resonance spectroscopic images and mri volumetric studies for lateralization of temporal lobe epilepsy. *Magn Reson Imaging* 1995;13:1187–91.
- Chávez M. Analyse des Signaux SEEG Intercritiques: Apport des Modèles dynamiques Non Linéaires. PhD thesis, Université de Rennes 1; 2001.

- Chávez M, Le Van Quyen M, Navarro V, Baulac M, Martinerie J. Spatio-temporal dynamics prior to neocortical seizures: amplitude versus phase couplings. *IEEE Trans Biomed Eng* 2003;50(5):571–83.
- Corsi-Cabrera M, Guevara M, Arce C, Ramos J. Inter and intrahemispheric EEG correlation function of sleep cycles. *Prog Neuro-Psychopharmacol Biol Psychiatr* 1996;20:387–405.
- Ebersole JS, Pacia SV. Localization of temporal lobe foci by ictal EEG patterns. *Epilepsia* 1996;37:386–99.
- Faul S, Boylan G, Connolly S, Marnane L, Lightbody G. An evaluation of automated neonatal seizure detection next term methods. *Clin Neurophysiol* 2005;116:1533–41.
- Filipe C, Pijn J, de Lima V, Lopes da Silva F. Propagation of after discharges along the septo-temporal axis of the rat hippocampus: a quantitative analysis. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 1989(73):172–8.
- Franaszczuk PJ, Bergey GK. Application to the directed transfer function method to mesial and lateral onset temporal lobe seizures. *Brain Topogr* 1998;11(1):13–21.
- Franaszczuk P, Bergey G. An autoregressive method for the measurement of synchronization of interictal and ictal EEG signals. *Biol Cybern* 1999;81(1):3–9.
- Hauser W, Annegers J, Kurland LT. Incidence of epilepsy and unprovoked seizure in Rochester, Minnesota: 1935–1984. *Epilepsia* 1993;34:453–68.
- Huijin H, Tianzhen S, Xingrong C. Comparison of mri, mrs, pet and EEG in the diagnosis of temporal lobe epilepsy. *Chin Med J* 2001;114:70–9.
- Kilpatrick C, O'Brien T, Matkovic Z, Cook M, Kaye A. Preoperative evaluation for temporal lobe surgery. *J Clin Neurosci* 2003;10:535–9.
- Knake S, Haag A, Pilgramm G, Reis J, Klein K, Hoeffken H, et al. Ictal functional tcd for the lateralization of the seizure onset zone – a report of two cases. *Epilepsy Res* 2004;62:89–93.
- Lee S, Kim K, Hong K, Kim J, Chung CK. The lateralizing and surgical prognostic value of a single 2-hour EEG in mesial tle. *Seizure* 2000;9:336–9.
- Lopes da Silva F, Pijn J, Boeijinga P. Interdependence of EEG signals: linear vs. nonlinear associations and the significance of time delays and phase shifts. *Brain Topogr* 1989(2):9–18.
- Maton B, Gilliam F, Sawrie S, Faught E, Hugg J, Kuzniecky R. Metabolic abnormalities in temporal lobe epilepsy. *Epilepsia* 2001;42:417.
- Meeren H, Pijn J, Van Luijckelaar E, Coenen A, Lopes da Silva F. Cortical focus drives widespread corticothalamic networks during spontaneous absence seizures in rats. *J Neurosci* 2002;22:1480–95.
- Mormann F, Kreuz T, Andrzejak RG, David P, Lehnertz K, Elger C. Epileptic seizures are preceded by a decrease in synchronization. *Epilepsy Res* 2003;53(3):173–85.
- Pereda E, Quiñero R, Bhattacharya J. Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals. *Prog Neurobiol* 2005(77):1–37.
- Pijn J. Quantitative evaluation of EEG signals in epilepsy, nonlinear associations, time delays and nonlinear dynamics. PhD thesis, University of Amsterdam; 1990.
- Spatt J, Pelz G, Mamoli B. Reliability of automatic and visual analysis of interictal spikes in lateralising an epileptic focus during video-EEG monitoring. *Electroenceph Clin Neurophysiol* 1997;103:421–5.
- van der Heyden M, Velis D, Hoekstra B, Pijn J, van Emde Boas W, van Veelen C, et al. Non linear analysis of intracranial human EEG in temporal lobe epilepsy. *Clin Neurophysiol* 1999;110:1726–40.
- Wendling F, Bartolomei F, Bellanger J, Chauvel P. Interpretation of interdependencies in epileptic signals using a macroscopic physiological model of the EEG. *Clin Neurophysiol* 2001;112:1201–18.

Iterative wavelet-based denoising methods and robust outlier detection

R. Ranta, V. Louis-Dorr, C. Heinrich, and D. Wolf

Abstract—The goal of this letter is to study convergence conditions for a previously presented iterative wavelet denoising method [1] and to shed light on its relationship with outlier rejection. This method involves a user-defined parameter, which must fulfill certain conditions in order to ensure denoising. Using generalized Gaussian modelling for the wavelet coefficients distribution, we obtain a lower bound for this parameter, adapted to the shape of the distribution. Thresholding of the wavelet coefficients can then be achieved with a parameter-free algorithm. The properties of this threshold are examined and the proposed method is compared with other classical rejection methods.

I. INTRODUCTION

The starting point of the research presented in this letter is the iterative wavelet-denoising method initially proposed by Starck and Bijaoui [2] and Coifman and Wickerhauser [3], [4], applied by Hadjileontiadis *et al.* [5] to physiological sounds analysis. This method is particularly adapted to non-stationary transient extraction from stationary (but not necessarily Gaussian) noise [2], [5]. The denoised signal is estimated using an iterative scheme, yielding successive refinements of this signal: at each iteration, the largest wavelet coefficients of the residual noise contribute to the current estimate of the denoised signal.

From a statistical point of view, large wavelet coefficients characterizing non-stationary transients can be considered as outliers, *i.e.*, points that strongly influence second order statistics as the standard deviation σ . Iterative thresholding algorithms can then be seen as *iterative outlier deletion* schemes (see Rousseeuw and Leroy [6, p. 254]), used to separate a subset of (small) noise-representative wavelet coefficients from the (large) outliers, further on used to reconstruct the denoised signal (one must notice that the method does not separate noisy artifacts from informative transients).

In a previous work [1], we have shown that if no best basis procedure is considered (as in [4]), iterative denoising (or, equivalently, iterative outlier deletion) may be seen as a fixed-point algorithm determining independent thresholds for each scale. The goal of this letter is to analyse and determine convergence conditions for this fixed-point algorithm by introducing generalized Gaussian (GG) modelling of the wavelet coefficients, without any prior information on the noise.

Manuscript received May 15, 2004; revised February 24, 2005. The associate editor coordinating the review of this manuscript and approving it for publication was Dr. See May-Phoong.

R. Ranta, V. Louis-Dorr, and D. Wolf are with the Centre de Recherche en Automatique de Nancy – CRAN UMR CNRS-INPL-UHP 7039, 54516 Vandoeuvre, France (e-mail: radu.ranta@ensem.inpl-nancy.fr, valerie.louis@ensem.inpl-nancy.fr didier.wolf@ensem.inpl-nancy.fr).

C. Heinrich is with the Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédetection – LSIT UMR CNRS-ULP 7005, 67400 Illkirch-Graffenstaden, France (e-mail: christian.heinrich@ensps.u-strasbg.fr).

Digital Object Identifier 10.1109/LSP.2005.851267

This letter is organized as follows. In the second section, we recall the iterative denoising principle, its fixed-point interpretation and the subsequent algorithm [1]. In the third section, we analyse the convergence of this algorithm to a non null fixed-point (*i.e.* denoising threshold) in the light of the probability law of the wavelet coefficients. The fourth section proposes modelling of the coefficients by GG probability density function (pdf) and introduces a convergence condition for the fixed-point algorithm depending on the GG parameters. The properties of the method both from outlier rejection and denoising points of view, as well as some simulation results, are presented in the Section V, followed by the conclusion.

II. ITERATIVE WAVELET-BASED DENOISING METHODS

We consider the model $z = x + n$, where z is the given discrete-time signal to be denoised, x is the noise-free unknown version of z and n the noise. Orthogonal wavelet decomposition of z is written as

$$z = \sum_{p,j} w_z^{j,p} \psi^{j,p} + \sum_p w_z^{M,p} \phi^{M,p},$$

where j is the scale, p the position, ψ the wavelet, ϕ the scaling function and M the analysis depth [7].

Classical denoising methods as *VisuShrink* and *SureShrink*, introduced by Donoho and Johnstone [8], perform a one-step thresholding to separate supposedly Gaussian noise coefficients from large signal coefficients (see also [9] for different thresholding techniques). The iterative denoising scheme proposed in [2], [3], [5] writes $z = \hat{x}_k + \hat{n}_k$, where k is the iteration step. The current noise estimation \hat{n}_k , initialized for $k = 0$ as $\hat{n}_0 = z$, is decomposed to obtain the noise coefficients vector $\Omega_{n,k}$. By thresholding $\Omega_{n,k}$, one obtains the current “peeled off layer” $\Omega_{\Delta x,k+1}$. The new noise coefficient vector $\Omega_{n,k+1}$ is obtained from $\Omega_{\Delta x,k+1} + \Omega_{n,k+1} = \Omega_{n,k}$.

In the case of iterative methods, threshold computing can be done either by considering a user-chosen proportion of large coefficients (which can be seen as a nonparametric outlier detection technique) or by classical ℓ_2 criteria, based on standard deviation of the coefficients σ (again a classical outlier rejection method based on Euclidean or Mahalanobis distance). Thresholding can be done independently for each scale of the decomposition or globally for the complete vector. We consider here the complete noise coefficients vector $\Omega_{n,k}$ at iteration k and σ_k its standard deviation (scale by scale generalization is immediate). The nonstationary transients detection algorithm [2], [5], which uses an ℓ_2 iterative outlier deletion method and a unique orthogonal wavelet basis, writes:

- 1) compute σ_k as $(\sigma_k)^2 = \frac{1}{N} \|\Omega_{n,k}\|^2$;

- 2) compute the threshold $T_{k+1} = F_a \sigma_k$, where F_a is a user-defined constant. A classical choice is $F_a = 3$, as in [2] and [5]. One can also recognize the threshold proposed by the RLS (*Reweighted Least Squares*) algorithm described in [6], which uses an empiric $F_a = 2.5$;
- 3) compute $\Omega_{n,k+1}$, $\Omega_{\Delta x,k+1}$ by T_{k+1} -thresholding $\Omega_{n,k}$;
- 4) compute \hat{n}_{k+1} and Δx_{k+1} as wavelet reconstructions of $\Omega_{n,k+1}$ and $\Omega_{\Delta x,k+1}$ respectively, and set $\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_k + \Delta x_{k+1}$;
- 5) loop to the top until a certain stop criterion is reached.

The classical stop criterion is:

$$STC_{k+1} = \|\hat{n}_k\|^2 - \|\hat{n}_{k+1}\|^2 \leq \varepsilon, \quad (1)$$

with ε a (small) user chosen parameter. In a denoising framework, a small STC means that little or no energy is lost by the noise estimate between two steps. In an outlier rejection framework, choosing $\varepsilon = 0$ leads to the classical iterative outlier deletion algorithm described in [6, p. 254].

Adapting the scale by scale approach presented in [1] for $\varepsilon = 0$ to the complete vector of the wavelet coefficients, this algorithm boils down to a fixed point descent:

- 1) compute σ_k as $(\sigma_k)^2 = \frac{1}{N} \sum_{p,j} (w_z^{j,p} g_{T_k}(w_z^{j,p}))^2$,

where $g_{T_k}(w_z^{j,p})$ are coefficients weights:

$$g_{T_k}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } |x| < T_k, \\ 0, & \text{if } |x| \geq T_k; \end{cases} \quad (2)$$

- 2) compute $T_{k+1} = F_a \sigma_k$ and loop till convergence.

Considering function f defined as

$$f(x) = F_a \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{p,j} (w_z^{j,p} g_x(w_z^{j,p}))^2}, \quad (3)$$

the final threshold is computed by the fixed-point descent algorithm $T_{k+1} = f(T_k)$. The values of the function f depend on the user constant F_a , which must be lower bounded in order to ensure the existence of a non null fixed point (*i.e.* denoising threshold), otherwise the estimated noise vanishes ($\hat{n} = 0$) and the denoised estimate \hat{x} equals z [1].

III. A PROBABILISTIC APPROACH

The goal of this section is to study the existence of the aforementioned lower bound for F_a in a probabilistic framework. In fact, wavelet coefficients w can be considered as a sample issued from a zero mean symmetric continuous probability density law $p(w)$ (the zero-mean condition can easily be adapted to non-zero previously estimated means). Under this assumption, the function (3) can be rewritten as:

$$f(T) = F_a \sigma_{|w| < T} = F_a \sqrt{2 \int_0^T p(w) w^2 dw}. \quad (4)$$

Proposition 1 Consider that the wavelet coefficients follow a probability density function $p(w)$ with a zero mean, finite variance and a mode in 0. A sufficiency condition for the existence of a final threshold $T_f \in [a, b]$ with $a, b > 0$ (*i.e.*, of a non-null fixed-point for the function (3)) is $F_a \geq \sqrt{3/2ap(a)}$.

Proof: A function $f(x)$ continuous on an interval $[a, b]$ has a fixed point in $[a, b]$ if $\forall x \in [a, b], f(x) \in [a, b]$. As the function (4) is monotone increasing, we must prove that there exists an interval $[a, b]$ with $f(b) \leq b$ and $f(a) \geq a$.

a) $f(b) \leq b$: Since $p(w)$ has a finite variance and F_a is finite, $M = F_a \sigma_w$ exists and

$$\forall b \geq M, f(b) = F_a \sigma_{|w| < b} \leq M \leq b. \quad (5)$$

b) $f(a) \geq a$: Let $a > 0$. Considering part integration:

$$[f(a)]^2 = 2F_a^2 \left[p(w) \frac{w^3}{3} \Big|_0^a - \int_0^a p'(w) \frac{w^3}{3} dw \right].$$

Under the initial hypothesis, $p(w)$ has a mode in 0. One can find a such as $p(w)$ is decreasing on $]0, a]$. Then, the derivative $p'(a) < 0$, so $\int_0^a p'(w) \frac{w^3}{3} dw < 0$ and

$$[f(a)]^2 > 2F_a^2 p(a) \frac{a^3}{3}. \quad (6)$$

Hence the implication: $2F_a^2 p(a) \frac{a^3}{3} \geq a^2 \Rightarrow [f(a)]^2 \geq a^2$, so

$$F_a \geq \sqrt{\frac{3}{2ap(a)}} \Rightarrow f(a) \geq a. \quad (7)$$

Consequently, $f(x)$ has at least one fixed point $T_f \in [a, b]$. ■

IV. GENERALIZED GAUSSIAN MODELLING

In the previous section, we have shown that under certain realistic conditions on the pdf of the wavelet coefficients, a multiplicative constant F_a greater than a defined value (7) ensures the convergence of the algorithm to a non null point. This section aims to find a precise way to compute this lower bound¹, noted F_{am} , using a generalized Gaussian (GG) model for the pdf of the wavelet coefficients $p(w)$:

$$p_{\sigma,u}(w) = \alpha e^{-|\beta w|^u} \quad \text{with} \quad (8)$$

$$\beta = \frac{1}{\sigma} \sqrt{\frac{\Gamma(3/u)}{\Gamma(1/u)}}, \quad \alpha = \frac{\beta u}{2\Gamma(1/u)}, \quad \Gamma(u) = \int_0^\infty e^{-x} x^{u-1} dx,$$

where σ is the standard deviation and $u > 0$ is the shape parameter of the probability law ($u=2$ for a Gaussian and $u=1$ for the Laplace pdf). Generalized Gaussians are widely used to model wavelet coefficients distribution (especially in natural images processing, see for example [10]) and respect the conditions of proposition 1 ($p'(w) < 0, \forall w > 0$, symmetric about the mean and finite even moments).

In (8), parameter β is positive. Inequality (7) can then be written (for any $a > 0$):

$$F_a \geq \sqrt{\frac{3}{2a\alpha}} e^{(\beta a)^u}, \quad \text{that is} \quad a \geq \frac{3}{2\alpha F_a^2} e^{(\beta a)^u}. \quad (9)$$

The goal is to determine the lowest value of F_a (denoted F_{am}) such that there exists one $a > 0$ verifying (9). Since the mapping $q : a \mapsto q(a) = \frac{3}{2\alpha F_a^2} e^{(\beta a)^u}$ is strictly convex, it can have 0, 1 or 2 intersection points with the identity line $y(a) = a$. Thus, F_{am} is obtained when $q(a)$ is tangent (at a

¹Condition (7) being sufficient but not necessary, one might find lower values of F_a ensuring the convergence of the algorithm.

point of abscissa a_0) to the line $y = a$. The bound F_{am} and the abscissa a_0 must then verify $q(a_0) = a_0$ (for $F_a = F_{am}$) and $q'(a_0) = 1$ (also for $F_a = F_{am}$), which writes

$$\frac{3}{2\alpha F_{am}^2} u \beta^u a_0^{u-1} e^{(\beta a_0)^u} = 1. \quad (10)$$

A straightforward computation yields the bound F_{am} :

$$F_{am} = \sqrt{\frac{3\beta}{2\alpha} (ue)^{\frac{1}{u}}} = \sqrt{\frac{3\Gamma(\frac{1}{u})}{u} (ue)^{\frac{1}{u}}}. \quad (11)$$

The lower bound F_{am} is independent of σ and depends only on the shape parameter u (see fig. 1(a)). For denoising, a different $F_{am}(j)$ can be computed for each decomposition scale j .

V. DISCUSSION

First of all, it is important to note that the initial standard deviation estimate σ_0 that we use in our algorithm (as in [2], [5]) is a classical second order one (the square root of the variance), different from the one proposed by Rousseeuw and Leroy [6] (outlier rejection) and Donoho and Johnstone [8] (wavelet denoising), which is based on the median and equals $1.4826 \text{ med } r_i$, where $r_i = w_i - \hat{w}_i$ are the regression residuals for the coefficients w_i (in the univariate case \hat{w}_i is the estimate of the location and it equals 0 for wavelet denoising).

1) *Gaussian case*: For Gaussian distributions ($u=2$), the computed value of F_{am} used to estimate the rejection threshold is ≈ 2.49 , which is particularly close to the empirical value of 2.5 proposed by Rousseeuw and Leroy [6, p. 17]. Using this threshold, the final ‘‘robust scale estimate’’ σ^* of the LMS algorithm (*Least Median Squares* [6, p. 202]), is obtained as:

$$\sigma^* = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N g_T(r_i) r_i^2}{\sum_{i=1}^N g_T(r_i) - d}}, \quad (12)$$

where N is the sample size, d is the dimension of the data space, $g_T(r_i)$ are the thresholding weights (2), computed for the empiric threshold $T = 2.5\sigma_0$. Thus, after the first iteration, our σ_1 is almost similar to LMS estimate σ^* . Still, as seen in the denominator of (12), a difference between the denoising framework and the outlier rejection one is that, in the latter, the estimate σ^* is computed using only the non-zero coefficients instead of considering the total number of points N , as in [1], [2] and [5]. The reason is that, from a denoising point of view, the estimate of σ is related to the energy of the signal. Moreover, our iterative algorithm computes an initial threshold $T_1 = F_{am}\sigma_0$, which is used further on to compute new estimates of σ_k . For $\sigma_0 = 1$, the final threshold (after convergence) is $T_K \approx 2.29$. It is interesting to notice that another outlier rejection threshold proposed in [6, p. 260] is $\sqrt{\chi_{d,0.975}^2}$, which equals 2.24 in univariate framework $d = 1$.

2) *The generalized Gaussian case*: Interesting points are the evolution (for different shapes u) of the final threshold T_K (solution of (4) for $F_a = F_{am}$, fig. 1(b)), as well as the probability of ‘‘large’’ coefficients w (*i.e.* $|w| > T_K$). Considering zero-mean GG pdf’s, this probability writes:

$$p(|w| > T_K) = 1 - 2 \int_0^{T_K} \alpha e^{-(\beta w)^u} dw. \quad (13)$$

Using the substitution $x = (\beta w)^u$ and the integral formula 3.381(1) in [11]: $\int_0^t x^{\nu-1} e^{-\mu x} dx = \mu^{-\nu} \gamma(\nu, \mu t)$, the above mentioned probability becomes (see fig. 1(c)):

$$p(|w| > T_K) = 1 - \frac{\gamma(\frac{1}{u}, (\beta T_K)^u)}{\Gamma(\frac{1}{u})}. \quad (14)$$

In the above equations, $\gamma(a, z) = \int_0^z e^{-t} t^{a-1} dt$, with $Re(a) > 0$, is the lower incomplete Gamma function. The part of the variance corresponding to the large coefficients is (fig. 1(d)):

$$\text{var}(|w| > T_K) = 1 - \frac{\gamma(\frac{3}{u}, (\beta T_K)^u)}{\Gamma(\frac{3}{u})}. \quad (15)$$

Results similar to (14) and (15) were obtained by Pizurica *et al.* [10] in a Bayesian denoising framework. As seen in fig. 1(c), for heavy-tailed distributions (small u) the probability of having a coefficient $|w| > T_K$ increases: if the number of outliers increases, the algorithm detects more and an energetic gain appears (fig. 1(d)). Conversely, for ‘‘compact’’ distributions (large u), outlier detection probability tends to zero². Figure 1(b)–(d) also presents outlier rejection results for another two methods: classical 3σ rejection and Rousseeuw’s LMS rejection. For the latter method the final threshold is obtained after a one-step iteration ($T_F = 2.5\sigma_0$), with the initial scale estimate computed as $\sigma_0 = 1.4826 \text{ med } |w_i|$ (the median $\text{med } |w_i|$ for GG pdf’s is computed using the same integral formula 3.381 in [11]). Our method rejects more outliers than the LMS for a shape parameter $u \gtrsim 1.75$ ($u \gtrsim 0.8$ for iterative 3σ rejection). For distributions having $u \gtrsim 6.6$, neither of both classic methods rejects any point. On the contrary, for peaked distributions, our method is more conservative than the LMS. Concerning the iterative 3σ rejection, its convergence to a non null point it is not guaranteed for $u \lesssim 0.8$, as the computed F_{am} becomes greater than 3 (fig. 1(a)).

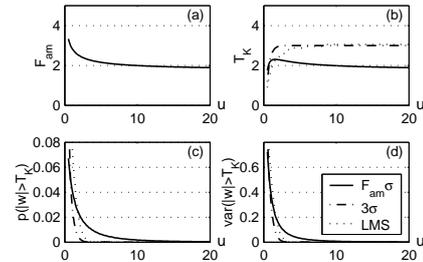


Fig. 1. For different values of the shape parameter u and a constant $\sigma = 1$: (a) evolution of F_{am} ; (b) evolution of the final threshold T_K ; (c) probability $p(|w| > T_K)$; (d) variance of coefficients w , $|w| > T_K$. Plots in (b)–(d) also present threshold, probability and variance evolution for two other outlier detection methods: iterative 3σ denoising [2], [5] and LMS [6].

3) *Simulations*: We conclude with two simulations: the first one presents the outlier rejection results of the algorithm, while the second one gives some denoising results.

Outlier rejection: We have randomly generated 9 samples of 10 000 points according to 3 pdf’s (Laplacian, uniform and Gaussian), each one with 3 values of σ : 0.5, 1 and 2. A thousand outliers were generated according to two Gaussian laws (500 for each, means ± 5 , $\sigma = 1$, see fig. 2). Three outlier

²Numerically, $F_{am} \rightarrow \sqrt{3}$ when $u \rightarrow \infty$, while the generalized Gaussian pdf tends towards an uniform law $[-\sqrt{3}, \sqrt{3}]$.

rejection algorithms (F_{am} , 3σ and LMS thresholding) were used to estimate the standard deviation σ on the remaining points. The mean absolute value of the estimation error ($|\hat{\sigma} - \sigma|$) obtained with our algorithm is about 6.5%, compared to 10.3% for 3σ thresholding and to 11.5% for LMS (see example fig. 2). Still, the LMS estimator performs better for the Gaussian sample with $\sigma=2$, when outliers and data are highly superposed: $\hat{\sigma}_{LMS}=2.11$, $\hat{\sigma}_{F_{am}}=2.15$, $\hat{\sigma}_3=2.21$.

Denoising: We have used the four noise-free classic signals (\mathbf{x} = *Blocks*, *Bumps*, *HeaviSine* and *Doppler*) proposed by Donoho and Johnstone [8]. They were normalized to a common arbitrary $\sigma_x = 3.5$. A first test was conducted on 2048 points signals [8] and a second one on the same signals with 1024 zeros added on both sides, thus enforcing their transient nature. Nine types of random noise \mathbf{n} (Laplacian, uniform and Gaussian, each one with three values of σ_n : 0.5, 1 and 2) were added to the noise-free signals. As in [8], we performed a *sym8* wavelet decomposition of depth 5 and we computed denoised estimates $\hat{\mathbf{x}}$ using 4 hard-thresholding algorithms: iterative F_{am} and 3σ , *VisuShrink* and *SureShrink*. Results (mean square errors averaged for the 9 types of noise) are summarized in Table I: for the first test, F_{am} thresholding performs worse than *VisuShrink* but better than *SureShrink*, while it outperforms both for the second one. Further increase of the signals length by zero-padding leads to MSE of intermediate values between *VisuShrink* and *SureShrink*: more outliers are detected (mainly small scale coefficients, better represented in the sample due to the nature of the wavelet decomposition), and the signal has a noisier appearance. The same observation holds when applying iterative F_{am} thresholding independently for each scale, which again is quite natural.

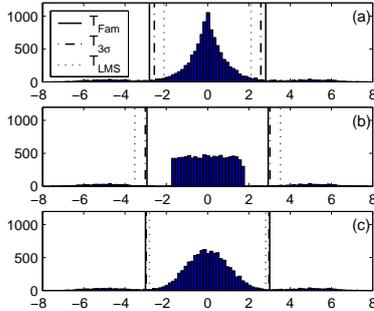


Fig. 2. Histograms and outlier rejection thresholds for simulated data ($\sigma = 1$): (a) Laplacian data ($T_{F_{am}} = 2.78$, $T_{3\sigma} = 2.58$, $T_{LMS} = 2.07$); (b) uniform data ($T_{F_{am}} = 2.93$, $T_{3\sigma} = 3.02$, $T_{LMS} = 3.54$); (c) Gaussian data ($T_{F_{am}} = 3.01$, $T_{3\sigma} = 2.98$, $T_{LMS} = 2.76$).

TABLE I

DENOISING RESULTS FOR THE 4 TESTED ALGORITHMS (MSE BETWEEN \mathbf{x} AND $\hat{\mathbf{x}}$, AVERAGED OVER 10 SIMULATIONS FOR THE 9 TYPES OF NOISE).

	<i>Blocks</i>	<i>Bumps</i>	<i>HeaviSine</i>	<i>Doppler</i>
Test 1 – Original Signals [8]				
F_{am}	4.0117	4.5774	1.4094	2.0085
3σ	3.3536	3.6833	1.8107	2.2572
<i>VisuShrink</i>	3.4991	4.1804	1.0049	1.8386
<i>SureShrink</i>	4.2392	4.8318	2.2043	2.9815
Test 2 - Zero-padded signals				
F_{am}	2.0052	2.0447	0.9465	1.2317
3σ	2.1572	2.2584	1.4166	1.6380
<i>VisuShrink</i>	2.1919	2.5256	0.8654	1.3134
<i>SureShrink</i>	2.9444	3.3099	1.7489	2.2924

To conclude, it is important to note that iterative denoising/outlier rejection techniques, should be used for non-stationary transients extraction from stationary noise (as in [5]). The convergence condition we introduced, though it is not a necessary condition because of the minoration (6), favours a quasi-maximal information extraction. On the contrary, it does not guarantee a completely noise-free signal, as many “false alarms” may exceed the minimal threshold. Further treatments, taking into account *a priori* knowledge on the noise, may be used to separate informative outliers from *e.g.* impulsive noise.

VI. CONCLUSION

In this communication, the iterative fixed-point wavelet denoising method studied in [1] is related to more general outlier rejection techniques. Under certain conditions (reliable generalized Gaussian modelling of the wavelet coefficients), we propose a parameter free method for threshold computation. This method adapts to the shape of the distribution law and it ensures convergence to a non null point: it yields a non void robust estimation subset of representative points or, in a wavelet denoising framework, a non zero noise estimate. Under Gaussian assumptions, our method relates to classical outlier rejection methods as LMS- or χ^2 -based thresholds [6].

In a wavelet denoising framework, the present method outperforms classical thresholding methods as *VisuShrink* ($T = \sigma_0 \sqrt{2 \ln N}$) or *SureShrink* [8] under certain conditions (transient non-stationary signals), and it can be envisaged as an alternative for *SureShrink* in general situations. Moreover, it can be seen as a part of a more complete processing method, dedicated to a quasi-maximum information extraction.

In a more general framework, our method ensures a quasi optimal identification for “common”, close to the (previously estimated) mean, points: this property is useful, for example, in robust parameter estimation in clustering algorithms.

REFERENCES

- [1] R. Ranta, C. Heinrich, V. Louis-Dorr, and D. Wolf, “Interpretation and improvement of an iterative wavelet-based denoising method,” *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 10, no. 8, pp. 239–241, 2003.
- [2] J.-L. Starck and A. Bijaoui, “Filtering and deconvolution by the wavelet transform,” *Signal Processing*, vol. 35, pp. 195–211, 1994.
- [3] R. Coifman and M. Wickerhauser, “Adapted waveform de-noising for medical signals and images,” *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 14, no. 5, pp. 578–586, 1995.
- [4] —, “Experiments with adapted wavelet de-noising for medical signals and images,” in *Time-Frequency and Wavelets in Biomedical Engineering*, M. Akay, Ed. IEEE Press, 1998, pp. 323–346.
- [5] L. Hadjileontiadis, L. Liatsos, C. Mavrogiannis, T. Rokkas, and S. Panas, “Enhancement of bowel sounds by wavelet-based filtering,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, no. 7, pp. 876–886, 2000.
- [6] P. Rousseeuw and A. Leroy, *Robust regression & outlier detection*. John Wiley & Sons, 1987.
- [7] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press, 1999.
- [8] D. Donoho and I. Johnstone, “Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage,” *Biometrika*, vol. 81, pp. 425–455, 1994.
- [9] A. Antoniadis, J. Bigot, and T. Sapatinas, “Wavelet estimators in nonparametric regression: a comparative simulation study,” *Journal of Statistical Software*, vol. 6, no. 6, pp. 1–83, 2001.
- [10] A. Pizurica, V. Zlokolic, and W. Philips, “Noise reduction in video sequences using wavelet-domain and temporal filtering,” in *SPIE Conference “Wavelet Applications in Industrial Processing”*, Providence, Rhode Island, USA, October 2003.
- [11] I. Gradshteyn and I. Ryzhik, *Table of integrals, series and products*. Academic Press, 1980.

Interpretation and improvement of an iterative wavelet-based denoising method

R. Ranta¹, C. Heinrich², Valérie Louis-Dorr¹, and D. Wolf¹

¹ Centre de Recherche en Automatique de Nancy – CRAN UMR CNRS 7039,

2 av. de la Forêt de Haye, 54516 Vandoeuvre, France

² Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection – LSIIT UMR CNRS-ULP 7005,

Pôle API Parc d'innovation, bd. Sébastien Brant, 67400 Illkirch-Graffenstaden, France

Abstract—The goal of this communication is to shed new light on a wavelet-based denoising method developed by Hadjileontiadis *et al.* [1], [2], which is derived from an iterative denoising algorithm by Coifman and Wickerhauser [3], [4]. The underlying algorithm is revisited and interpreted as a fixed point algorithm. This allows to derive a new version of the algorithm largely increasing computational efficiency.

I. INTRODUCTION

The general framework of this communication is wavelet-based denoising of discrete-time signals. We deal with a method proposed by Coifman and Wickerhauser [3], [4], which has been further developed and applied by Hadjileontiadis *et al.* [1], [2] to lung and bowel-sound denoising, segmentation and analysis (see also [5])¹. The denoised signal is estimated with the help of an iterative scheme, yielding successive refinements of this signal. This may be seen as “peeling off successive layers” of the signal, in Coifman and Wickerhauser’s own terms: at a given iteration, the noise

residual is decomposed on a wavelet basis and the largest coefficients of each scale are used to reconstruct a signal which is added to the current estimate of the denoised signal. This denoising procedure may be interwoven with a best basis search at each iteration [4].

The goal of this paper is to show that, under certain conditions, these successive refinements may be interpreted as fixed-point algorithm searches for determining independent thresholds for each scale. If no best basis procedure is considered, we show moreover that successive wavelet-decompositions, -reconstructions (WDRs) are useless, thus allowing an important reduction of the computational burden.

This communication is organized as follows. In the second section, we detail the method originally proposed by Coifman and Wickerhauser, and used by Hadjileontiadis *et al.* in a biomedical framework. In the third section, we detail the proposed fixed-point interpretation. Conclusion is given, with particular focus on the CPU time stakes.

¹See for example [6] and the references therein for a broader point of view on wavelet-based denoising methods.

II. ITERATIVE WAVELET-BASED DENOISING METHODS

We consider the model $z = x + n$, where z is the given discrete-time signal to be denoised, x is the denoised unknown version of z and n the noise. Coifman and Wickerhauser proposed an iterative denoising scheme as $z = x_k + n_k$, where k is the iteration step. The current noise estimation n_k , which is initialized for $k = 0$ as $n_0 = z$, is decomposed on an orthogonal wavelet basis as:

$$n_k = \sum_{p,j} w_{n,k}^{j,p} \psi^{j,p} + \sum_p w_{n,k}^{M,p} \phi^{M,p}.$$

We use the following notations: j is the scale, p the position (translation index), ψ the wavelet, ϕ the scaling function and M the decomposition depth [7]. As we consider finite duration signals and compactly supported wavelets, the dimension of the transformed vector is finite. Let $\Omega_{n,k}^j$ be the vector containing the noise coefficients at scale j , $w_{n,k}^{j,p}$ and $\Omega_{n,k}$ the complete noise coefficients vector. By thresholding $\Omega_{n,k}$, one obtains the current ‘‘peeled off layer’’ $\Omega_{\Delta x,k+1}$. The noise coefficient vector $\Omega_{n,k+1}$, derived from $\Omega_{\Delta x,k+1} + \Omega_{n,k+1} = \Omega_{n,k}$, is used to reconstruct n_{k+1} . The iterations end when the stop criterion:

$$STC_{k+1} = \|n_k\|^2 - \|n_{k+1}\|^2 < \varepsilon, \quad (1)$$

is validated, for a user chosen ε .

The threshold selection rule in the algorithm of Coifman and Wickerhauser [3], [4] is different from the one in the algorithm of Hadjileontiadis *et al.* [1], [2]. The latter, which we develop in this communication, writes:

- 1) compute σ_k^j as $(\sigma_k^j)^2 = \frac{1}{N} \|\Omega_{n,k}^j\|^2$;
- 2) compute the threshold T_{k+1}^j as $T_{k+1}^j = f(\sigma_k^j)$. The particular case considered here is: $T_{k+1}^j = F_a^j \sigma_k^j$,

where F_a^j is as user-defined constant², which can depend on the scale j ;

- 3) compute $\Omega_{n,k+1}^j$ and $\Omega_{\Delta x,k+1}^j$ by hard-thresholding³ $\Omega_{n,k}^j$ using the threshold T_{k+1}^j ;
- 4) compute n_{k+1} and Δx_{k+1} as wavelet reconstructions of $\Omega_{n,k+1}$ and $\Omega_{\Delta x,k+1}$ respectively, and set $x_{k+1} = x_k + \Delta x_{k+1}$;
- 5) loop to the top if the stop criterion (1) is not reached.

The general idea of the algorithm is to consider, at each iteration step, the empirical distribution of the wavelet coefficients of the current noise estimation for each scale. The large coefficients, whose values exceed the current threshold defined as F_a^j times the current empirical standard deviation, are supposed to belong to the denoised signal and are excluded from the noise estimate. This procedure thus iteratively calculates final different thresholds for each scale. This enables an adaptation of the threshold to the coefficient distribution of a given scale, hence to a colored noise.

III. A FIXED-POINT INTERPRETATION OF THE ALGORITHM

The goal of this section is to show that the aforementioned iterative determination of the final thresholds may be interpreted as finding fixed points of functions whose expressions will be given. Moreover, we show that successive WDRs are useless, thus saving much precious computational time, providing that no best basis search is considered.

²Hadjileontiadis *et al.* considered an unique $F_a = 3$, on a medical expertise of denoised signals basis.

³See [8] for the distinction between hard- and soft-thresholding

A. Preliminaries

Let us notice that the orthogonality of the wavelet transform allows us to rewrite the stop criterion (1) as:

$$STC_{k+1} = \|\mathbf{n}_k\|^2 - \|\mathbf{n}_{k+1}\|^2 = \|\Omega_{n,k}\|^2 - \|\Omega_{n,k+1}\|^2. \quad (2)$$

Moreover, for $\varepsilon = 0$, iterations are stopped when $\Omega_{n,k} = \Omega_{n,k+1}$, i.e., when no wavelet coefficient is thresholded and so $\Omega_{\Delta x,k+1} = \mathbf{0}$.

Furthermore, because of the linearity property of the wavelet decomposition, we have:

$$\Omega_z = \Omega_{n,k} + \sum_{i=0}^k \Omega_{\Delta x,i} = \Omega_{n,k} + \Omega_{x,k}, \quad \forall k. \quad (3)$$

B. Consequences

The consequences are straightforward:

- because of the orthogonality of the wavelet transform we can use the modified stop criterion (2) in the 5th step of the previously described algorithm. This makes the reconstruction of the estimated noise $\mathbf{n}_k = \text{WR}(\Omega_{n,k})$ useless;
- because of the linearity of the wavelet transform, we don't have to compute any $\Delta x_k = \text{WR}(\Omega_{\Delta x,k})$ (the goal of this computation is to yield x as $x = \sum_{k=0}^K \Delta x_k = \sum_{k=0}^K \text{WR}(\Omega_{\Delta x,k})$. Instead, the final denoised-signal estimate is computed as $x = \text{WR}(\Omega_x) = \text{WR}(\sum_{k=0}^K \Omega_{\Delta x,k})$, where K is the number of iterations till convergence.

The 4th step of Hadjileontiadis *et al.*'s algorithm can then be completely eliminated.

C. Thresholding

The thresholding will then be implemented as follows: for all j , $T_k^j = F_a^j \sigma_{k-1}^j$ thresholds the coefficients of $\Omega_{n,k-1}^j$ in order to obtain $\Omega_{n,k}^j$ and $\Omega_{\Delta x,k}^j$. If we have at least one index q such as $\Omega_{\Delta x,k}^j(q) \neq 0$, we can write

$|\Omega_{\Delta x,k}^j(q)| \geq T_k^j$. Moreover, $T_k^j > |\Omega_{n,k}^j(q)|, \forall q$. We also have

$$|\Omega_{\Delta x,k}^j(q)| \geq T_k^j > |\Omega_{\Delta x,k+1}^j(q)| \geq T_{k+1}^j > \dots, \quad (4)$$

since $\Omega_{\Delta x,k+1}^j$ is obtained by thresholding $\Omega_{n,k}^j$. As a consequence, every non vanishing coefficient of $\Omega_{x,k}^j = \sum_{i=0}^k \Omega_{\Delta x,i}^j$ is greater or equal, in modulus, than T_k^j , which is greater than the modulus of any coefficient of $\Omega_{n,k}^j$. The thresholds sequence is initialized as $T_0^j = \infty$, yielding $\mathbf{n}_0 = z$, which leads to a decreasing sequence T_k^j (see also eq. (4)), with $T_0^j > T_1^j > \dots > T_{K-1}^j = T_K^j$, where T_K^j is the final threshold (reached when $\Omega_{\Delta x,K}^j(q) = 0$ for all q).

Thus, T_k^j splits the coefficients $\Omega_z^j = \Omega_{n,k}^j + \Omega_{x,k}^j$ in two disjoint vectors, which means that thresholding $\Omega_{n,k}^j$ by T_{k+1}^j amounts to thresholding directly Ω_z^j . Hence, successive thresholdings of Ω_z^j are useless and the final thresholds T_K^j can be computed in a previous step of the algorithm⁴.

D. Fixed point algorithm

Provided that we choose $\varepsilon = 0$ (see eq. (1)), the algorithm writes as: for each scale j and T_k^j being given:

- 1) compute σ_k^j as $(\sigma_k^j)^2 = \frac{1}{N} \sum_p (w_z^{j,p} \mathbb{I}_{(|w_z^{j,p}| < T_k^j)})^2$, where

$$\mathbb{I}_{(|x| < T)} = \begin{cases} 1, & \text{if } |x| < T, \\ 0, & \text{if } |x| \geq T; \end{cases}$$

- 2) compute T_{k+1}^j as $T_{k+1}^j = F_a^j \sigma_k^j$,

and loop till convergence. This boils down to the following iterative scheme:

$$T_{k+1}^j = F_a^j \sqrt{\frac{1}{N} \sum_p (w_z^{j,p} \mathbb{I}_{(|w_z^{j,p}| < T_k^j)})^2}.$$

⁴In this paper, the same basis is considered during successive iterations. This is the case, as in [1], [2], if no best basis selection procedure is included in every iteration.

Considering function f defined as

$$f(x) = F_a^j \sqrt{\frac{1}{N} \sum_p \left(w_z^{j,p} \mathbb{I}_{(|w_z^{j,p}| < x)} \right)^2}, \quad (5)$$

the final threshold is computed by the fixed-point descent algorithm $T_{k+1}^j = f(T_k^j)$ (see figure 1(b)).

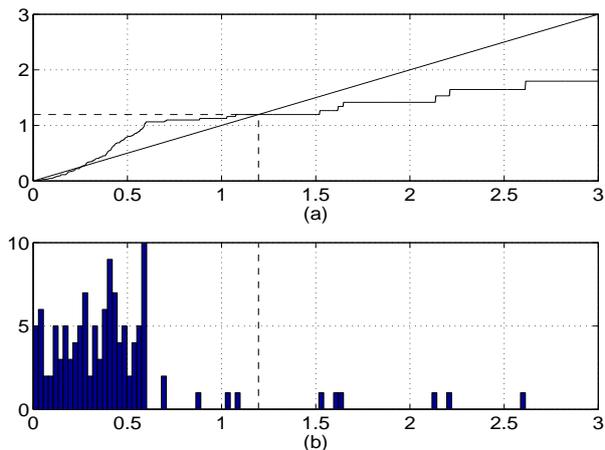


Fig. 1. For a given empirical distribution of $w_z^{j,p}$ and a given j : (a) functions $y = f(x)$ (for $F_a^j = 3$) and $y = x$, showing the fixed point interpretation and the final value $x_0 = T_K^j$ of the algorithm; (b) histogram of the absolute values of $w_z^{j,p}$. The dashed lines represent the threshold, which separates the noise (small values) from the informative signal.

We have to verify that the function defined in (5) has at least one fixed point. Indeed, it is straightforward that f (see figure 1(a)) is a piecewise constant monotonic (increasing) positive function, defined for all $x \in \mathbb{R}^+$ and taking values in a finite set of real numbers, since the dimension of Ω_z^j is finite (for compactly supported wavelets). The values of the function f depend on the multiplicative user constant F_a^j , so certain conditions must be fulfilled by this constant in order to assure the existence of a fixed point:

- given a so that there exists $w_z^{j,p}$ such that $0 < |w_z^{j,p}| < a$, one can find a finite constant F_a^j which assures $f(a) > a$;

- for the given F_a^j , one can find $b > a$ large enough to have $f(b) < b$.

As a consequence of these observations, there exists at least a fixed-point x_f for f : $f(x_f) = x_f, x_f \in \mathbb{R}^+$. One can prove that the iteration $T_{k+1}^j = f(T_k^j)$ yields successive decreasing values of the thresholds (see figure 1(a)) and converge towards the first encountered fixed point, i.e., the greatest (see Appendix). This fixed-point satisfies the stop criterion (2) for $\varepsilon = 0$, so it is the final researched threshold T_K^j .

To conclude this discussion, let us mention that the number of the fixed-points of the function f may vary, depending on the value of the constant F_a^j and the shape of the histogram of the $w_z^{j,p}$ s. Thus, the fixed point interpretation enlightens the role of the constant in the iterative thresholding: the user must choose an F_a^j big enough to ensure the convergence of the algorithm to a strictly positive value. On the other hand, the thresholds values increase with the value of F_a^j , so an excessive value of F_a^j will lead to an early stop of the algorithm (i.e., no or little signal is extracted from noise). In fact, in practical implementations, the value of F_a^j must be bounded: if $F_a^j > \frac{\max(|\Omega_z^j|)}{\sigma_0^j}$, one can easily see that the convergence point is reached after the first iteration and no thresholding is performed.

We also have to note that, as the function f may have several fixed points, the final value of the threshold depends on the initializing value of the T_0^j sequence: an initialization $T_0^j \neq \infty$ can lead to an increasing sequence of thresholds and/or a convergence point that is not necessarily the largest fixed-point of the function f . In fact, the user must respect the following restrictions in the choice of the parameters:

- the algorithm must be initialized with $n_0 = z$ ($T_0^j = \infty$);

- the multiplicative constant F_a^j must be big enough to assure the convergence to a non-vanishing point, but not superior to $\frac{\max(|\Omega_z^j|)}{\sigma_0^j}$, in order to separate informative signal from noise.

IV. CONCLUSION

In this communication, an iterative wavelet-based denoising method by Hadjileontiadis *et al.* [1], [2] is interpreted as a fixed-point algorithm and intermediate WDR steps are suppressed, which is possible providing that no best basis selection is done.

Besides shedding light on the initial algorithm, this enables to save much computational time. The amount of saved time depends of course on the number of iterations of the initial algorithm: the larger the number of iterations, the larger the gain of CPU time. Implementation on bowel sound denoising and segmentation has shown a factor 4 reduction of CPU time [5].

V. APPENDIX

The goal of this appendix is to show that the fixed point iterations don't miss the largest fixed point. In the following, we drop the scale index j for the sake of simplicity. Let us note Γ the finite set of values taken by the function f (5), and $\{T_k\}$ the set of the iteratively computed thresholds ($k \neq 0$). Obviously, as the sequence of thresholds is computed as $f(x)$, $T_k \in \Gamma, \forall k \neq 0$.

Let us suppose that the largest fixed point of the function f is missed by the iterative algorithm. That means that there exists $\gamma = f(\gamma)$ such as $\gamma \in \Gamma$ and $\gamma \neq T_k, \forall k$. This can be further rewritten as: there exists k such as $T_{k+1} < \gamma < T_k$. But $T_{k+1} = f(T_k)$, so the first inequality writes $f(T_k) < \gamma$. On the other hand, f is monotonic increasing, so the second inequality implies $f(\gamma) \leq f(T_k)$, which implies (because γ is a fixed-point) $\gamma \leq f(T_k)$, which contradicts the first inequality. So the

hypothesis made at the beginning of the paragraph is false: the largest fixed point is not missed by the iterative algorithm.

REFERENCES

- [1] L. Hadjileontiadis and S. Panas, "Separation of discontinuous adventitious sounds from vesicular sounds using a wavelet-based filter," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, no. 12, pp. 1269–1281, 1997.
- [2] L. Hadjileontiadis, L. Liatsos, C. Mavrogiannis, T. Rokkas, and S. Panas, "Enhancement of bowel sounds by wavelet-based filtering," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, no. 7, pp. 876–886, 2000.
- [3] R. Coifman and M. Wickerhauser, "Adapted waveform de-noising for medical signals and images," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 14, no. 5, pp. 578–586, 1995.
- [4] R. Coifman and M. Wickerhauser, *Experiments with adapted wavelet de-noising for medical signals and images*, ch. 12, pp. 323–346. Time frequency and wavelets in biomedical signal processing, IEEE Press Series in Biomedical Engineering, M. Akay ed., 1998.
- [5] R. Ranta, C. Heinrich, V. Louis-Dorr, D. Wolf, and F. Guillemin, "Wavelet-based bowel sounds denoising, segmentation and characterization," in *23rd Annual International Conference of the IEEE EMBC*, Istanbul, Turkey, 25–28 October 2001.
- [6] P. Moulin and J. Liu, "Analysis of multiresolution image denoising schemes using generalized Gaussian and complexity priors," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 45, no. 3, pp. 909–919, 1999.
- [7] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press, 1998.
- [8] D. Donoho and I. Johnstone, "Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425–455, 1994.

Débruitage par ondelettes et segmentation de signaux
non-stationnaires : réinterprétation d'un algorithme itératif et
application à la phonoentérographie

Wavelet denoising and segmentation for non-stationary signals : a
reinterpretation of an iterative algorithm and application to
phonoenterography

R. Ranta¹, Valérie Louis-Dorr¹, C. Heinrich², D. Wolf¹, et F. Guillemin³

¹ Centre de Recherche en Automatique de Nancy – CRAN UMR CNRS-INPL 7039,

2 av. de la Forêt de Haye, 54500 Vandoeuvre, France

² Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection – LSIIT UMR CNRS-ULP 7005,

Pôle API Parc d'innovation, bd. Sébastien Brant, 67400 Illkirch-Graffenstaden, France

³ Centre Alexis Vautrin – CAV, av. de Bourgogne – Brabois, 54500 Vandoeuvre, France

Résumé

Ce travail traite du débruitage par ondelettes de signaux non-stationnaires, afin d'extraire les événements informatifs. Le cadre applicatif retenu est le traitement de sons physiologiques abdominaux, dans un but de surveillance et de diagnostic. Ce travail reprend une étude récente située dans le même cadre [14].

La méthode itérative de séparation des parties stationnaire et non-stationnaire (transitoire) d'un signal présentée par Hadjileontiadis *et al.* [15, 14] est une adaptation au traitement des sons physiologiques de l'algorithme de débruitage initialement décrit par Coifman et Wickerhauser [6, 7]. Cette méthode exige le réglage de deux paramètres. Nous proposons une nouvelle version de l'algorithme de Hadjileontiadis *et al.*, basée sur une interprétation de type point fixe. Cette modification nous permet de supprimer un des paramètres de réglage et de fournir une borne inférieure du second en fonction de la distribution de probabilité des coefficients d'ondelette. Cette version revisitée de l'algorithme permet également une réduction très nette du temps de calcul. Nous présentons et comparons avec d'autres algorithmes de débruitage, les résultats du traitement de signaux simulés mais également de signaux réels qui nous intéressent plus particulièrement, à savoir les sons physiologiques abdominaux.

débruitage par ondelettes, signaux non-stationnaires, extraction d'événements, algorithme de point fixe, phonoentérographie

Abstract

This communication deals with wavelet-based denoising techniques of non-stationary signals, in order to extract informative events. The practical application concerns physiological bowel sounds processing, with a view to medical diagnosis and monitoring. This work continues and develops a recent publication placed in the same framework [14].

The method for separating the stationary part from the non-stationary part of a signal presented by Hadjileontiadis *et al.* [15, 14] stems from a denoising algorithm introduced by Coifman and Wickerhauser [6, 7]. This method involves two user-tuned parameters. We propose a novel version of this algorithm, based on a fixed-point interpretation. This modification allows to eliminate one of the parameters and to determine an inferior limit for the second, depending on the probability distribution of the wavelet coefficients. This revisited version also improves significantly the computational efficiency. We present the results and compare them with other denoising algorithms, both on simulated signals and on real bowel sounds.

wavelet denoising, non-stationary signals, event extraction, fixed-point algorithm, phonoenterography

1 Introduction

L'objectif de ce travail de recherche est l'étude et l'analyse de sons physiologiques non-stationnaires dans le but de développer un système informatisé d'auscultation. L'auscultation d'un patient est un acte de surveillance mais également de diagnostic médical très répandu. C'est une méthode peu onéreuse, car l'instrumentation est simple (stéthoscope) et son utilité est largement reconnue pour les sons cardiaques, pulmonaires, abdominaux et fœtaux. Relativement peu étudiée pour les sons physiologiques abdominaux, elle présente des potentialités importantes car ces sons sont riches d'informations tant pour la compréhension de l'action mécanique qui les génère que pour l'interprétation physiologique que l'on peut en faire [4, 5, 12, 13]. Pourtant, l'interprétation des sons reste subjective. D'où l'intérêt de développer un outil automatisé de diagnostic clinique et de recherche médicale fondé sur le traitement systématique des signaux sonores physiologiques. Un tel outil permettrait également de procéder à une auscultation de longue durée sans mobiliser un médecin. Notons que l'auscultation abdominale était une technique largement répandue au milieu du XX^e siècle. Elle suscite un regain d'intérêt depuis une décennie, en raison d'avancées technologiques permettant un traitement automatisé des données.

Lors d'une auscultation, l'analyse des sons physiologiques abdominaux se construit autour des caractéristiques d'un son pris individuellement telles que : contenu fréquentiel, intensité, durée, localisation spatiale, mais également fréquence d'apparition et instant d'apparition [5, 10, 11, 13, 17, 23]. De ce fait, la précision requise n'exige pas à proprement parler de construire une représentation temps-fréquence. Il s'agit plutôt de débruiter et de segmenter le signal recueilli afin d'extraire l'ensemble de ses caractéristiques, tout en sachant que le diagnostic est basé sur les caractéristiques d'un ensemble de sons, et non sur un son considéré isolément.

Plus généralement, la méthodologie d'analyse de ces signaux comporte plusieurs étapes :

- le débruitage : si le signal d'intérêt est mélangé à d'autres sources (typiquement des bruits extérieurs), la méthodologie de débruitage la plus appropriée semble être le filtrage adaptatif [25, 21], mais ce point ne sera pas abordé dans cette publication. Le signal peut également être parasité par du bruit de mesure. Le travail présenté dans cet article concerne l'élimination de ce bruit, dû surtout aux effets acoustiques de cavité propres au stéthoscope et aussi aux cavités anatomiques ;
- la segmentation des signaux débruités : elle doit permettre une identification précise des événements, c'est-à-dire des segments du signal porteurs d'information et qui ont un potentiel diagnostique ;
- la classification des événements identifiés précédemment dans un espace de caractéristiques adapté ;
- le diagnostic, c'est-à-dire l'identification de certaines pathologies associées aux signaux traités aux

étapes précédentes.

Plusieurs auteurs [1, 6, 7, 24] montrent que les décompositions atomiques sont d'un grand intérêt dans le cadre de l'analyse des signaux biomédicaux pour plusieurs raisons :

- cette approche autorise une localisation approximative (selon le degré de redondance et le principe d'incertitude de Heisenberg [2]) en temps et en fréquence des événements ;
- elle facilite également la séparation d'un signal informatif et d'un bruit aléatoire : les événements du signal sont considérés corrélés avec les fonctions de base (les atomes temps-fréquence) choisies, contrairement au bruit ;
- la méthode favorise aussi une compression de données efficace, ce qui est particulièrement intéressant car les fenêtres d'observation dans le domaine biomédical peuvent être très longues et les fréquences d'échantillonnage relativement élevées ;
- enfin elle permet l'extraction des caractéristiques utiles pour la classification.

La réduction du bruit joue un rôle très important dans l'analyse des signaux car le niveau de bruit influence énormément la segmentation des événements et de ce fait la classification et donc le diagnostic. Le travail que nous présentons concerne la première phase de traitement, la partie débruitage, c'est-à-dire la séparation du signal informatif (non-stationnaire dans l'application qui nous intéresse) du bruit (estimé stationnaire). Cette approche est apparentée au problème de l'extraction des parties "significatives" d'un signal ou d'une image. Dans le cadre des décompositions atomiques, ces parties significatives doivent présenter une bonne corrélation avec les atomes temps-fréquence de la base de représentation choisie. Le type de base (ondelettes, paquets d'ondelettes, bases trigonométriques locales) peut être choisi en fonction de l'application. Le choix d'une base de décomposition spécifique peut être fait par l'utilisateur (par exemple dans Hadjileontiadis *et al.* [15, 14]) ou déterminé de façon optimale ("algorithme de la meilleure base" de Coifman et Wickerhauser [6, 7]).

Dans le cadre de l'analyse des sons physiologiques, les signaux d'intérêt sont caractérisés par des événements isolés et courts, clairement séparés et avec un contenu fréquentiel relativement pauvre [4, 5, 11]. L'objectif de cette première phase de traitement est d'extraire les événements, typiquement non-stationnaires, du bruit, supposé stationnaire, qui se superpose et les sépare. Cette description nous permet de penser qu'une décomposition sur une base adaptée à la détection des transitoires (ondelettes ou paquets d'ondelettes) est appropriée pour le traitement de nos signaux.

Nous étudions et développons, plus particulièrement, la méthode itérative de séparation de signaux non-stationnaires des signaux stationnaires par ondelettes, introduite par Hadjileontiadis *et al.* [15, 14] dans le cadre des sons physiologiques.

Cette méthode est une version simplifiée de l'algorithme de débruitage par ondelettes développé par Coifman et Wickerhauser [6, 7], car elle renonce à chercher la meilleure base de représentation. Une approche itérative utilisant une base unique, comme celle de Hadjileontiadis *et al.*, avait précédemment été proposée dans d'autres domaines (imagerie astronomique) par Starck *et al.* [20, 19]. Le principe général de ces algorithmes itératifs est le suivant : après décomposition, on sépare par seuillage les coefficients significatifs de ceux non-significatifs. Le seuillage est répété à chaque itération sur le résidu reconstruit à partir des coefficients non-significatifs. Le signal informatif est obtenu, après l'arrêt des itérations, comme la somme des parties significatives reconstruites à chaque itération. Cependant, l'application des algorithmes issus de ces différents travaux soulève plusieurs problèmes :

- le réglage de deux paramètres d'ajustement (le critère d'arrêt des itérations et le calcul du seuil) est laissé au choix de l'utilisateur ;
- le temps de traitement important dû à ce type de méthode, qui exige la décomposition et la reconstruction du signal et du bruit résiduel à chaque itération.

Nous proposons de modifier l'algorithme de Hadjileontiadis *et al.* en intégrant une interprétation de type point fixe qui conduit à supprimer le paramètre de réglage du critère d'arrêt. L'étude de la convergence de l'algorithme de point fixe nous permet également d'introduire une méthode de calcul d'un seuil minimal. De plus, si la distribution des coefficients d'ondelette est modélisée par une loi gaussienne généralisée, nous proposons le calcul d'un seuil optimal fonction des paramètres de la distribution. L'interprétation en tant qu'algorithme de point fixe permet également une réduction importante du temps de calcul, car les étapes de décomposition-reconstruction à chaque itération sont supprimées : l'algorithme de Hadjileontiadis *et al.* exploite une seule base de décomposition et autorise cette interprétation.

Cet article est organisé de la façon suivante. La seconde section décrit et résume les principaux algorithmes de débruitage par ondelettes. Les troisième et quatrième sections développent l'interprétation de la méthode de Hadjileontiadis *et al.* en tant qu'algorithme de point fixe. Les conditions générales d'application et de convergence de cet algorithme y sont discutées. La cinquième section s'intéresse au cas particulier d'une distribution des coefficients d'ondelette suivant des lois gaussiennes généralisées et propose une méthode de calcul du seuil. Nous discutons ensuite de l'intérêt de ce travail, mais également de ses limites d'application. Finalement, différentes applications, à partir de signaux simulés et réels sont présentées.

2 Débruitage par ondelettes

Le modèle considéré pour le débruitage est classique – le signal mesuré x est un mélange additif d’un signal informatif s et d’un bruit de mesure r :

$$x(t) = s(t) + r(t). \quad (1)$$

Le débruitage par seuillage des coefficients d’ondelettes, tel qu’il est défini par [6, 7], revient à “l’extraction d’une structure cohérente” du signal mesuré. L’hypothèse de départ porte sur le bruit r , qui est considéré comme non cohérent par rapport à une base de formes d’onde prédéfinie, c’est-à-dire non corrélé avec ces formes d’onde. Les coefficients de la décomposition du bruit sur la base sont faibles. L’approche itérative développée par Coifman et Wickerhauser [6, 7] nécessite, à chaque itération, une recherche de la meilleure base, coûteuse en temps de calcul mais optimale pour l’extraction des informations contenues. Une décomposition sur une base unique peut s’avérer suffisante pour le débruitage des sons physiologiques. Cette hypothèse a été validée par les expertises médicales réalisées par Hadjileontiadis *et al.* [15, 14].

Afin d’obtenir une transformation rapide et non-redondante, l’algorithme le plus souvent utilisé est la décomposition discrète sur une base orthonormée d’ondelettes de Mallat [16] (voir Fig. 1) (décomposition simple et reconstruction exacte)¹. L’intérêt d’une projection sur une base orthonormée vient du fait qu’on autorise ainsi la conservation de l’énergie d’une représentation à l’autre. Le choix de cette base est validé par une expertise médicale auditive après débruitage et reconstruction.

Cette base est constituée d’ondelettes $\psi^{j,p}$ et de fonctions d’échelle $\phi^{M,p}$, où $j = 1..M$ désigne l’échelle (liée à la fréquence), p l’indice (lié à la position temporelle) et M la profondeur de la décomposition en ondelettes. Les coefficients de la décomposition du signal x sur cette base sont notés $w^{j,p}$:

$$x = \sum_{j=1..M,p} w^{j,p} \psi^{j,p} + \sum_p w^{M,p} \phi^{M,p}. \quad (2)$$

Les segments du signal peu corrélés avec la base ont des coefficients $w^{j,p}$ faibles, et sont attribués au bruit. Par un seuil adapté, on peut donc séparer le bruit (partie incohérente) du signal (partie cohérente).

Comme dans toute approche de type seuillage, le problème réside dans le choix du seuil S . Selon le type de bruit, blanc ou coloré, il est possible d’adapter la méthode de seuillage. En effet, ce seuil peut être identique pour l’ensemble des coefficients d’ondelette ou, puisque les coefficients sont obtenus par

¹Si l’intérêt d’une telle décomposition ne semble plus faire de doute, le choix de la base de projection peut être discuté selon l’application. Par exemple, pour les sons abdominaux, Hadjileontiadis *et al.* [15, 14] réalisent une transformation en ondelettes sur une base orthonormée de Daubechies4.

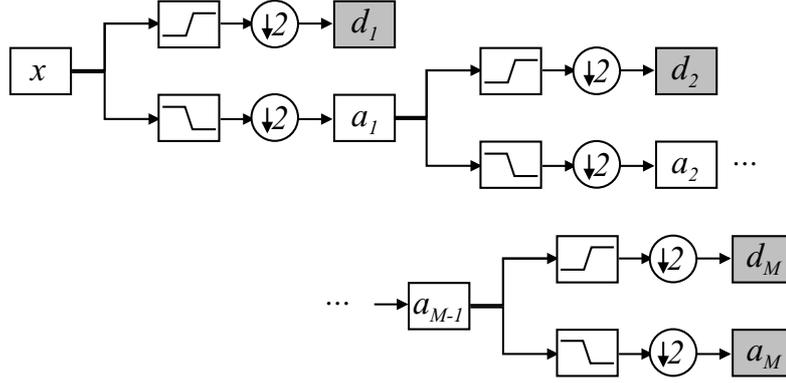


FIG. 1 – Algorithme de décomposition en ondelettes de Mallat [16]. Le vecteur des coefficients d'ondelette du signal $x(t)$ est noté $\Omega_x = \{w^{M,p} \ w^{j,p}\} = \{a_M \ d_M \ d_{M-1} \ \dots \ d_2 \ d_1\}$.

filtrage passe-bande [16] (voir Fig. 1), adapté à chaque échelle. Par reconstruction du signal à partir des coefficients restants, on obtient un signal débruité c , sans aucune composante incohérente. Le bruit résiduel r est reconstruit à partir des composantes incohérentes.

Dans la littérature, on trouve deux types de seuillage : le seuillage dur (*hard thresholding*) et le seuillage doux (*soft thresholding*) [8, 9, 16]. Le premier propose l'annulation de toutes les valeurs en dessous d'un seuil S , les valeurs supérieures restant inchangées :

$$w_c^{j,p} = \begin{cases} w^{j,p}, & |w^{j,p}| \geq S, \\ 0, & |w^{j,p}| < S. \end{cases}$$

La seconde méthode opère, en plus de l'annulation, une soustraction du seuil S aux valeurs restantes, supérieures au seuil, afin de réduire le nombre de discontinuités dans le signal débruité :

$$w_c^{j,p} = \begin{cases} \text{sign}(w^{j,p}) \cdot (|w^{j,p}| - S), & |w^{j,p}| \geq S, \\ 0, & |w^{j,p}| < S. \end{cases}$$

Outre le choix de la technique de seuillage, il faut noter qu'on peut considérer deux méthodes pour calculer le ou les seuils :

- la première, développée par Donoho et Johnstone [8, 9], propose un seuil déterminé à partir de l'énergie estimée du bruit. Cette méthode utilise l'hypothèse d'un bruit blanc gaussien superposé au signal. Le seuil S est égal à $\sigma\sqrt{2\log N}$, où N désigne le nombre de points du signal et σ^2 la variance du bruit. Puisque le bruit est considéré blanc, son énergie est équirépartie sur toutes les bandes de fréquence (les échelles) de la décomposition. En conséquence, l'écart-type est calculé dans une bande où le signal informatif est inexistant ou quasi-inexistant, notamment dans les plus hautes fréquences. Dans [16, 3], on montre que l'amplitude du bruit (gaussien) a une très forte probabilité d'être juste en dessous de $S = \sigma\sqrt{2\log N}$.

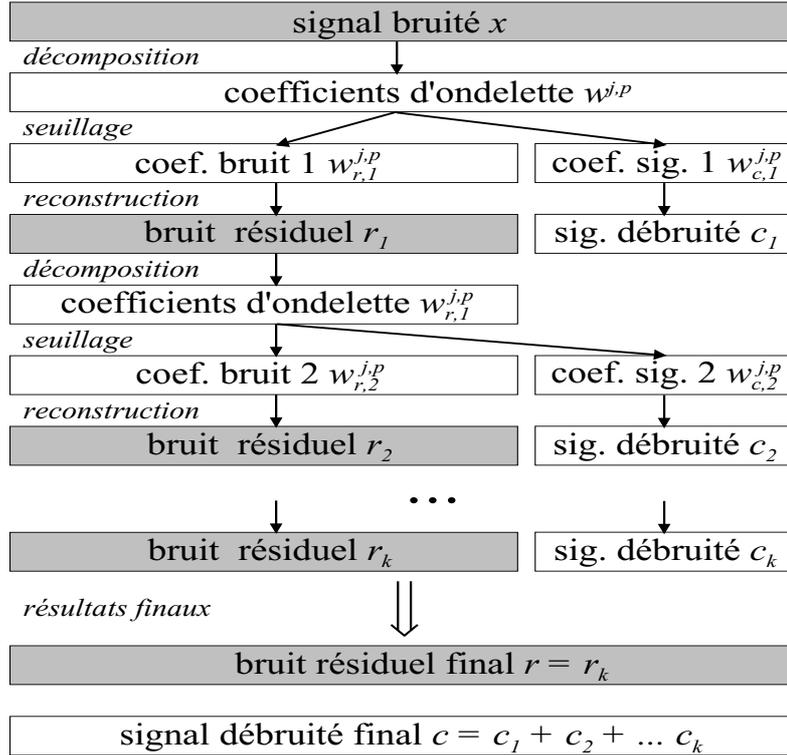


FIG. 2 – Schéma de principe d'un algorithme itératif de débruitage. Dans l'algorithme original de Coifman et Wickerhauser, les différentes décompositions-reconstructions s'effectuent après le choix de la meilleure base. A chaque itération, on annule les coefficients éliminés par seuillage, avant de reconstruire le bruit résiduel et le signal débruité.

Le seuil peut être diminué [9, 16], afin de réduire le risque de non-détection (seuillage SURE – *Stein Unbiased Risk Estimator*);

- la deuxième méthode, développée par Wickerhauser et Coifman [6, 7]² et Starck *et al.* [20, 19]³ et adaptée par Hadjileontiadis *et al.* [15, 14] aux sons physiologiques, propose un seuillage itératif. L'algorithme de décomposition-reconstruction est exécuté plusieurs fois, d'une manière itérative (indice d'itération k), en décomposant à chaque nouvelle itération le bruit reconstruit à l'itération précédente (voir Fig. 2). Les itérations sont interrompues par la validation d'un certain critère d'arrêt STC_k (*stop criterion*), paramétrable par l'utilisateur. Le critère est calculé à chaque itération. Il est basé soit sur le nombre de coefficients significatifs ou l'entropie du bruit résiduel [6, 7], soit sur la différence d'énergie du bruit r_k entre deux itérations successives [15, 14].

Le seuil S entre les coefficients significatifs et non-significatifs dépend de l'application. Dans le cadre des décompositions temps-échelle, le seuillage peut être global (bruit blanc) ou variable en fonction de l'échelle j (S^j) (bruit coloré).

Notre travail reprend les algorithmes de débruitage itératifs, après décomposition sur une base ortho-

²L'algorithme de débruitage est combiné à celui du choix de la meilleure base de décomposition.

³La décomposition est réalisée sur une base unique et appliquée à l'imagerie astronomique.

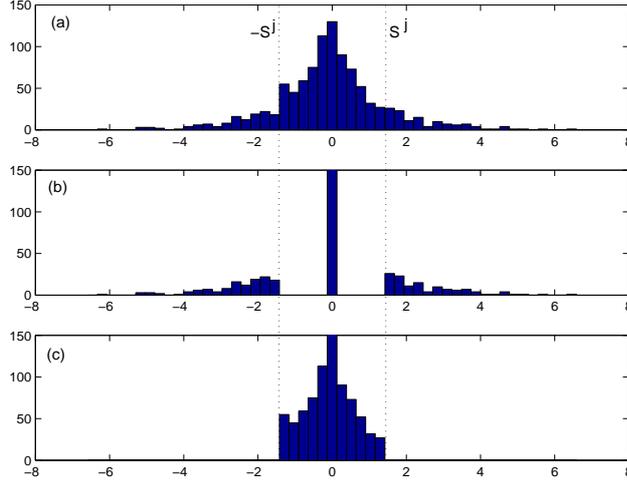


FIG. 3 – Histogramme des coefficients d'ondelette à l'échelle j (a) du signal original : $(w^{j,p})$, (b) du signal débruité : $(w_c^{j,p})$, (c) du bruit résiduel : $(w_r^{j,p})$. Pour cet exemple, les coefficients d'ondelette du signal original simulé suivent une loi exponentielle (l'axe des ordonnées n'est pas complètement représenté en (b) et (c)).

normée unique, étudie les aspects théoriques et propose des méthodes d'optimisation et de paramétrage.

3 Algorithme de point fixe

Dans cette partie nous réinterprétons la méthode de Hadjileontiadis *et al.* [15, 14] comme un algorithme de point fixe et nous détaillons les rôles des deux paramètres de réglage évoqués dans le paragraphe précédent :

- le premier paramètre ε est lié au critère d'arrêt STC_k de l'itération. La solution proposée dans la bibliographie implique un paramètre utilisateur ε :

$$STC_k = |E\{r_k^2\} - E\{r_{k-1}^2\}| < \varepsilon, \quad (3)$$

ce qui veut dire que le critère de convergence est atteint quand la différence d'énergie sur le bruit résiduel r reconstruit entre deux itérations successives est jugé suffisamment faible. Un STC_k petit est obtenu quand très peu d'information (parties du signal corrélées avec l'ondelette choisie) est extraite du bruit et ajoutée au signal entre deux itérations successives ;

- le deuxième paramètre F_a intervient dans le calcul du seuil S . L'algorithme WTST-NST (*Wavelet Transform-based Stationary-Nonstationary Filter*) de Hadjileontiadis *et al.* [15, 14] calcule ce seuil en fonction de l'écart-type σ_k^j des coefficients d'ondelette $\{w_{r,k}^{j,p}\}$ du bruit estimé à chaque échelle et recalculé à chaque itération k (voir Fig. 3 (c)) :

$$S_k^j = F_a \cdot \sigma_k^j. \quad (4)$$

Dans le cadre des travaux de Hadjileontiadiis, la constante F_a est fixée à 3 par expertise médicale⁴.

3.1 Préliminaires

Notons $\mathbf{\Omega}_{r,k}^j$ le vecteur des coefficients du bruit $\{w_{r,k}^{j,p}\}$ à l'échelle j et $\mathbf{\Omega}_{r,k}$ le vecteur complet des coefficients du bruit. Par le seuillage de $\mathbf{\Omega}_{r,k}$, on obtient $\mathbf{\Omega}_{\Delta c,k+1}$, le vecteur des ‘‘grands coefficients’’ qui sont considérés comme appartenant au signal informatif. Le vecteur des coefficients du bruit $\mathbf{\Omega}_{r,k+1}$, obtenu à partir de l'équation $\mathbf{\Omega}_{\Delta c,k+1} + \mathbf{\Omega}_{r,k+1} = \mathbf{\Omega}_{r,k}$, est utilisé pour la reconstruction de l'estimation courante du bruit résiduel r_{k+1} , qui sert à calculer le critère d'arrêt (3). Le vecteur des coefficients informatifs $\mathbf{\Omega}_{\Delta c,k+1}$ contribue à la reconstruction de c_{k+1} , qui sert à calculer le signal informatif final (voir Fig. 2).

Les transformées en ondelettes inverse et directe appliquées pour les opérations de décompositions et reconstruction sont orthogonales et linéaires. En prenant en compte l'orthogonalité de la transformation en ondelettes, le critère d'arrêt (3) s'écrit :

$$STC_k = |E\{w_{r,k}^2\} - E\{w_{r,k-1}^2\}| < \varepsilon, \quad (5)$$

ce qui implique que la reconstruction du bruit r_k à chaque itération est inutile.

De plus, puisque la transformation en ondelettes est linéaire, le vecteur des coefficients d'ondelette du signal $x(t)$ s'écrit :

$$\mathbf{\Omega}_x = \mathbf{\Omega}_{r,k} + \sum_{i=0}^k \mathbf{\Omega}_{\Delta c,i} = \mathbf{\Omega}_{r,k} + \mathbf{\Omega}_{c,k}, \quad \forall k, \quad (6)$$

ce qui implique qu'il n'est pas nécessaire de calculer le signal informatif c_k par reconstruction à partir de $\mathbf{\Omega}_{\Delta c,k}$ à chaque itération, mais seulement après la convergence.

Autrement dit, les étapes intermédiaires de décomposition-reconstruction peuvent être supprimées.

3.2 Interprétation de point fixe

Quel que soit le paramètre de seuillage F_a , le seuil S_k (à l'itération k) est calculé en fonction de l'écart-type des coefficients restants dans le bruit à l'itération antérieure, c'est-à-dire des coefficients qui respectent $|w_{r,k-1}^{j,p}| < S_{k-1}^j$. On peut donc écrire :

$$S_k^j = f(S_{k-1}^j) = F_a \sigma_{w_{r,k}^j}. \quad (7)$$

Évidemment, les itérations $S_k^j = f(S_{k-1}^j)$ convergent quand $S_k^j = S_{k-1}^j$, ce qui est équivalent à $S_k^j = f(S_k^j)$, donc vers un point fixe de la fonction f (voir Fig. 4).

⁴L'expression du seuil est similaire dans les travaux de Starck *et al.* [20] en imagerie astronomique.

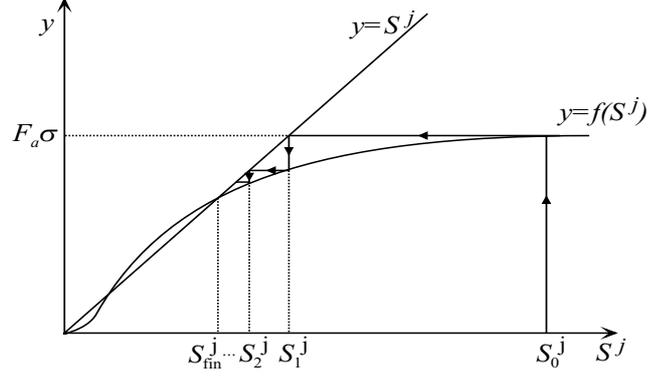


FIG. 4 – Algorithme de point fixe, avec $f(S^j) = F_a \cdot \sigma_{|w^{j,p}| < S^j}$.

Le critère d'arrêt (5), pour ε tendant vers 0, est équivalent au fait qu'aucun coefficient ne passe du bruit reconstruit ($w_{r,k-1}$) à l'itération $(k-1)$ au signal reconstruit ($w_{c,k}$) à l'itération suivante (k) . Cela implique que les vecteurs $w_{r,k-1}$ et $w_{r,k}$ sont égaux. Dans ce cas, l'écart-type calculé sur ces coefficients est le même et le critère STC_k est nul. On peut écrire que $F_a \cdot \sigma_{k-1}^j = F_a \cdot \sigma_k^j$ et donc

$$f(S_{k-1}^j) = f(S_k^j). \quad (8)$$

De (7) et (8), on a $S_k = f(S_k)$, donc le point fixe de la fonction f est aussi le point de convergence de l'algorithme de débruitage itératif considéré (3). On peut énoncer la proposition suivante :

Proposition 1. Sous certaines conditions sur la fonction de densité de probabilité des coefficients d'ondelette $p(w^{j,p})$, que nous discuterons ultérieurement, le seuil obtenu par une descente de point fixe sur la fonction $f(S^j) = F_a \cdot \sigma_{|w^{j,p}| < S^j}$ est égal à celui obtenu dans les algorithmes itératifs pour $\varepsilon = 0$.

En conséquence, on opère un débruitage par descente de point fixe pour chaque échelle. On stoppe les itérations quand le critère est atteint pour l'échelle donnée. La reconstruction du bruit résiduel et du signal informatif n'est plus nécessaire à chaque itération.

4 Conditions générales d'application

On a montré au paragraphe précédent que le critère d'arrêt est validé pour un point fixe de la fonction f définie antérieurement, et que ce point est le seuil final. Il reste à étudier dans quelles conditions ce seuil existe, c'est-à-dire les conditions de convergence de l'algorithme ou encore l'existence de ce point fixe de la fonction $f(S) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S}$.

On observe que, dans la plupart des applications réelles, les coefficients d'ondelette sont distribués

selon une loi de probabilité centrée en 0 et qui possède un mode en 0. On peut alors énoncer la proposition suivante, établie ci-après :

Proposition 2. Si la loi de probabilité des coefficients $p(w)$ de moyenne nulle et de variance finie possède un mode en 0 et si il y a au moins un point d'intersection entre $p(w)$ et la fonction $h(w) = \frac{K}{w}$, avec $K = \frac{3}{2F_a^2}$, c'est-à-dire que l'équation $p(w) = h(w)$ a au moins une solution réelle, alors la fonction $f(S) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S}$ possède au moins un point fixe (voir Fig. 5).

Une fonction $g(x)$ continue sur un intervalle $[a, b]$ possède un point fixe dans $[a, b]$ si $\forall x \in [a, b]$, $g(x) \in [a, b]$. En d'autres termes, pour une fonction g monotone croissante, $g(a) > a$ et $g(b) < b$.

Notre fonction, qui est définie telle que

$$f(S) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S} = F_a \sqrt{\int_{-S}^S p(w)w^2 dw} = F_a \sqrt{2 \int_0^S p(w)w^2 dw}$$

est continue quand $p(w)$ est continue et paire.

Afin de vérifier les conditions d'existence d'un point fixe de cette fonction :

1. On montre qu'elle est monotone croissante. Le résultat est immédiat par positivité de $p(w)$.
2. On cherche un intervalle $[S_{fin}, S_0]$ tel que $f(S_0) < S_0$ et $f(S_{fin}) > S_{fin}$. Si le moment d'ordre 2 de $p(w)$ existe, on peut calculer $M = F_a \cdot \sigma_w$. Dans ce cas :

$$\forall S_0 > M, f(S_0) = F_a \cdot \sigma_{|w| < S_0} = M < S_0. \quad (9)$$

3. Il reste à trouver un point S_{fin} tel que $f(S_{fin}) > S_{fin}$. L'inéquation $f(S_{fin}) > S_{fin}$ s'écrit :

$$F_a^2 \cdot 2 \int_0^{S_{fin}} p(w)w^2 dw > S_{fin}^2. \quad (10)$$

En développant le premier membre de (10) en intégrant par parties, on obtient :

$$F_a^2 \cdot 2 \int_0^{S_{fin}} p(w)w^2 dw = 2F_a^2 \left[p(w) \frac{w^3}{3} \Big|_0^{S_{fin}} - \int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw \right].$$

Si la fonction de densité de probabilité $p(w)$ a un mode en 0, elle est décroissante sur un intervalle $[0, S_{fin}]$, donc sa dérivée est négative. Dans ce cas, l'intégrale $\int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw$ est négative, donc

$$\begin{aligned} 2F_a^2 \left[p(w) \frac{w^3}{3} \Big|_0^{S_{fin}} - \int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw \right] &= 2F_a^2 \left[p(S_{fin}) \frac{S_{fin}^3}{3} - \int_0^{S_{fin}} p'(w) \frac{w^3}{3} dw \right] \\ &> 2F_a^2 \cdot p(S_{fin}) \frac{S_{fin}^3}{3} \end{aligned} \quad (11)$$

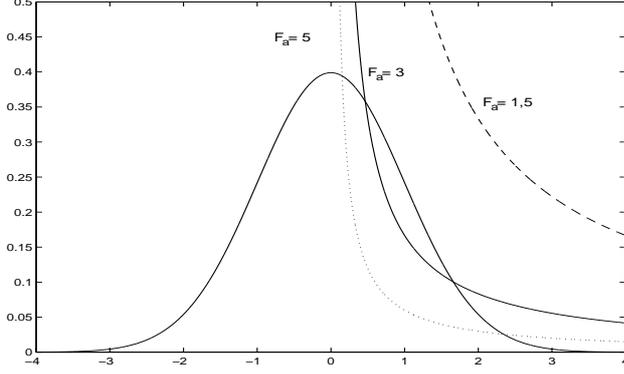


FIG. 5 – Condition d’existence du point fixe. Dans cet exemple, la loi de probabilité $p(w)$ est une gaussienne de moyenne nulle et d’écart-type $\sigma = 1$. La fonction $h(w) = \frac{3}{2F_a^2 w}$ est tracée pour trois valeurs de F_a . La convergence de l’algorithme de point fixe n’est pas assurée pour $F_a = 1, 5$.

En utilisant cette minoration (11), on vérifie que l’inéquation (10) est respectée si :

$$2F_a^2 \cdot p(S_{fin}) \frac{S_{fin}^3}{3} \geq S_{fin}^2 \Leftrightarrow 2F_a^2 \cdot p(S_{fin}) \frac{S_{fin}}{3} \geq 1 \Leftrightarrow p(S_{fin}) \geq \frac{3}{2F_a^2 S_{fin}} \quad (12)$$

Si l’inégalité (12) est vérifiée, l’inégalité (10) est respectée aussi et on peut affirmer l’existence d’un point S_{fin} tel que

$$f(S_{fin}) > S_{fin}. \quad (13)$$

Les relations (9) et (13) montrent que la fonction monotone croissante $f(S)$ a au moins un point fixe supérieur à 0, si la condition (12) est vérifiée.

On a montré que, sous certaines conditions (qui sont proches des conditions réelles) sur la loi de probabilité des coefficients d’ondelette, on peut toujours trouver un coefficient F_a qui assure la convergence de l’algorithme de débruitage. Ce qui implique que le coefficient F_a doit être borné par valeur minimale F_{am} . En effet, si F_a est choisi inférieur à F_{am} , l’algorithme converge en 0, ce qui signifie que le bruit estimé est nul à l’échelle considérée. Il est à remarquer que la condition introduite par la Proposition 2 est suffisante, mais pas nécessaire, et cela à cause de la minoration (11). Par exemple (voir Fig. 6), selon la même loi de probabilité illustrée Fig. 5, mais pour un seuil $S = F_a \sigma$ (avec $F_a = 2, 4$), le point fixe de la fonction $f(S)$ existe mais il n’y a aucun point d’intersection entre $h(w)$ et $p(w)$.

5 Modèles gaussiens généralisés

Comme nous l’avons montré précédemment, seul un $F_a > F_{am}$ assure la convergence de l’algorithme de débruitage. Cette valeur minimale dépend de la distribution de probabilité des coefficients d’ondelette $p(w)$ (12). Nous nous proposons de déterminer l’expression de F_{am} dans le cas des lois de probabilité

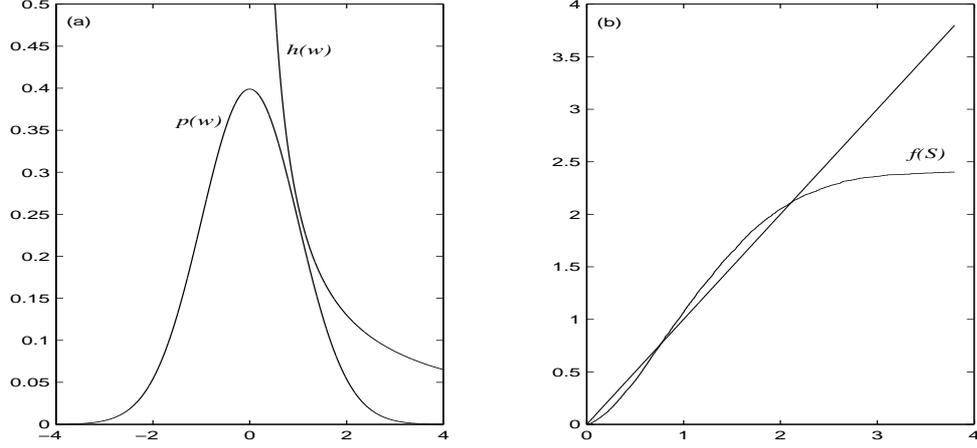


FIG. 6 – Condition d'existence du point fixe. (a) l'équation $p(w) = h(w)$ n'a pas de solution ; (b) la fonction $f(s)$ a deux points fixes, donc l'algorithme de débruitage converge. Dans les deux figures, $F_a = 2, 4$.

gaussiennes généralisées, car ce sont des modèles pertinents pour des données expérimentales [22]. Les lois de probabilité de type gaussienne généralisée sont définies selon :

$$p_{\sigma,u}(w) = \alpha e^{-|\beta w|^u}, \quad (14)$$

$$\text{avec } \beta = \frac{1}{\sigma} \sqrt{\frac{\Gamma(3/u)}{\Gamma(1/u)}}, \quad \alpha = \frac{\beta u}{2\Gamma(1/u)}, \quad \Gamma(u) = \int_0^\infty e^{-x} x^{u-1} dx,$$

où σ désigne l'écart-type, $u > 0$ le paramètre qui gouverne la décroissance de la loi ($u = 2$ pour la loi normale et $u = 1$ pour la loi de Laplace).

On cherche la valeur minimale du paramètre F_a pour laquelle la condition énoncée dans la proposition 2 est respectée. Cela revient à trouver la solution de l'équation $p(w) = h(w)$. L'intersection existe seulement pour w positif et le paramètre β de la gaussienne généralisée est toujours positif, donc l'équation s'écrit :

$$\alpha e^{-(\beta w)^u} = \frac{3}{2F_a^2 w}, \quad \text{ou encore } w = \frac{3}{2\alpha F_a^2} e^{(\beta w)^u}. \quad (15)$$

La fonction $q(w) = \frac{3}{2F_a^2} e^{(\beta w)^u}$ est monotone croissante et convexe. On montre aisément qu'elle a 0, 1 ou 2 points d'intersection avec la droite $y(w) = w$, et donc que l'équation 15 admet 0, 1 ou 2 solutions. On obtient une solution unique w_0 lorsque $q(w_0)$ est tangente à la première bissectrice. Cela revient à chercher le point w_0 pour lequel on a $q'(w_0) = 1$, c'est-à-dire que :

$$\frac{3}{2\alpha F_a^2} u \beta^u w_0^{u-1} e^{(\beta w_0)^u} = 1. \quad (16)$$

En remplaçant (15) dans (16), on obtient :

$$w_0^u = \frac{1}{u\beta^u}. \quad (17)$$

Donc, si on cherche une solution unique de l'équation (15), on trouve :

$$w_0 = \frac{1}{\beta u^{\frac{1}{u}}}. \quad (18)$$

En remplaçant w_0 en (15), on trouve la valeur de F_{am} pour laquelle cette solution existe, et donc la valeur minimale qui assure la convergence de l'algorithme de débruitage de point fixe, selon les propositions 1 et 2 et en considérant une modélisation de la distribution des coefficients d'ondelette par des gaussiennes généralisées :

$$F_{am} = \sqrt{\frac{3\beta}{2\alpha}(ue)^{\frac{1}{u}}} = \sqrt{\frac{3\Gamma(\frac{1}{u})}{u}(ue)^{\frac{1}{u}}}, \quad (19)$$

indépendant de σ .

6 Application

6.1 Signaux et algorithmes considérés

Dans cette section, les résultats obtenus avec l'algorithme de débruitage optimisé décrit antérieurement sont présentés et comparés aux résultats, obtenus dans les mêmes conditions avec l'algorithme WTST-NST de Hadjileontiadis *et al.* et l'algorithme de débruitage de Donoho et Johnstone [8, 9].

On rappelle que, dans le cadre de l'analyse des sons physiologiques, les signaux d'intérêt sont caractérisés par des événements isolés et courts, clairement séparés et avec un contenu fréquentiel relativement pauvre (la plupart des sons ont des fréquences entre 100 et 700 Hz., même si certains auteurs signalent de rares événements de fréquences jusqu'à 2500 Hz.) [4, 5, 11, 23]. Les signaux sont enregistrés avec des stéthoscopes, qui filtrent à la fois les sons abdominaux et le bruit. Pour pouvoir faire une analyse significative du point de vue médical, les enregistrements doivent être effectués sur de longues durées, et éventuellement découpés en fenêtres d'observation plus courtes pour le traitement. Néanmoins, la longueur minimale de la fenêtre de traitement doit être adaptée à la profondeur choisie de la décomposition en ondelettes, pour assurer une estimation correcte de l'écart-type.

Dans ce cadre, pour se placer dans des conditions qui couvrent notre domaine d'application, les tests ont été conduits sur une batterie de signaux simulés (échantillonnés à 5000 Hz. et ayant 2^{18} points, soit une durée de ~ 52 s.) composés d'une succession aléatoire de 2, 10, 50 ou 500 événements. Ces événements sont des sinusoïdes de fréquences aléatoires comprises entre 1 et 1000 Hz. et d'amplitudes comprises entre 3 et 10, modulées par des exponentielles ou par des fenêtres de type Hanning de longueur aléatoire. Le bruit superposé est un signal aléatoire de différentes distributions de probabilité et avec différentes énergies : gaussiens ($\sigma = 1$, $\sigma = 2$), exponentiels ($\lambda = 0,5$, $\lambda = 1$, $\lambda = 2$) et uniformes

(sur $[-2,5 \ 2,5]$ et sur $[-5 \ 5]$). Le bruit est traité, pour le rendre coloré, avec un filtre RIF de coefficients aléatoires.

La base de décomposition-reconstruction en ondelettes choisie dans le même cadre applicatif par Hadjileontiadis *et al.* est l'ondelette de Daubechies no. 4, mais les auteurs rapportent dans [15] que les tests réalisés sur plusieurs bases de la même famille ne montrent pas de modifications des résultats. Nous avons conservé la même approche, sachant que des essais ultérieurs peuvent être encore effectués. Néanmoins, les résultats sont satisfaisants, et on estime qu'un changement de base n'apporterait pas d'amélioration notable. La profondeur choisie est $M = 7$: le filtre passe-bas correspondant à la fonction d'échelle dans l'algorithme de Mallat coupe approximativement à 20 Hz. (donc au seuil d'audibilité) et toute décomposition ultérieure est non-informative pour notre étude.

Nous avons testé deux versions de notre algorithme, avec deux méthodes de calcul du seuil :

- seuillage minimal : $S_k^j = F_{am}\sigma_k^j$, avec F_{am} valeur minimale du paramètre F_a (eq. (19)) qui assure la convergence de l'algorithme de point fixe et σ_k^j écart-type des coefficients d'ondelette du bruit résiduel à l'échelle j et à l'itération k ;
- seuillage "optimal" : on calcule le paramètre F_{ao} tel que le seuil soit initialisé, pour notre algorithme itératif et pour un bruit additif gaussien, à une valeur proche de celle théorique calculée par Donoho et Johnstone :

$$\begin{aligned}
 F_{ao} &= K_o F_{am}, & \text{avec} \\
 K_o &= \max(1, K_c), & \text{et} \\
 K_c &= 2\sqrt{\frac{\alpha \log N}{3\beta\sqrt{2e}}} = \sqrt{\frac{2u \log N}{3\Gamma(\frac{1}{u})\sqrt{2e}}}. & (20)
 \end{aligned}$$

On vérifie facilement que $F_{ao} = \sqrt{2 \log N}$ pour les distributions gaussiennes ($u = 2$). L'expression de K_o se justifie par le fait que la valeur de K_c est inférieure à 1 pour certaines valeurs de u (voir Fig. 7), et donc le paramètre F_a calculé à partir de K_c devient inférieur à F_{am} et la convergence de l'algorithme n'est pas assurée.

Remarque : on ne peut pas considérer notre algorithme de seuillage comme une méthode d'affaiblissement du seuil de Donoho, souvent considéré comme trop élevé [16]. Même si le coefficient F_a est identique à celui de Donoho, la méthode d'estimation de l'écart-type est différente. Dans notre interprétation, le point fixe de la fonction (7) peut coïncider avec le critère d'arrêt (5) seulement si l'écart-type est calculé à partir des coefficients, tel que :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} w_i^2},$$

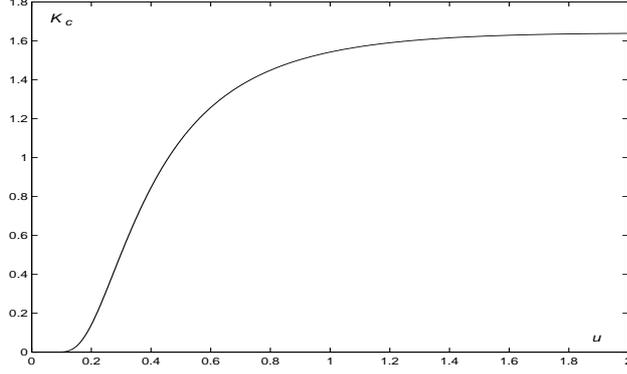


FIG. 7 – Exemple de variation de la constante K_c en fonction de la forme de la distribution gaussienne généralisée (le paramètre u)

où n est le nombre de coefficients sur l'échelle considérée. Alors que, pour l'algorithme de Donoho et Johnstone [8, 9, 16], l'écart-type est estimé à partir de la valeur médiane de coefficients M_w , sous l'hypothèse d'une distribution gaussienne du bruit :

$$\hat{\sigma} = \frac{M_w}{0,6745}.$$

Ces deux valeurs sont proches quand les coefficients du signal informatif ne modifient pas l'écart-type, ou très peu, c'est-à-dire quand ils sont plutôt rares. En effet, notre algorithme n'est pas strictement un algorithme de débruitage, mais plutôt un algorithme d'extraction d'événements, ou de débruitage et segmentation. Nous montrons qu'il est plus efficace quand le signal est rare dans le bruit, en présence d'une forte non-stationnarité. ■

Les deux versions de notre algorithme ont été comparées avec

- l'algorithme itératif WTST-NST de Hadjileontiadis *et al.* ($F_a = 3$) [15, 14],
- l'algorithme de Donoho et Johnstone, avec l'estimation de l'écart-type sur chaque échelle, pour considérer un bruit coloré (Donoho-ME) [8, 9, 16].

Étant donné que nous avons choisi de tester les performances de ces algorithmes sur des signaux à bruit coloré, nous ne présentons pas, sur les graphiques comparatifs, les résultats obtenus par l'algorithme classique de Donoho et Johnstone, avec une estimation unique de l'écart-type du bruit sur la plus petite échelle (la plus haute bande fréquentielle).

Les deux critères calculés pour cette comparaison sont :

- l'erreur quadratique moyenne entre le signal original s et le signal débruité c [8, 16] :

$$EQM = E(s - c)^2, \quad (21)$$

- le nombre de fausses alarmes par rapport au nombre total d'événements détectés. Une fausse alarme est définie comme un événement inexistant dans le signal simulé d'origine, mais extrait du bruit par l'algorithme de débruitage.

Le nombre de non-détections par rapport au nombre d'événements présents dans le signal original n'est pas pris en compte, car non significatif, le seuil calculé par la plupart des méthodes étant suffisamment faible.

Pour l'algorithme de débruitage de Donoho, le nombre d'événements non-détectés et de fausses alarmes ne peut pas être présenté car il ne segmente pas le signal (le signal débruité n'est pas nul en dehors des événements).

Les valeurs moyennes des critères sont présentées dans les graphiques suivants.

6.2 Discussion

On peut discuter les performances des algorithmes présentés en fonction de différentes caractéristiques du signal à débruiter, et comparer ces performances selon deux critères.

La caractéristique la plus importante semble être le nombre d'événements par unité de temps. Les performances sont comparées suivant l'erreur quadratique moyenne d'une part et suivant le pourcentage de fausses alarmes d'autre part. On constate (Fig. 8 et 9) que l'algorithme "optimal" n'est pas adapté pour les signaux très riches en événements (500 év./52 s.). En revanche, il se comporte mieux que les autres, quelque soit le critère retenu, pour les signaux pauvres en événements (jusqu'à 10 év./52 sec.).

Enfin, pour les signaux ayant 50 év./52 sec., les algorithmes "minimal" et WTST-NST de Hadjileontiadis *et al.* offrent une meilleure erreur quadratique moyenne. Cette dernière constatation explique les graphes présentés dans Fig. 10, où l'on remarque que l'algorithme WTST-NST a une erreur quadratique moyenne inférieure aux autres. De plus, la supériorité de l'algorithme de Hadjileontiadis *et al.* perd son intérêt pour le bruit de faible puissance qui est à distribution gaussienne ou exponentielle.

Cependant, si nous choisissons de nous référer au second critère (le pourcentage de fausses alarmes), la supériorité de l'algorithme "optimal" est évidente. Le comportement de l'algorithme "optimal" apparaît clairement dans la figure Fig. 12. On remarque l'antagonisme des deux critères, ainsi que leurs variations par rapport au type et à la puissance du bruit.

Ces résultats peuvent paraître surprenants. Ils peuvent être expliqués par le fait que l'algorithme "optimal" seuille plus haut que le "minimal" et le WTST-NST, ce qui a pour conséquence d'altérer légèrement la nature même des événements, en annulant les segments de faible amplitude noyés dans le bruit. Cependant, le fait d'appliquer un seuillage fort permet d'engendrer beaucoup moins de fausses alarmes,

ce qui favorise la segmentation et augmente la qualité auditive et visuelle des signaux débruités. Ceci est à prendre en compte pour faciliter l'interprétation et la classification automatique des événements segmentés (voir Fig. 14 et 15).

Nous avons traité des signaux de 2^{18} points, à une fréquence d'échantillonnage de 5000 Hz. (ce qui correspond à un enregistrement d'une durée de ~ 52 secondes), sur un ordinateur de type PC Pentium III 500 MHz., les algorithmes étant codés principalement en langage Matlab⁵. Les temps d'exécution des différents algorithmes sont présentés dans le tableau 1. Nous mentionnons également les temps de calcul de l'algorithme original WTST-NST de Hadjilontiadis *et al.* (avec décomposition et reconstruction à chaque itération), ainsi que de celui modifié par notre approche de point-fixe WTST-NST(pf). Nous

TAB. 1 –

Algorithme	Durée [s]
“optimal”	9,4
“minimal”	11,3
WTST-NST(pf)	9,3
Donoho-ME	7,1
WTST-NST	52,2

observons donc un gain en temps de calcul évident grâce à l'interprétation comme algorithme de point fixe : le facteur de gain dépend du nombre d'itérations, qui lui même dépend du paramètre ε qui conditionne le critère d'arrêt *STC* (éq. (3)). En appliquant cette nouvelle interprétation, l'approche itérative présente un temps d'exécution du même ordre de grandeur que l'approche directe de Donoho et Johnstone [8, 9]. Cependant, on observe de légères variations de durée entre les différents algorithmes :

- entre les méthodes “optimale” et “minimale”, la différence est essentiellement due à la valeur du seuil et au nombre d'itérations vers le point fixe : une constante F_a plus élevée implique une fonction plus “abrupte” et un seuil plus grand ;
- entre les algorithmes “optimal” et WTST-NST(pf), la différence provient de l'introduction de la modélisation des lois de probabilité des coefficients par gaussiennes généralisées. Cette différence reste peu importante grâce à l'implémentation en C.

⁵Le code pour la partie modélisation par gaussiennes généralisées est écrit par Daniel Schöbben en C et il est disponible à l'adresse Internet <http://www.esp.ele.tue.nl/onderzoek/daniels/genauss/genauss.html> [18].

7 Conclusion

De ce travail, nous pouvons conclure que l'extraction d'événements dans les signaux non-stationnaires bruités doit être précédée d'une réflexion sur les critères à favoriser : l'erreur quadratique moyenne ou le nombre de fausses alarmes. Le choix de la méthode de débruitage dépend de l'application et de son objectif :

- une reconstruction d'un signal le plus proche du signal original au sens mathématique (erreur quadratique moyenne),
- une segmentation des événements significatifs, en vue d'une reconnaissance, interprétation et classification ultérieures.

Ce choix dépend également des connaissances *a priori* de l'utilisateur sur le signal et sur le bruit. Par exemple, on a montré que le nombre d'événements par unité de temps (le "degré de non-stationnarité du signal") est un paramètre qui influence beaucoup les performances (voir Fig. 8 et Fig. 9).

De plus, la puissance et la distribution du bruit superposé peuvent guider dans le choix de la méthode de débruitage (voir Fig. 10 et Fig. 11).

Par ailleurs, nous avons testé le comportement des algorithmes en utilisant des connaissances *a priori* sur la répartition fréquentielle du signal. C'est le cas, notamment, des signaux sonores, qui n'ont pas de composantes fréquentielles inférieures à 20 Hz., et pour lesquels on peut annuler tous les coefficients d'ondelette sur les grandes échelles (basses fréquences). Dans ce cas, les composantes de basse fréquence du bruit, qui relient les événements, s'annulent et la segmentation devient possible pour l'algorithme de débruitage Donoho-ME. Il s'avère, d'après le critère du nombre de fausses alarmes, que l'algorithme de Donoho-ME avec filtrage passe-haut (Donoho-ME-PH) se comporte mieux que l'algorithme optimal, mais que l'erreur quadratique moyenne reste plus grande (voir Fig. 13). En fait, nous considérons que sans connaissances *a priori* sur le contenu fréquentiel des signaux non-stationnaires et/ou sur la nature du bruit, l'algorithme "optimal" est le plus adapté, mais que les connaissances *a priori* peuvent améliorer d'une manière significative les performances des autres algorithmes.

Dans notre application, notre préoccupation est de traiter les sons physiologiques sur lesquels nous n'avons que très peu de connaissances *a priori*, hormis leur non-stationnarité. De plus, comme la distribution et la répartition fréquentielle du bruit ne sont pas connues, nous avons choisi d'extraire les événements avec l'algorithme "optimal". Un exemple de traitement d'un signal sonore physiologique abdominal est présenté dans la figure Fig. 15.

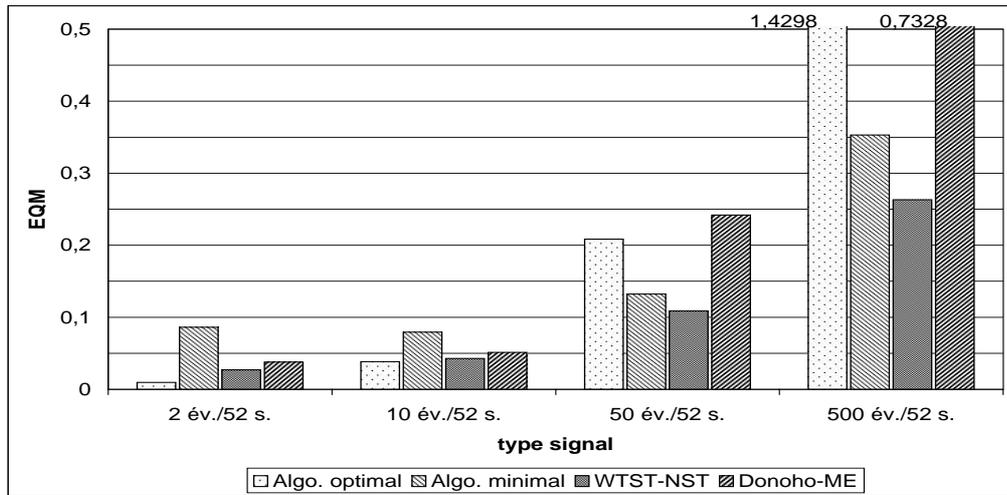


FIG. 8 – Erreur quadratique moyenne en fonction du type de signal. Les valeurs présentées sont des moyennes calculées à partir des résultats obtenus sur tous les signaux simulés et les distributions de bruit décrits précédemment. Il est à noter que les performances de l’algorithme optimal sont meilleures, relativement aux autres algorithmes, pour les signaux à faible nombre d’événements.

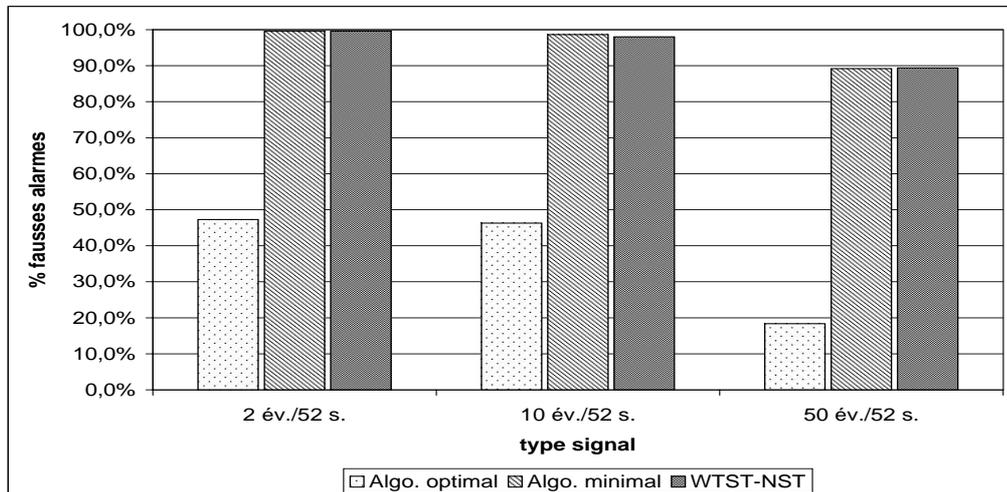
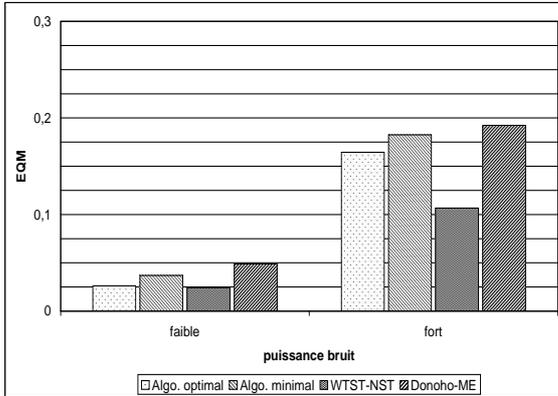
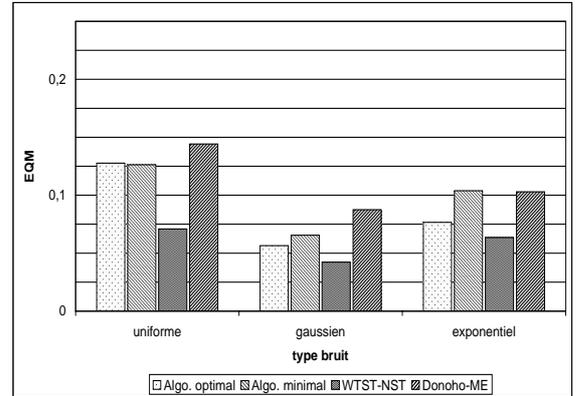


FIG. 9 – Pourcentage de fausses alarmes du nombre total d’événements segmentés. On ne présente pas les résultats de la segmentation pour les signaux à 500 év./min., car les événements sont trop denses et donc souvent concaténés. L’algorithme Donoho-ME ne segmente pas les signaux, donc il n’est pas comparé aux autres suivant ce critère. L’algorithme optimal se révèle également le plus performant.

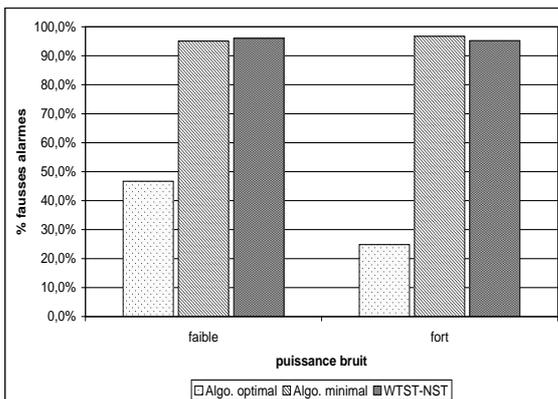


(a) en fonction de la puissance du bruit

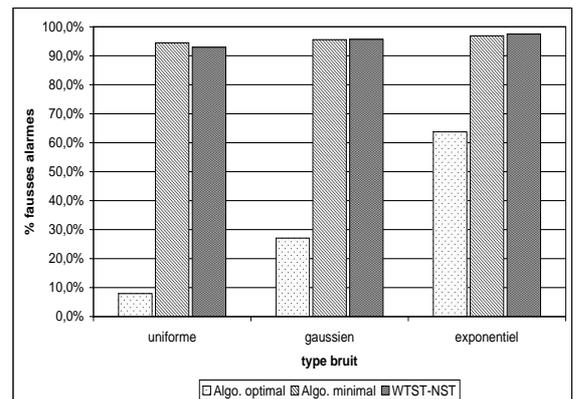


(b) en fonction du type de bruit

FIG. 10 – Erreur quadratique moyenne (EQM) en fonction du bruit. Le bruit est considéré “faible” ou “fort” par rapport à la moyenne de ses écarts types. Les valeurs présentées sont des moyennes calculées à partir des résultats obtenus sur tous les signaux simulés et les distributions de bruit décrits précédemment. On peut remarquer que l’ensemble des algorithmes se comporte mieux si le bruit est faible. Ce résultat est bien sûr attendu. Cependant, l’algorithme WTST-NST se comporte mieux.

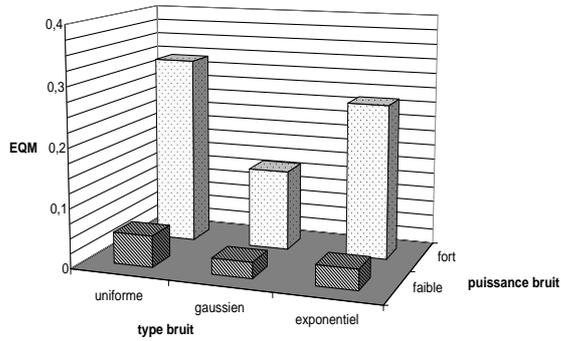


(a) en fonction de la puissance du bruit

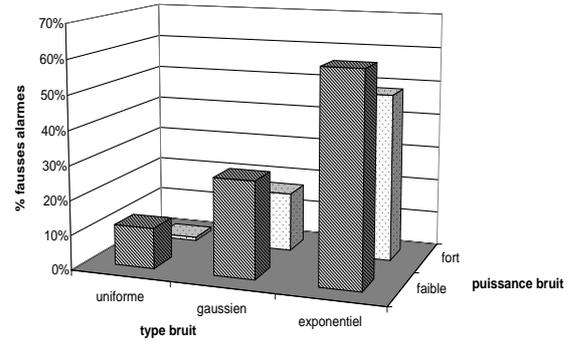


(b) en fonction du type de bruit

FIG. 11 – Pourcentage de fausses alarmes en fonction du bruit. L’algorithme optimal offre le moins de fausses alarmes, quelque soit la puissance et le type de bruit. Les algorithmes minimal et WTST-NST seuillent relativement bas, ce qui peut expliquer le grand nombre de fausses détections.

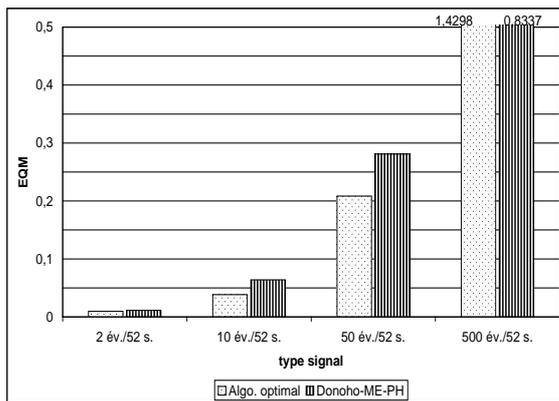


(a) erreur quadratique moyenne

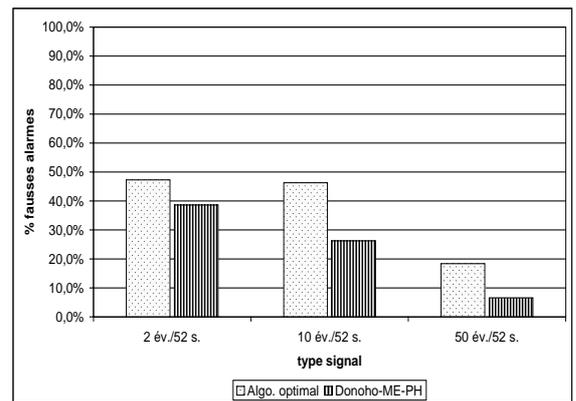


(b) pourcentage de fausses alarmes

FIG. 12 – Performances de l’algorithme optimal en fonction du bruit. Ce graphe nous permet de constater que les deux critères (EQM et nombre de fausses alarmes) sont antagonistes.



(a) erreur quadratique moyenne



(b) pourcentage de fausses alarmes

FIG. 13 – Performances comparatives de l’algorithme “optimal” et de l’algorithme de Donoho, après l’annulation des basses fréquences (Donoho-ME-PH).

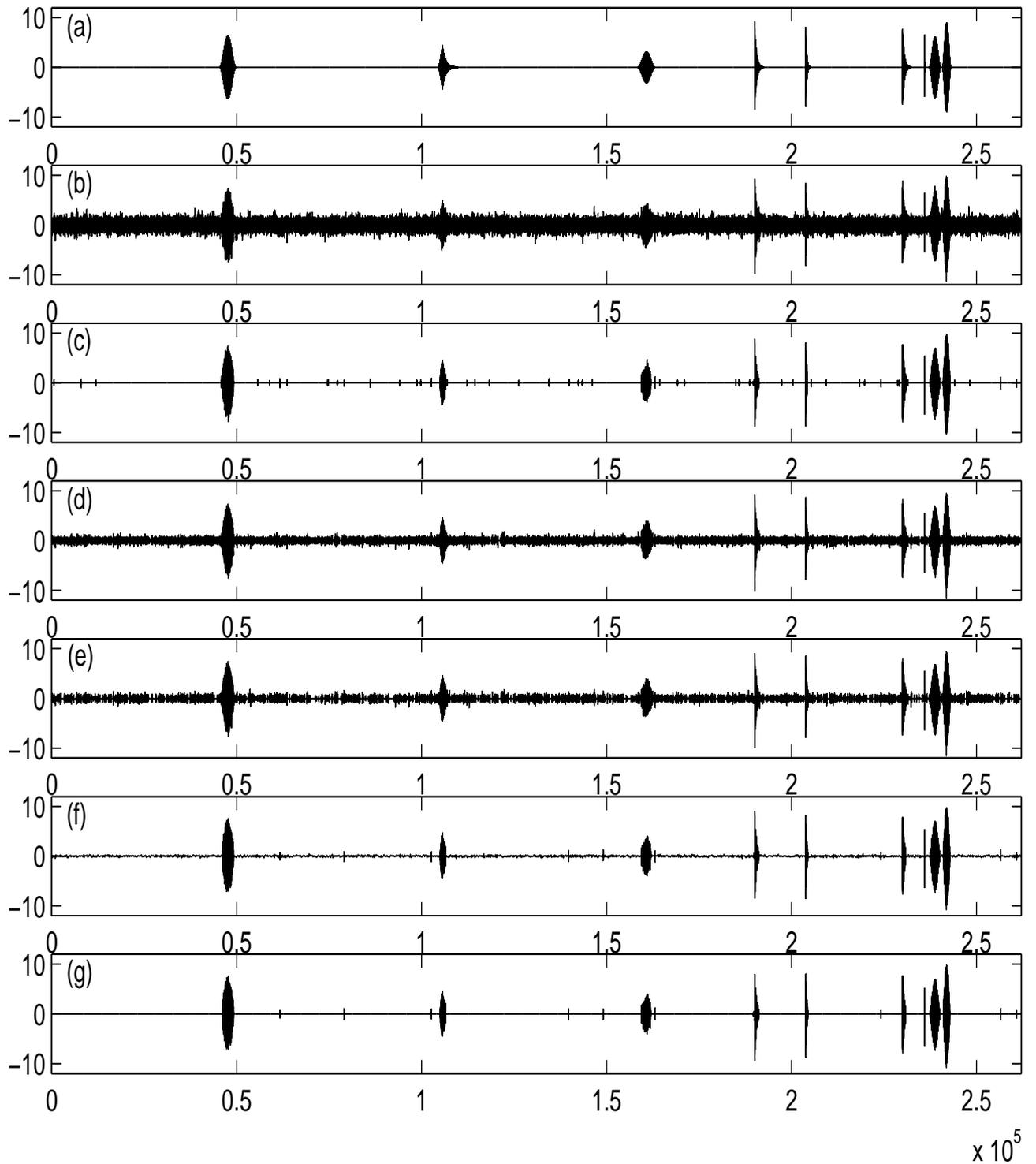


FIG. 14 – Les résultats de 5 différents algorithmes sur un signal simulé avec 10 év./52 s., avec un bruit exponentiel de $\lambda = 1$ (de faible puissance : $\sigma < 2$). (a) signal original ; (b) signal + bruit ; (c) algorithme “optimal” ; (d) algorithme “minimal” ; (e) WTST-NST ; (f) Donoho-ME ; (g) Donoho-ME-PH.

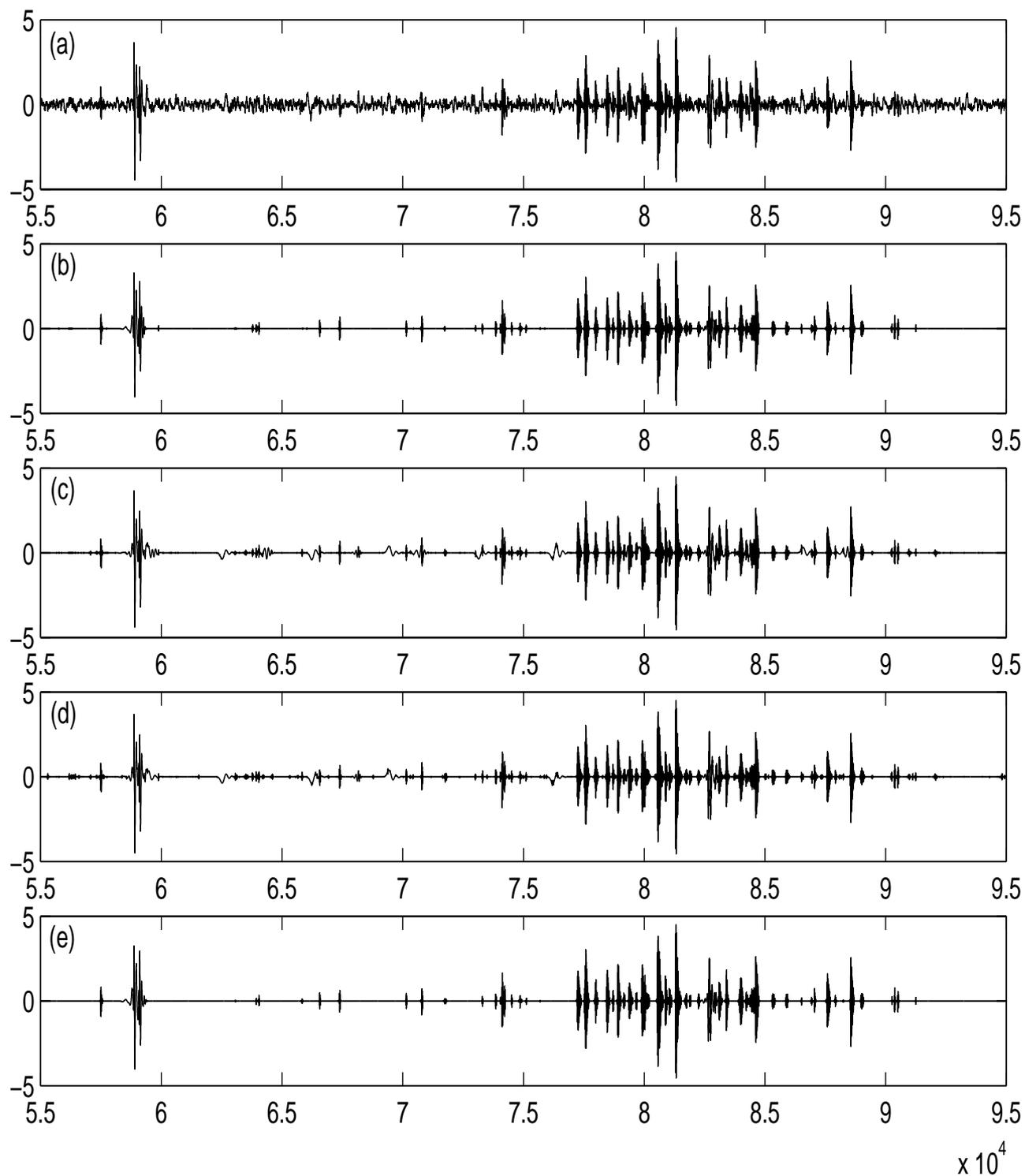


FIG. 15 – Les résultats de 4 différents algorithmes sur un phonoentérogramme réel. (a) signal enregistré; (b) algorithme “optimal”; (c) algorithme “minimal”; (d) WTST-NST; (e) Donoho-ME-PH. Les résultats obtenus avec l’algorithme Donoho-ME ne sont pas présentés, car les connaissances *a priori* sur la nature du signal (fréquence minimale > 20 Hz.) ont permis d’appliquer directement la version Donoho-ME-PH.

Références

- [1] M. Akay. *Time frequency and wavelets in biomedical signal processing*. IEEE Press Series in Biomedical Engineering. IEEE Press, 1998.
- [2] F. Auger, P. Flandrin, P. Gonçalves, and O. Lemoine. *Time-frequency toolbox for use with Matlab. Tutorial*. CNRS (France), Rice University (USA), 1995–1996.
- [3] S.M. Berman. *Sojourns and Extremes of Stochastic Processes*. Wadsworth, Reading, MA, 1989.
- [4] D. Bray, R. Reilly, L. Haskin, and B. McCormack. Assessing motility through abdominal sound monitoring. In *Proc. IEEE EMBS*, pages 2398–2400, 1997.
- [5] W. Cannon. Auscultation of the rythmic sounds produced by the stomach and intestines. *Am. J. Physiol.*, 14 :339–353, 1905.
- [6] R. Coifman and M. Wickerhauser. Adapted waveform de-noising for medical signals and images. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 14(5) :578–586, 1995.
- [7] R. Coifman and M. Wickerhauser. Experiments with adapted wavelet de-noising for medical signals and images. In Metin Akay, editor, *Time-Frequency and Wavelets in Biomedical Engineering*, pages 323–346. IEEE Press, 1998.
- [8] D. Donoho. De-noising via soft thresholding. Technical report, Department of Statistics, Stanford University, 1992. <http://www-stat.stanford.edu/~donoho/Reports/index.html>.
- [9] D. Donoho and I. Johnstone. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage. *Biometrika*, 81 :425–455, 1994.
- [10] D. Du Plessis. Clinical observation on intestinal motility. *S. Afr. Med. J.*, 28 :27–33, 1954.
- [11] J. Farrar and F. Ingelfinger. Gastrointestinal motility as revealed by study of abdominal sounds (with discussion). *Gastroenterology*, 29(5) :789–802, 1955.
- [12] C. Garner and H. Ehrenreich. Non invasive topographic analysis of intestinal activity in man on the basis of acoustic phenomena. *Res. Exp. Med. (Berl.)*, 189(2) :129–140, 1989.
- [13] M. Gaussen. L’auscultation de l’abdomen. *Journal de Médecine de Bordeaux*, 1 :25–31, 1952.
- [14] L. Hadjileontiadis, L. Liatsos, C. Mavrogiannis, T. Rokkas, and S. Panas. Enhancement of bowel sounds by wavelet-based filtering. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 47(7) :876–886, 2000.
- [15] L. Hadjileontiadis and S. Panas. Separation of discontinuous adventitious sounds from vesicular sounds using a wavelet-based filter. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 44(12) :1269–1281, 1997.
- [16] S. Mallat. *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press, 1999.

- [17] G. Milton. Normal bowel sounds. *Med. J. Aust.*, 2 :490–493, 1958.
- [18] D. Schöbber. Generalized Gaussian PDF estimation.
http://www.esp.ele.tue.nl/onderzoek/daniels/genauss/genauss.html.
- [19] J.-L. Starck and A. Bijaoui. Filtering and deconvolution by the wavelet transform. *Signal Processing*, 35 :195–211, 1994.
- [20] J.-L. Starck and F. Murtagh. Image restoration using wavelet transform. *Astronomy and Astrophysics*, (288) :342–348, 1994.
- [21] A. Suzuki, C. Sumi, K. Nakayama, and M. Mori. Real-time adaptive cancelling of ambient noise in lung sound measurement. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 33 :704–708, 1995.
- [22] A. Tesei and C. Regazzoni. HOS-based generalized noise PDF models for signal detection optimization. *Signal Processing*, 65(2) :267–281, 1998.
- [23] T. Tomomasa, A. Morikawa, R. Sandler, H. Mansy, H. Koneko, T. Masahiko, P. Hyman, and Z. Itoh. Gastrointestinal sounds and migrating motor complex in fasted humans. *Am. J. Roentgenol.*, 94(2) :374–381, 1999.
- [24] M. Unser and A. Aldroubi. A review of wavelets in biomedical applications. *Proc. IEEE*, 84(4) :626–638, 1996.
- [25] B. Widrow, J. Glover, J. McCool, J. Kaunitz, C. Williams, R. Hearn, J. Zeidler, E. Dong, and R. Goodlin. Adaptive noise cancelling : principles and applications. *Proc. IEEE*, 63(12) :1692–1716, 1975.

LES AUTEURS

Radu RANTA

Radu Ranta est ingénieur en automatique de l'Université Polytechnique de Bucarest-Roumanie (1994). Il a obtenu son DEA en Automatique et Traitement Numérique du Signal (ATNS) en 2000 et prépare le Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine au sein du Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN, UMR CNRS-INPL 7039).

Valérie LOUIS-DORR

Valérie Louis-Dorr est Docteur de l'Institut National Polytechnique de Lorraine depuis 1993. Maître de conférences à l'ENSEM-INPL en électronique et traitement du signal et chercheur au CRAN au sein du thème ingénierie pour la santé, elle est responsable du projet analyse des signaux physiologiques.

Christian HEINRICH

Ingénieur Supélec (1990) et Docteur en sciences de l'Université de Paris-Sud, Orsay (1997), Christian Heinrich est maître de conférences à l'Ecole Nationale Supérieure de Physique de Strasbourg (Université Louis Pasteur, Strasbourg 1). Il mène ses activités de recherche au Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection (LSIIT, UMR CNRS-ULP 7005).

Didier WOLF

Didier Wolf est professeur d'Automatique à l'ENSEM-INPL et responsable du thème "Ingénierie pour la Santé" du CRAN-UMR 7039. Ses activités de recherche concernent le traitement du signal et de l'image appliqué à la radiothérapie, la médecine nucléaire, au photodiagnostic pré-cancéreux et à l'analyse des signaux physiologiques (sons, EEG).

François GUILLEMIN

François Guillemin est professeur des universités à la Faculté de Médecine de Nancy, chirurgien-cancérologue au Centre de lutte contre le cancer "Alexis Vautrin" (CAV), et Docteur de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, spécialité Génie électrique, depuis 1986. Il est le fondateur de l'unité de recherche de thérapie photodynamique du CAV (1988) qui a été intégrée au CRAN en 1994. Depuis 2001, il est directeur du Centre Alexis Vautrin.

Bibliographie

- [1] H. Akaike. A new look at statistical model identification. *IEEE trans. automat. control.*, AC-19 :716–723, 1974.
- [2] M. Akay. *Time frequency and wavelets in biomedical signal processing*. IEEE Press Series in Biomedical Engineering. IEEE Press, 1998.
- [3] C.W. Anderson, E.A. Stolz, and S. Shamsunder. Multivariate autoregressive models for classification of spontaneous electroencephalogram during mental tasks. *IEEE TBME*, 45(3) :277–286, 1998.
- [4] R.G. Andrzejak, J. Arnhold, T. Kreuz, F. Mormann, C. Rieke, G. Widman, and C.E. Elger. Nonlinear eeg analysis in epilepsy : Its possible use for interictal focus localization, seizure anticipation, and prevention. *J. Clin. Neurophysiol.*, 18(3) :209–222, 2001.
- [5] K. Ansari-Asl, J.J. Bellanger, F. Bartolomei, F. Wendling, and Senhadji L. Time-frequency characterization of interdependencies in nonstationary signals : application to epileptic eeg. *IEEE TBME*, 52(7) :1218–1226, 2005.
- [6] K. Ansari-Asl, J.J. Senhadji, L. and Bellanger, and F. Wendling. Quantitative evaluation of linear and nonlinear methods characterizing interdependencies between brain signals. *Phys. Rev.*, 74(031916), 2006.
- [7] K. Ansari-asl, L. Senhadji, F. Wendling, and J.J. Bellanger. Quantitative comparison of signal analysis methods for characterization of brain fonctionnal connectivity. In *The 3rd European Medical and Biological Engineering Conference. EMBEC'05*, November 2005.
- [8] J. Arnhold, P. Grassberger, K. Lenherz, and C.E. Elger. A robust method for detecting interdependences : application to intracranially recorded eeg. *Physica D*, 134 :419–430, 1999.
- [9] L. Astolfi, F. Cincotti, D. Mattia, F. De Vico Fallani, A. Tocci, A. Colosimo, S. Salinari, M.G. Marciani, W. Hesse, and H. Witte. Tracking the time-varying cortical connectivity patterns by adaptative ùltivariate estimators. *IEEE trans. BioMed. Eng.*, 55(3) :902–913, 2008.
- [10] F. Auger, P. Flandrin, P. Gonçalvès, and O. Lemoine. *Time-frequency toolbox for use with Matlab. Tutorial*. CNRS (France), Rice University (USA), 1995–1996.
- [11] L. Baccala and K. Sameshima. Overcoming the limitations of correlation analysis for many simultaneously processed neural structures. *Progress in Brain Research*, 130 :459–470, 2001.
- [12] F. Bartolomei, F. Wendling, J.J. Bellanger, J. Régis, and P. Chauvel. Neural networks involving the medial temporal structures in temporal lobe epilepsy. *Clin. Neurophysiol.*, 112 :1746–1760, 2001.

- [13] F. Bartolomei, F. Wendling, J. Régis, Gavaret M., M. Guye, and Chauvel P. Pre-ictal synchronicity in limbic networks of mesial temporal lobe epilepsy. *Epilepsy Research*, 61 :89–104, 2004.
- [14] F. Bartolomei, F. Wendling, J.P. Vignal, S. Kochen, J.J. Bellanger, J.M. Badier, J. Le Bouquin-Jeannes, and P. Chauvel. Seizures of temporal lobe epilepsy : identification of subtypes by coherence analysis using stereo-electro-encephalography. *Clin. Neurophysiol.*, 110 :1741–1754, 1999.
- [15] R.E. Bellman. On the theory of dynamic programming. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 38 :716–719, 1952.
- [16] A.M. Benoit, K. Naoun, V. Louis Dorr, L. Mala, and A. Raspiller. Linear dichroïsm of the retinal nerve fiber layer expressed with mueller matrices. *Applied optics*, 40 :565–569, 2001.
- [17] P. Berkhin. Survey of clustering data mining techniques. Technical report, Accrue Software, San Jose, CA, 2002. <http://citeseer.nj.nec.com/berkhin02survey.html>.
- [18] S.M. Berman. *Sojourns and Extremes of Stochastic Processes*. Wadsworth, Reading, MA, 1989.
- [19] J-P. Berrod, K. Naoun, P. Allé, V. Louis-Dorr, and A-M. Benoit. Assessment of retinal nerve fiber layer thickness use of the optical coherence tomography and the retinal dichroism measurement : preliminaries study. In *ARVO Association for Research in vision and ophthalmology*, Florida USA, May 2003.
- [20] G. Bisson. *La similarité : une notion symbolique/numérique. Apprentissage symbolique-numérique (tome 2)*. Editions CEPADUES, 2000.
- [21] O. Blanke, G. Lantz, M. Seeck, L. Spinelli, R. Grave de Peralta, G. Thut, T. Landis, and C.M. Michel. Temporal and spatial determination of eeg-seizure onset in the frequency domain. *Clin. Neurophysiol.*, 111 :763–772, 2000.
- [22] G. Bodenstern and H.M. Praetorius. Feature extraction from the electroencephalogram by adaptive segmentation. *Proc. of the IEEE*, 65 :642–652, 1977.
- [23] S. Bouillot. Classification des bruits parasites dans l’habitable d’un véhicule. Technical report, 01dB Acoustics & Vibration – Metravib Technologies, Limonest, 2003. Rapport de stage confidentiel.
- [24] D. Bray, R. Reilly, L. Haskin, and B. McCormack. Assessing motility through abdominal sound monitoring. In *Proceedings of IEEE-EMBS Conference*, pages 2398–2400. Chicago, USA, octobre 1997.
- [25] W. Cannon. Auscultation of the rythmic sounds produced by the stomach and intestines. *Am. J. Physiology*, 14 :339–353, 1905.
- [26] M. Caparos, V. Louis-Dorr, F. Wendling, J.P. Vignal, and D. Wolf. Analyse de relations dans les signaux eeg de surface pour la classification des crises d’épilepsie du lobe temporal. In *Journées Sciences, Technologies et Imagerie en Médecine (JSTIM)*, mars 2005.
- [27] M. Caparos, V. Louis-Dorr, F. Wendling, J.P. Vignal, and D. Wolf. Automatic laterlization of tle based on non-linear correlation on scalp eeg : Study on 43 patients. France, November 2005. The European Medical and Biological Engineering Conference. EMBEC’05 IEEE.

- [28] M. Caparos, V. Louis-Dorr, F. Wendling, J.P. Vignal, and D. Wolf. Automatic lateralization of temporal lobe epilepsy based on scalp eeg. *Neurophysiol. Clin.*, 117 :2414–2423, 2006.
- [29] M. Caparos, V. Louis-Dorr, F. Wendling, J.P. Vignal, and D. Wolf. Extraction of reproducible epileptic patterns on scalp eeg. France, September 2006. 6th IFAC Symposium on Modelling and Control in Biomedical Systems (Including Biological Systems).
- [30] Matthieu Caparos. *Analyse automatique des crises d'épilepsie du lobe temporal à partir des EEG de surface*. PhD thesis, INPL, 2006.
- [31] G. Celeux. Analyse discriminante. In G. Govaert, editor, *L'analyse des données*, pages 201–234. Hermès, 2003.
- [32] M. Chavez, J. Martinerie, and M. Le Van Quyen. Statistical assessment of nonlinear causality : application to epilepticeeg signals. *Journal of Neuroscience Methods*, 124 :113–128, 2003.
- [33] R. Coifman and M. Wickerhauser. Adapted waveform de-noising for medical signals and images. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 14(5) :578–586, 1995.
- [34] R. Coifman and M. Wickerhauser. Experiments with adapted wavelet de-noising for medical signals and images. In M. Akay, editor, *Time-Frequency and Wavelets in Biomedical Engineering*, pages 323–346. IEEE Press, 1998.
- [35] B. Craine, M. Silpa, and C. O'Toole. Computerized auscultation applied to irritable bowel syndrome. *Digestive Diseases and Sciences*, 44(9) :1887–1892, 1999.
- [36] B. Craine, M. Silpa, and C. O'Toole. Comparison of computerized auscultation patterns in irritable bowel and Crohn's disease. In *Gastroenterology*, volume 118, page 835, 2000.
- [37] B. Craine, M. Silpa, and C. O'Toole. Enterotachogram analysis to distinguish irritable bowel syndrome from Crohn's disease. *Digestive Diseases and Sciences*, 46(9) :1974–1979, 2001.
- [38] B. Craine, M. Silpa, and C. O'Toole. Two-dimensional positional mapping of gastrointestinal sounds in control and functional bowel syndrome patients. *Digestive Diseases and Sciences*, 47(6) :1290–1296, 2002.
- [39] D. Dalle, G. Devroede, R. Thibault, and J. Perrault. Computer analysis of bowel sounds. *Comput. Biol. Med.*, 4 :247–256, 1975.
- [40] D. Donoho. De-noising via soft thresholding. Technical report, Department of Statistics, Stanford University, 1992. <http://www.stat.stanford.edu/~donoho/Reports/index.html>.
- [41] D. Donoho and I. Johnstone. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage. *Biometrika*, 81 :425–455, 1994.
- [42] A.W. Dreher, K. Reiter, and R.N. Weinreb. Spatially resolved birefringence of the retinal nerve fiber layer assessed with a retinal laser ellipsometer. *Applied optics*, 31 :3730–3735, 1992.
- [43] R.O. Duda, P.E. Hart, and D.G. Stork. *Pattern classification*. John Wiley & sons, inc., deuxième édition, 2001.

- [44] J. Durbin. The fitting of time series models. *Rev. Inst. Int. Stat.*, 28 :233–243, 1960.
- [45] P.J. Durka, J. Zygierewicz, H. Klekowicz, J. Ginter, and K.J. Blinowska. On the statistical significance of event-related eeg desynchronization and synchronization in the time-frequency plane. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 51 :1167–1175, 2004.
- [46] J.S. Ebersole and S.V. Pacia. Localization of temporal lobe foci by ictal eeg patterns. *Epilepsia*, 37 :386–399, 1996.
- [47] J. Farrar and F. Ingelfinger. Gastrointestinal motility as revealed by study of abdominal sounds (with discussion). *Gastroenterology*, 29(5) :789–802, 1955.
- [48] D. Fasulo. An analysis of recent work on clustering algorithms, 1999. <http://citeseer.nj.nec.com/fasulo99analysisi.html>.
- [49] C. Fraley and A.E. Raftery. How many clusters? Which clustering method? Answers via model-based cluster analysis. *The Computer Journal*, 41(8) :578–588, 1998. <http://citeseer.nj.nec.com/fraley98how.html>.
- [50] P.J. Franaszczuk and G.K. Bergey. Application of the directed transfer function method to mesial and lateral onset temporal lobe seizures. *Brain Topography*, 11(1) :13–21, 1998.
- [51] P.J. Franaszczuk and G.K. Bergey. An autoregressive method for the measurement of synchronization of interictal and ictal eeg signals. *Biol. Cybern.*, 81(1) :3–9, 1999.
- [52] P.J. Franaszczuk, K.J. Blinowska, and Kowalczyk. The application of parametric multichannel spectral estimates in the study of electrical brain activity. *Biol. Cybern.*, 51 :239–247, 1985.
- [53] R.A. Freitas Jr. *Nanomedicine*. 2003. <http://www.nanomedicine.com/>.
- [54] C. Garner and H. Ehrenreich. Non invasive topographic analysis of intestinal activity in man on the basis of acoustic phenomena. *Res. Exp. Med. (Berl.)*, 189(2) :129–140, 1989.
- [55] P. Gimondo and P. Mirk. A new method for evaluating small intestinal motility using duplex Doppler sonography. *Am. J. Roentgenology*, 168(1) :187–192, 1997.
- [56] D. Gounot. Ultrasons et échographie i : physique des ultrasons (cours). Institut de Physique Biologique, Strasbourg, 2001. <http://www-ipb.u-strasbg.fr/ipb/edu/pcem2/echo1/index.htm>.
- [57] C.W.J. Granger. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica*, 37 :424–438, 1969.
- [58] G. Gräfe. Eignet sich die Phonoenterographie zur Erfassung der postoperativen Darmmotilität? *Zentralbl. Chir.*, 109 :245–253, 1984.
- [59] I. Guler, M.K. Kiymik, M. Akin, and A. Alkan. Ar spectral analysis of eeg signals by using maximum likelihood estimation. *Computers in Biology and Medicine*, 31 :441–450, 2001.
- [60] T. Guyon, V. Louis, F. Crenner, and Y. Granjon. Microprocessor controlled implantable transmitter for recording ph along the alimentary tract of ruminant. In *World Congress on Medical Physics and Biomedical Eng.*, 1994.

- [61] T. Guyon, V. Louis, F. Crenner, and E. Yvroud. Microprocessor controlled implantable transmitter for recording ph along the alimentary tract of ruminant. In *30Th International symposium on Biotelemetry*, 1995.
- [62] L. Hadjileontiadis, L. Liatsos, C. Mavrogiannis, T. Rokkas, and S. Panas. Enhancement of bowel sounds by wavelet-based filtering. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 47(7) :876–886, 2000.
- [63] L. Hadjileontiadis and S. Panas. Autoregressive modelling of lung sounds using higher-order statistics : estimation of source and transmission. In *Proceedings of the IEEE Signal Processing Workshop on High-Order Statistics*, pages 4–8, 1997.
- [64] L. Hadjileontiadis and S. Panas. Separation of discontinuous adventitious sounds from vesicular sounds using a wavelet-based filter. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 44(12) :1269–1281, 1997.
- [65] W. Haidinger. Uber dax direkte erkennen des polarisirten lichts und der lage der polarisationsebene. *Ann. Phys. und Chem.*, 63 :29–39, 1844.
- [66] R.P. Hemenger. Dichroism of the macular pigment and haidinger’s brushes. *J. Opt. Soc. Am.*, 72 :734–737, 1982.
- [67] B.F. Hocheimer. Polarization light retinal phtography of the monkey. *Vision Res.*, 18 :19–23, 1978.
- [68] S. Holt, W. McDicken, T. Anderson, I. Stewart, and R. Heading. Dynamic imaging of the stomach by real-time ultrasound – a method for the study of gastric motility. *Gut*, 21(7) :597–601, 1980.
- [69] L.D. Iasemidis, J.C. Sackellares, and R.S. Savit. *Table of integrals, series and products*. Academic Press, Inc., 1980.
- [70] F. Jaffry, V. Louis, Y. Granjon, F. Guillemin, and E. Yvroud. Measurement of the light dosimetry parameters in pdt : definition of a dedicated instrumentation. In *10th IAR Annual Meeting*, 1996.
- [71] F. Jaffry, V. Louis, Y. Granjon, F. Guillemin, and E. Yvroud. Measurement of the light dosimetry parameters in pdt : definition of a dedicated instrumentation. In *BiOS’97 SPIE*, 1997.
- [72] F. Jaffry, V. Louis, Y. Granjon, F. Guillemin, and E. Yvroud. Measurement of the optical properties of the laser-illuminated tissues in order to evaluate other parameters for the photodynamic therapy. In *World congress on medical physics and biomedical engineering*, 1997.
- [73] A.K. Jain, M.N. Murty, and P.J. Flynn. Data clustering : a review. *ACM Computing Surveys*, 31(3) :264–323, 1999. <http://citeseer.nj.nec.com/jain99data.html>.
- [74] J. Jin, J.L. Starck, D.L. Donoho, N. Aghanim, and O. Forni. Cosmological non-gaussian signature detection : comparing performance of different statistical tests. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 15 :2470–2485, 2005.

- [75] M.J. Kaminski and K.J. Blinowska. A new method of the description of the information flow in the brain structures. *Biol. Cybern.*, 65(3) :203–210, 1991.
- [76] S.M. Kay. *Modern Spectral Estimation : Theory and Applications*. Prentice Hall, 1988.
- [77] K. Khemis, V. Louis, E. Yvroud, and F. Guillemin. Early diagnosis of cancers using fluorescence imaging of tissues. In *SPIE-Photonics*, number 2927, 1996.
- [78] K. Khemis, V. Louis, E. Yvroud, and F. Guillemin. Fluorescence imaging of tissues : application in oncology. In *10th IAR Annual Meeting*, 1996.
- [79] R.W. Knighton, S.G. Jacobson, and C.M. Kemp. The spectral reflectance of the nerve fiber layer of the macaque retina. *Invest. Ophthalmol. Vision Sciences*, 30(11) :2392–2402, 1989.
- [80] E. Kolatch. Clustering algorithms for spatial databases : A survey. <http://citeseer.nj.nec.com/436843.html>.
- [81] R. Kus, M. Kaminski, and K.J. Blinowska. Determination of eeg activity propagation : Pair-wise versus multichannel estimate. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 51(9) :1501–1510, 2004.
- [82] M. Le Van Quyen, J. Soss, V. Navarro, R. Robertson, M. Chavez, M. Baulac, and J. Martinerie. Preictal state identification by synchronization changes in long-term intracranial eeg recordings. *Clin. Neurophysiol.*, 116 :559–568, 2005.
- [83] K. Lehnertz and C.E. Elger. Spatio-temporal dynamics of the primary epileptogenic area in temporal lobe epilepsy characterized by neuronal complexity loss. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 95 :108–117, 2000.
- [84] V.I. Levenshtein. Binary codes capable of correcting deletions, insertions and reversals. *Sov. Phys. Dokl.*, pages 707–710, 1966.
- [85] F.H Lopes Da Silva. Neural mechanisms underlying brain waves : from neural membranes to networks. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 79 :81–93, 1991.
- [86] F.H. Lopes da Silva, J.P. Pijn, and P. Boeijinga. Interdependence of eeg signals : linear vs. nonlinear associations and the significance of time delays and phase shifts. *Brain Topogr.*, (2) :9–18, 1989.
- [87] V. Louis, Y. Granjon, and J-M. André. Analyse de l’atténuation lumineuse dans les fibres optiques courbées : application à la goniométrie. In *OPTO93*, 1993.
- [88] V. Louis, J-M. Le Huy, P. and André, M. Abignoli, and Y. Granjon. Optical fiber based sensor for angular measurement in rehabilitation. In *IEEE / SMC’93 Conference - Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1993.
- [89] V. Louis-Dorr, A-M. Benoit, and P. Allé. Optical sensor for glaucoma detection in ophthalmology. In *EMBC-IEEE (Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago USA, July 2000*.
- [90] V. Louis Dorr, A.M. Benoit, and P. Allé. Optical sensor for glaucoma detection in ophthalmology. In *Proceedings of IEEE-EMBS Conference*, 2000.

- [91] V. Louis-Dorr, M. Caparos, F. Wendling, J.P. Vignal, and D. Wolf. Extraction of reproducible seizure patterns based on eeg scalp correlations. *Biomed. Signal Proc. and Control*, 2(3) :154–162, 2007.
- [92] V. Louis Dorr, K. Naoun, P. Allé, and A. Benoit, A.M.and Raspiller. A study about linear dichroism of the cornea. *Applied Optics*, 43(7) :1515–1521, 2004.
- [93] L. Mala. *Intérêt de la polarimétrie dans les moyens d'étude objectifs de la couche de fibres optiques rétinienne pour le diagnostic précoce de la neuropathie glaucomateuse*. Thèse de médecine, Université Henri Poincaré, 1997.
- [94] S. Mallat. *A wavelet tour of signal processing*. Academic Press, Inc., 1999.
- [95] H. Mansy and R. Sandler. Detection and analysis of gastrointestinal sounds in normal and small bowel obstructed rats. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 38(1) :42–48, 2000.
- [96] S. Marple. *Digital Spectral Analysis with Applications*. Prentice Hall Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1987.
- [97] B. Maton, F. Gilliam, S. Sawrie, E. Faught, J. Hugg, and R. Kuzniecky. Correlation of sclap eeg and h-mrs metabolic abnormalities in temporal lobe epilepsy. *Epilepsia*, 42 :417–422, 2001.
- [98] F. Mormann, T. Kreuz, R. G. Andrzejak, P. David, K. Lehnertz, and C. E. Elger. Epileptic seizures are preceded by a decrease in synchronization. *Epilepsy Research*, 53(3) :173–185, 2003.
- [99] G. Mourot. *Contribution au diagnostic des systèmes industriels par reconnaissance des formes*. Thèse de Doctorat de l'INPL, Spécialité Automatique, L'Institut National Polytechnique de Lorraine, 1993.
- [100] K. Naoun. *Etude du dichroïsme linéaire de la couche des fibres optiques de la rétine, mise au point d'un analyseur du dichroïsme rétinien appliqué à la recherche sur le glaucome*. Thèse de biologie moléculaire, Université Henri Poincaré, 2004.
- [101] K. Noaoun, V. Louis Dorr, P. Allé, and A.M. Benoit. Exploration of the retinal nerve fiber layer thickness by measurement of the linear dichroism. *Applied Optics*, 44(33) :7074–7074, 2005.
- [102] E. Padilla, J.J.and Bossu, I. Fries, V. Louis, E. Yvroud, and F. Guillemin. Detection of the chemically induced precancerous skin tissues by uv-lifs. In *SPIE , Biomedical Optics*, volume 3917, 1999.
- [103] E. Padilla, J.J.and Bossu, I. Fries, V. Louis, E. Yvroud, and F. Guillemin. Uv light induced fluorescence spectroscopy in skin during tumor genesis protocol. In *6th Florescence Spectroscopy*, 1999.
- [104] J. Pardey, S. Roberts, and L. Tarassenko. A review of parametric modelling techniques for eeg analysis. *Med. Eng. Phys.*, 18 :2–11, 1996.
- [105] E. Pereda, R. Quian Quiroga, and J. Bhattacharya. Nonlinear multivariate analysis of neurophysiological signals. *Progress in Neurobiology*, (77) :1–37, 2005.

- [106] J.P. Politzer, G. Devroede, C. Vasseur, J. Gerard, and R. Thibault. The genesis of bowel sounds : influence of viscus and gastrointestinal content. *Gastroenterology*, 71(2) :282–285, 1976.
- [107] R. R. Ranta, V. Louis Dorr, Ch. Heinrich, and F. Wolf, D. andGuillemin. Towards an acoustic map of abdominal activity. Mexique, September 2003. Proceedings of IEEE-EMBS Conference.
- [108] R. R. Ranta, V. Louis Dorr, Ch. Heinrich, and F. Wolf, D. andGuillemin. Principal component analysis and interpretation of bowel sounds. USA, September 2004. Proceedings of IEEE-EMBS Conference.
- [109] R. Ranta, C. Heinrich, V. Louis-Dorr, and D. Wolf. Interpretation and improvement of an iterative wavelet-based denoising method. *IEEE Signal Processing Letters*, 10(8) :239–241, 2003.
- [110] R. Ranta, C. Heinrich, V. Louis-Dorr, D. Wolf, and F. Guillemin. Wavelet-based bowel sounds denoising, segmentation and characterization. In *Proceedings of IEEE-EMBS Conference*, Istamboul, Turquie, octobre 2001.
- [111] R. Ranta, V. Louis-Dorr, C. Heinrich, and D. Wolf. Iterative wavelet based denoising methods and robust outlier detection. *IEEE Signal Processing Letters*, 12(8) :557–560, 2005.
- [112] R. Ranta, V. Louis-Dorr, C. Heinrich, D. Wolf, and F. Guillemin. Automatic segmentation and classification of bowel sounds. In *IFMBE Proceedings*, volume 3, pages 454–455, Vienne, Autriche, décembre 2002. 2nd European Medical and Biological Engineering Conference EMBEC’02.
- [113] R. Ranta, V. Louis-Dorr, C. Heinrich, D. Wolf, and F. Guillemin. Débruitage par ondelettes et segmentation de signaux non-stationnaires : réinterprétation d’un algorithme itératif et application à la phonoentérographie. *Traitement du Signal*, 20(2) :119–135, 2003.
- [114] R. Ranta, V. Louis Dorr, Ch. Heinrich, and F. Wolf, D. andGuillemin. A complete toolbox for abdominal sounds signal processing and analysis. Czech Republic, November 2005. 2nd European Medical and Biological Engineering Conference EMBEC’02 IEEE.
- [115] Radu Ranta. *Traitement et analyse de signaux sonores physiologiques. Application à la phonoentérographie*. PhD thesis, INPL, 2003.
- [116] M.E. Saab and J. Gotman. A system to detect the onset of epileptic seizures in scalp eeg. *Clin. Neurophysiol.*, 116(2) :427–442, 1997.
- [117] Y. Saito and H. Harashima. Tacking of information within multichannel record : Causal analysis in eeg. In N. Yamaguchi and K. Fukisawa, editors, *Recent Advances in EEG and EMG Data Processing*, pages 133–146. Amsterdam, The Netherlands : Elsevier, 1981.
- [118] K. Sameshima and L.A. Baccala. Using partial directed coherence to describe neuronal ensemble interactions. *Journal of Neuroscience*, 94 :93–103, 1999.
- [119] G. Saporta. *Probabilités, analyse des données et statistique*. Technip, 1990.
- [120] Needlman S.B. and C.D. Wunsch. A general method applicable to the search for similarities in the amino acid sequence of two proteins. *J. Mol. Biol.*, 48 :443–453, 1970.

- [121] L. Senhadji and Wendling F. Epileptic transient detection : wavelets and time-frequency approaches. *Neurophysiol. Clin.*, 32 :175–192, 2002.
- [122] D.W. Skagen. Estimation of running frequency spectra using a kalman filter algorithm. *J. Biomed. Eng.*, 10(3) :275–279, 1988.
- [123] J.O. Smith. *Digital Waveguide Modeling of Musical Instruments*. Center for Computer Research in Music and Acoustics (CCRMA), Stanford University, 2003. <http://www-ccrma.stanford.edu/~jos/waveguide/>.
- [124] T. Smith and M. Waterman. Identification of common molecular subsequences.
- [125] A. Stanworth and E.J. Naylor. Haidinger’s brushes and the retinal receptors. with a note on the stiles crawford effect. *Br. J. Ophthalmol*, 34 :282–291, 1950.
- [126] J.-L. Starck and A. Bijaoui. Filtering and deconvolution by the wavelet transform. *Signal Processing*, 35 :195–211, 1994.
- [127] J.-L. Starck and F. Murtagh. Image restoration using wavelet transform. *Astronomy and Astrophysics*, 288 :342–348, 1994.
- [128] N. Stevenson, L. Rankine, and B. Mesbath, M.and Boshash. Newborn eeg seizure using time-frequency signals synthesis. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, pages 421–425, 2003.
- [129] A. Subasi, M.K. Kiyimik, A. Alkan, and E. Koklukaya. Neural network classification of eeg signals by using ar with mle preprocessing for epileptic seizure detection. *Mathematical and Computational Applications*, 10(1) :57–70, 2005.
- [130] M. Sugrue and M. Redfern. Computerized phonoenterography : the clinical evaluation of a new system. *J. Clin. Gastroenterol.*, 18(2) :139–144, 1994.
- [131] A. Suzuki, C. Sumi, K. Nakayama, and M. Mori. Real-time adaptive cancelling of ambient noise in lung sound measurement. *Med. Biol. Eng. Comput.*, 33 :704–708, 1995.
- [132] M. Takigawa, G. Wang, H. Kawasaki, and H. Fukuzako. Eeg analysis of epilepsy by directed coherence method. a data processing approach. *Int. J. Psychophysiol.*, 21 :65–73, 1996.
- [133] A. Tesei and C. Regazzoni. HOS-based generalized noise PDF models for signal detection optimization. *Signal Processing*, 65(2) :267–281, 1998.
- [134] T. Tomomasa. Analysis of gastrointestinal sounds... *Pediatrics*, 104 :H1–H4, 1999.
- [135] T. Tomomasa, A. Morikawa, R. Sandler, H. Mansy, H. Koneko, T. Masahiko, P. Hyman, and Z. Itoh. Gastrointestinal sounds and migrating motor complex in fasted humans. *Am. J. Roentgenology*, 94(2) :374–381, 1999.
- [136] M. Unser and A. Aldroubi. A review of wavelets in biomedical applications. *Proc. IEEE*, 84(4) :626–638, 1996.
- [137] G.J. Van Blockland and S.C. Verhelst. Corneal polarization in the living human eye explained with a biaxial model. *J. Opt. Soc. Am*, 4 :82–87, 1987.
- [138] H. Velez Perez, V. Louis-Dorr, R. Ranta, and M. Dufaut. Connectivity estimation of three parametric methods on simulated electroencephalogram signals. Canada, August 2008. Proceedings of IEEE-EMBS Conference.

- [139] R.A. Wagner and M.J. Fisher. The string to string correction problem. *J. Assoc. Comput. Mach.*, 21 :168–173, 1974.
- [140] W. Watson and E. Knox. Phonoenterography : the recording and analysis of bowel sounds. *Gut*, 8(1) :88–94, 1967.
- [141] F. Wendling. *Mise en correspondance d'observations EEG de profondeur pour la reconnaissance de signatures spatio-temporelles dans les crises d'épilepsie*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 1996.
- [142] F. Wendling, F. Bartolomei, JJ. Bellanger, and P. Chauvel. Identification de réseaux épileptogènes par modélisation et analyse non linéaire des signaux seeg. *Neurophysiol. Clin.*, 31 :139–151, 2001.
- [143] F. Wendling, F. Bartolomei, JJ. Bellanger, and P. Chauvel. Interpretation of interdependencies in epileptic signals using a macroscopic physiological model of the eeg. *Clin. Neurophysiol.*, 112 :1201–1218, 2001.
- [144] B. Widrow, J. Glover, J. McCool, J. Kaunitz, C. Williams, R. Hearn, J. Zeidler, E. Dong, and R. Goodlin. Adaptive noise cancelling : principles and applications. *Proc. IEEE*, 63(12) :1692–1716, 1975.
- [145] O. Wiener. Die theorie des mischkorpers fur das feld der stationaren stromung. *Br. J. Ophthalmol.*, 1912.
- [146] J. Wright, R. Kydd, and A. Sergejew. Autoregression models of eeg. results compared with expectations for a multilinear near-equilibrium biophysical process. *Biol. Cybern.*, 62 :201–210, 1990.
- [147] L. Wu and J. Gotman. Segmentation and classification of eeg during epileptic seizures. *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.*, 106(4) :344–356, 1998.
- [148] H. Yoshino, Y. Abe, T. Yoshino, and K. Ohsato. Clinical application of spectral analysis of bowel sounds in intestinal obstruction. *Dis. Col. Rectum*, 33(9) :753–757, 1990.
- [149] M. Yuki, K. Adachi, H. Fujishiro, Y. Uchida, Y. Miyaoka, N. Yoshino, T. Yuki, M. Ono, and Y. Kinoshita. Is a computerized bowel sound auscultation useful for the detection of increased bowel motility? *Am. J. Gastroenterology*, 97(7) :1846–1848, 2002.
- [150] M. Zavaglia and F. and Ursino-M. Astolfi, L. and Babiloni. The effect of connectivity on eeg rhythms, power spectral density and coherence among coupled neural populations : Analysis with a neural mass model. *IEEE TBME*, 55(1) :69–77, 2008.