

MANUSCRIT

*présenté
pour obtenir*

L'HABILITATION À DIRIGER LES RECHERCHES DE L'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE TOULOUSE

Spécialité : Traitement du signal

par

Corinne MAILHES

AUTOUR DE L'ANALYSE SPECTRALE...

soutenue le 16 juillet 2003 devant le jury composé de :

M. Petar DJURIC	Professeur Univ. Stony Brook, USA	Rapporteur
M. Christian DONCARLI	Professeur IRCCyN Nantes	Rapporteur
M. Patrick FLANDRIN	Directeur de Recherche Lab. de Physique, ENS Lyon	Rapporteur
M. Miguel LAGUNAS	Professeur Univ. Politècnica de Catalunya, Barcelona, Spain	Rapporteur
M. Bernard LACAZE	Professeur I.N.S.A. Toulouse	
M. Francis CASTANIÉ	Professeur I.N.P. Toulouse	Correspondant INPT

Avant-propos

Ce manuscrit présente les différentes activités pour lesquelles je demande une habilitation à diriger les recherches.

Comment doit se présenter un manuscrit pour demander une habilitation à diriger des recherches ? Un petit tour d’horizon des récents habilités que j’ai pu cotoyer montre qu’il n’y a pas de canevas fixé et que chacun le construit comme il le juge intéressant. C’est pourquoi j’ai choisi de faire de ce manuscrit le reflet de mon profil professionnel : celui d’un enseignant-chercheur. Toutes les facettes d’un enseignant-chercheur seront présentes : l’enseignement avec ses liens évidents avec les activités de recherche, la recherche avec ses retombées dans l’enseignement et toutes les activités à caractère collectif et administratif, liées à l’enseignement et à la recherche. A travers tous ces aspects, j’espère faire entrevoir ma capacité à m’engager dans de nouvelles voies, à travailler avec d’autres personnes et à valoriser les résultats obtenus.

C’est pourquoi ce manuscrit comprend deux parties.

Une première partie qualifiée de “*Curriculum Vitae détaillé*” permet au lecteur d’avoir une vision de toutes mes activités, tant du point de vue enseignement, que du point de vue engagement collectif, avec, bien sûr une présentation générale de mes activités de recherche.

Ces activités de recherche sont détaillées d’une façon beaucoup plus précise dans la deuxième partie, intitulée “*Autour de l’Analyse Spectrale*”. En effet, l’Analyse Spectrale est le fil conducteur et le thème sous-jacent de mes activités de recherche qu’elles soient liées à la modélisation paramétrique, à la compression ou à l’échantillonnage.

Je souhaite ainsi donner une image complète de mon profil professionnel et démontrer mon investissement constant dans ces trois domaines d’activité que se doit d’honorer un enseignant-chercheur : l’enseignement, la recherche et les activités à caractère collectif.

Table des matières

Avant-propos	iii
I Un Curriculum Vitae détaillé	1
1 Curriculum Vitae	3
1.1 Etat Civil	3
1.2 Formation	3
1.3 Fonctions dans l'Enseignement Supérieur	3
2 Activités d'enseignement	5
2.1 La formation spécialisée Traitement du Signal et des Images	5
2.2 Mon profil d'enseignante :	5
2.3 Des outils théoriques...	5
2.4 Aux bases du Traitement du Signal...	6
2.5 Jusqu'à des cours plus spécialisés...	6
2.6 En passant par les DSP.	7
2.7 La formation par la recherche	7
2.8 La formation continue	7
2.9 Prime pédagogique	7
2.10 Tuteur pédagogique	8
2.11 Evolution des enseignements au cours des ans	8
2.12 Publications Pédagogiques	9
3 Activités à caractère collectif	11
3.1 Responsable de la formation TSI	11
3.2 Responsable de stages de formation continue	11
3.3 Responsable de la salle de TP TSI	12
3.4 Participation à des Jurys	12
3.5 Participation à des conseils et commissions	12
3.6 Participation à l'organisation du GRETSI 2001	13
3.7 Participation à l'organisation d'EUSIPCO 2002	13

4	Activités de recherche	15
4.1	Doctorat	15
4.2	Encadrements et Co-encadrements	16
4.3	Collaborations	21
4.3.1	<i>Locales (INPT)</i>	21
4.3.2	<i>Régionales</i>	21
4.3.3	<i>Nationales : l'opération ASPECT</i>	21
4.3.4	<i>Internationales</i>	22
4.4	Contrats Industriels	23
4.5	Le projet européen U-R-Safe	24
5	Publications	27
II	Autour de l'Analyse Spectrale	33
6	Analyse Spectrale et ses applications	35
6.1	Modélisation de signaux à ruptures brutales	35
6.1.1	Définition des différentes ruptures	35
6.1.2	Evolution des coefficients AR le long des différentes ruptures	37
6.1.3	Influence de l'estimation des fonctions d'autocorrélation	38
6.1.4	Modèle AR évolutif	38
6.1.5	Les pôles évolutifs de Kamen	40
6.1.6	Application à la classification continue de signaux à rupture brutale	41
6.1.7	Conclusion	42
6.2	Analyse de Prony multi-modèle de signaux transitoires	43
6.2.1	Analyse multi-impulsionnelle par intercorrélacion	44
6.2.2	Analyse multi-impulsionnelle par ondelettes	47
6.2.3	Comparaison des analyses	48
6.2.4	Conclusion	48
6.3	Estimation de sous-harmoniques à l'aide de modèles paramétriques	49
6.3.1	Estimation de fréquences sinusoïdales : méthodes paramétriques	50
6.3.2	Modèle de Prony	52
6.3.3	Influence de l'échantillonnage sur l'estimation des pôles et des amplitudes	53
6.3.4	Conclusion	54
6.4	Mesure des profils de température virtuelle par analyse spectrale	55
6.4.1	Modélisation du signal RASS	58
6.4.2	Mesure de la température	61
6.4.3	Application aux données du radar RASS	62
6.4.4	Conclusion	62
6.5	Compression de signaux biomédicaux	63
6.5.1	Comparaison de méthodes de compression	63
6.5.2	Une ondelette spécifique pour la compression des ECG	64

6.5.3	Cas multi-dérivation	67
6.5.4	Conclusion	68
7	Analyse Spectrale et Echantillonnage	69
7.1	Les changements d'horloge et les multi-trajets	70
7.1.1	Intérêt des changements d'horloge dans la modélisation de phénomènes de propagation	70
7.1.2	L'effet du jitter dans un contexte multitrajets	72
7.2	Les problèmes de l'échantillonnage	73
7.2.1	Influence du processus d'échantillonnage	73
7.2.2	Echantillonnage entrelacé bruité	76
III	Conclusions et Perspectives	81
IV	Bibliographie	85

Partie I

Un Curriculum Vitae détaillé

1 - Curriculum Vitae

1.1 Etat Civil

<i>Nom, prénoms :</i>	MAILHES Corinne, Marie-Thérèse
<i>Date et lieu de Naissance :</i>	5 Mars 1965 à Tarbes (Hautes-Pyrénées)
<i>Nationalité</i>	Française
<i>Situation Familiale</i>	vie maritale, 2 enfants
<i>Adresse Personnelle</i>	33 rue Jean Micoud, 31500 Toulouse
<i>Adresse Professionnelle</i>	ENSEEIH, 2 Rue Camichel, BP 7122, 31071 Toulouse
<i>Téléphone Professionnel</i>	05 61 58 82 91
<i>Email</i>	corinne.mailhes@tesa.prd.fr

1.2 Formation

Févr. 1990 : Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse (INPT)

Mention : Très honorable (Prix de thèse Léopold Escande¹)

Sujet : Modélisation et Compression d'Interférogrammes - Application aux Images Interférométriques.

Spécialité : Traitement du Signal

Directeur de Thèse : Francis Castanié

Durée : Octobre 1986 à Février 1990

Sept. 1986 : DEA d'Automatique, d'Informatique Industrielle et de Traitement du Signal de l'INPT

Mention : Bien

Juin 1986 : Diplôme d'ingénieur en électronique de l'Ecole Nationale Supérieure d'Electrotechnique, d'Electronique, d'Informatique et d'Hydraulique de Toulouse (**ENSEEIH**).

1.3 Fonctions dans l'Enseignement Supérieur

Sept. 1994 : 1ère Classe Maître de Conférences de l'INP de Toulouse,

Sept. 1992 : Titularisation Maître de Conférences à l'INP de Toulouse,

Oct. 1991 : Maître de Conférences stagiaire à l'INP de Toulouse,

Oct. 1989 : ATER à l'ENSEEIH.

¹Récompensant chaque année la meilleure thèse d'un domaine (les félicitations du jury n'existaient pas à ce moment-là).

2 - Activités d'enseignement

J'ai participé à des activités d'enseignement à l'ENSEEIH, en tant que vacataire (octobre 1986 à octobre 1989), en tant qu'ATER (octobre 1989 à octobre 1991) puis en tant que maître de conférences (depuis octobre 1991).

2.1 La formation spécialisée Traitement du Signal et des Images

En 1991, j'ai participé à la création d'une formation spécialisée à l'ENSEEIH en **Traitement du Signal et des Images (TSI)** : Section Spéciale, DHET et Mastère. Cette formation a ouvert ses portes dès octobre 1991.

J'en suis devenue la **responsable** en octobre 1992, avec toutes les tâches pédagogiques et administratives inhérentes à cette fonction. Cette formation a évolué en octobre 2002 pour devenir une option du nouveau Mastère "**Technologies et Applications du Multimédia**", dans laquelle je reste la responsable.

2.2 Mon profil d'enseignante :

La formation spécialisée TSI à l'ENSEEIH a pour vocation de former des personnes de tous horizons, possédant un minimum de culture électronique et de leur faire découvrir et comprendre le traitement du signal et des images, en partant des outils mathématiques et probabilistes fondamentaux, de la connaissance de base du TSI jusqu'à des techniques évoluées et pointues sans oublier le problème de l'implantation des algorithmes de TSI sur des processeurs spécialisés.

La responsabilité de cette formation m'a conduite à développer un "*spectre large*" dans mon profil d'enseignante : je couvre ainsi des **enseignements théoriques** (probabilités, statistique), des **enseignements de base** en traitement du signal (traitement des signaux aléatoires et déterministes, filtrage numérique) jusqu'à des **cours plus spécialisés** comme la compression de données en passant par la **programmation assembleur de DSP** à virgule fixe.

2.3 Des outils théoriques...

Ainsi, j'ai effectué pendant plusieurs années la **remise à niveau** d'élèves admis sur titres en deuxième année Electronique de l'ENSEEIH et d'élèves entrant dans les formations spécialisées *Traitement du Signal (TSI)* et *Systèmes de Communication et Réseaux (SCR)* en donnant des **cours de Probabilités et Statistique**, accompagnés de **travaux dirigés**. Afin de réduire mon volume d'enseignement, j'ai confié cet enseignement à une collègue depuis septembre 2002. J'assure aussi un **cours de Statistique** pour les élèves de deuxième année Informatique de l'ENSEEIH, ainsi que les travaux dirigés correspondants.

Cet engagement de longue date (dès 1988) dans l'enseignement des Probabilités et de la Statistique s'est concrétisé par la parution d'un livre dont je suis co-auteur (voir page 10, référence OP-1).

2.4 Aux bases du Traitement du Signal...

Mon service d'enseignement a commencé par la **création de Travaux Pratiques** illustrant les bases du Traitement du Signal. Ces travaux pratiques ont été créés en 1986 et mis en place en 1987, sous forme de logiciels de simulation (en fortran !) illustrant l'échantillonnage, la quantification et l'estimation spectrale. Bien sûr, quelques années plus tard, ces TP ont été repris par d'autres enseignants et remis au goût du jour (en Matlab). Mon service a comporté aussi de **nombreux travaux dirigés** illustrant les cours ayant trait directement au **Traitement du Signal** et destinés aux élèves de deuxième et troisième années de l'ENSEEIH. De plus, j'ai assuré un **cours de Bases du Traitement du Signal** au sein de la formation spécialisée TSI. Mon investissement dans *l'initiation au Traitement du Signal pour un large public* se poursuivra dès la rentrée 2001 dans un **cours général de Traitement du Signal** pour les élèves de deuxième année du *Département Télécommunications*, nouvelle composante de l'ENSEEIH.

Cette volonté affichée de pouvoir enseigner le Traitement du Signal à des niveaux très divers a conduit des responsables de formations extérieures à l'ENSEEIH à me proposer d'effectuer des enseignements dans leurs écoles. D'un côté, je ne veux pas surcharger mon service d'enseignement qui l'est déjà beaucoup. Mais, d'un autre côté, l'idée de permettre à l'ENSEEIH de conserver son étiquette de "*spécialiste de l'enseignement du Traitement du Signal à Toulouse*" me séduit.

J'ai enseigné ainsi les bases du Traitement du Signal aux élèves de Mastère à l'**Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST)**, site de Toulouse. Il m'a été aussi demandé d'effectuer un cours d'**Analyse Spectrale Classique et Moderne** ainsi qu'un cours sur le **Filtrage Numérique Optimal** aux élèves de troisième année de l'Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace (**SupAéro**).

2.5 Jusqu'à des cours plus spécialisés...

Dans le cadre de la nouvelle formation TSI, de nouveaux cours, travaux dirigés, travaux pratiques et projets ont dû être créés. Ainsi, **j'ai créé un cours de Compression du Signal et un cours (et travaux dirigés) de Théorie de l'Information**. Il est amusant de noter que j'ai dû mettre en place le cours de Compression du Signal pour la 1ère rentrée de la formation spécialisée TSI, c'est-à-dire pour octobre 1991. A ce moment-là, aucun livre n'était consacré à ce sujet. Par contre, en 1992, est sorti à la fois le premier des nombreux livres sur la compression qui existent maintenant et la "bible" reconnue de tous : un livre écrit par Gersho et Gray [19]. Quel soulagement en ouvrant le livre et parcourant la table des matières, lorsque j'y ai retrouvé le plan que j'avais établi pour mon cours ! La création du cours de théorie de l'information a été plus facile, de nombreux ouvrages existants sur le sujet. Toutefois, c'est une manière pour moi de poursuivre mon investissement et mon intérêt dans l'enseignement des probabilités. Outre en formation spécialisée TSI, j'assure aussi ce cours de Théorie de l'Information de façon plus détaillée aux élèves de deuxième année Electronique ainsi qu'un **cours de Théorie de la Communication**, regroupant les deux thèmes de la théorie de l'information et de la compression de données aux élèves de la formation spécialisée en Systèmes de Communication et Réseaux (SCR).

La création du Département d'enseignement Télécoms-Réseaux à l'ENSEEIHRT m'a permis de créer un nouveau cours lié à la Compression : **Compression Parole et Musique**.

2.6 En passant par les DSP.

Pour la nouvelle formation TSI, j'ai créé un nouveau bloc de cours, travaux pratiques et projets sur les processeurs de Traitement du Signal (DSP), représentant un important volume horaire par élève (de l'ordre de 100 heures de travail). Cette formation constitue un des points clefs et originaux de la spécialisation en TSI qu'offre l'ENSEEIHRT. Elle fait d'ailleurs l'objet d'une communication dans un colloque d'enseignement (voir page 10, référence CP-1).

2.7 La formation par la recherche

Il est intéressant de noter le lien fort qui existe entre la formation spécialisée en Traitement du Signal dont je m'occupe en 3ème année ENSEEIHRT et le DEA Signal Image et Acoustique (SIA). De nombreux cours sont communs entre les deux formations. En particulier, mes cours de Compression du Signal, Compression Parole et Musique, Théorie de l'Information (pendant un certain temps) font partie des cours optionnels du DEA SIA ainsi que du DEA Réseaux et Télécommunications (RT).

2.8 La formation continue

Mon domaine de compétence en enseignement du Traitement du Signal m'a amenée à participer à la formation continue.

Je suis responsable de deux stages de formation continue. Le premier, intitulé "*Traitement Numérique du Signal : de la transformée de Fourier à des outils plus évolués*" existe depuis longtemps. J'ai continué à l'animer et à le réactualiser depuis 1992.

De plus, à la demande de *Jessica* (formation continue en lien avec des PME), j'ai créé un deuxième stage "*Traitement Numérique du Signal et DSP*" pour répondre à une demande d'application des algorithmes de base et à leur implantation sur les processeurs spécialisés de traitement du signal. Ce stage obtient en général un franc succès.

Toutefois, depuis 2003, dans l'optique d'alléger un peu le volume de mes activités, j'ai confié la responsabilité de ces deux stages à une collègue.

Depuis octobre 2000, je suis co-responsable d'un stage de formation continue à l'ENSAE, "*Traitement du Signal pour les Communications Numériques*", stage qui a lieu tous les ans.

2.9 Prime pédagogique

La responsabilité de la spécialisation TSI et la création de nouveaux enseignements m'ont conduite à accepter une surcharge de service d'enseignement. J'ai demandé une prime d'engagement pédagogique qui m'a été accordée, à partir d'octobre 1993, pour quatre ans. Consciente que cette surcharge devait rester temporaire, au terme de ce contrat, je n'en ai pas demandé le renouvellement. Toutefois, comme on

peut le constater sur les tableaux récapitulatifs d'enseignement de la page 8, le volume d'enseignement n'a pas trop baissé, dû à un manque global d'effectif d'enseignants dans la matière.

2.10 Tuteur pédagogique

J'ai été et je suis toujours la tuteur pédagogique de plusieurs moniteurs, étudiants en thèse dans notre groupe de recherche.

2.11 Evolution des enseignements au cours des ans

La figure 2.1 présente l'évolution du total d'heures équivalent TD que j'ai effectuées chaque année. Comme on peut le constater, j'ai toujours eu une charge d'enseignement importante, malgré ma volonté de diminuer cette charge. Je me suis déchargée petit-à-petit d'un certain nombre de cours mais l'évolution des enseignements sur l'ENSEEIH, en particulier, l'apparition du nouveau département Télécoms-Réseaux a augmenté ma charge sur des enseignements spécialisés comme la Compression des données, par exemple. La figure 2.2 présente un récapitulatif de mes enseignements, permettant de mettre en évidence leur évolution au cours des années. Les enseignements de base qui constituaient une part importante de mes enseignements au début de ma carrière, ont vu peu à peu leur part diminuer au profit d'enseignements plus spécialisés comme la Théorie de l'Information et la Compression.

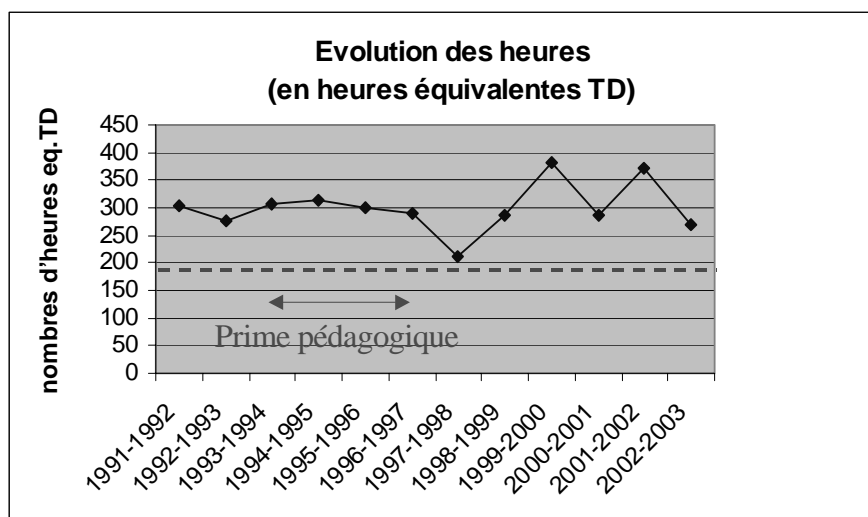


Fig. 2.1: Evolution des heures d'enseignement (en eq. TD) au cours des années.

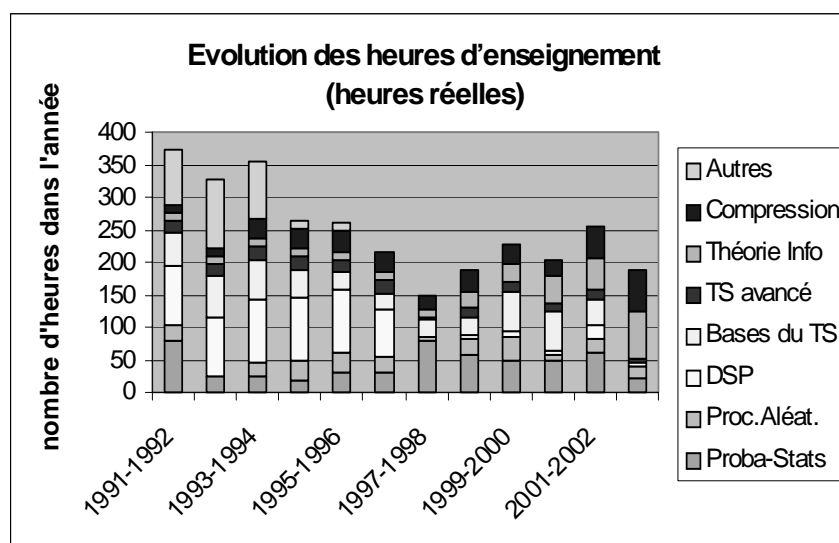


Fig. 2.2: Evolution des enseignements au cours des années : du général au spécifique.

2.12 Publications Pédagogiques

Pour une liste détaillée, consultez la page 10.

- Je suis auteur de **nombreux photocopiés de TP** de traitement du signal, de **deux photocopiés de TD** de traitement du signal et d'un **photocopié de cours** sur la *Théorie de l'Information*. Un autre photocopié de cours sur la *Compression du Signal* est en cours d'élaboration et sera soumis à publication dans la collection Polytech des éditions CEPADUES.
- Je suis **co-auteur d'un livre de Probabilités et Statistique** aux éditions **CEPADUES** (collection Polytech)) de Toulouse (parution septembre 1997). Ce livre a été effectué en collaboration avec Bernard Lacaze (professeur à l'INSA de Toulouse), Jean-Yves Tourneret (professeur à l'ENSEEIH) et Marie-Madeleine Maubourguet (maître de conférences à l'ENSEEIH).
- Après avoir participé à l'organisation d'une journée SEE à Toulouse sur l'enseignement du Traitement du Signal et des Images (TSI) en avril 1991, il m'a été **demandé de présenter la formation spécialisée en TSI** de l'ENSEEIH dont je suis responsable lors de plusieurs séminaires (voir SP1, SP2 et SP3 page 10).
- J'ai **publié une communication** sur

l'enseignement du DSP à l'ENSEEIH

lors du Colloque sur l'Enseignement des Technologies et des Sciences de l'Information et des Systèmes (**CETSIS**, 20-21 novembre 1997, référence CP-1 page 10).

Liste détaillée des publications pédagogiques

CONGRES SUR L'ENSEIGNEMENT AVEC ACTES ET COMITE DE LECTURE (CP)

[CP-1] C.Mailhes, A.Ducasse, T.Robert, "L'enseignement du DSP à l'ENSEEIH", *CETSI 97*, Orsay, France, 20-21 novembre 1997, pp. 267-270.

OUVRAGES PEDAGOGIQUES (OP)

Livre:

[OP-1] B.Lacaze, C.Mailhes, M.Maubourguet, J.Y.Tourneret, "Probabilités et Statistique appliquées - Résumé de cours et illustrations", *Editions CEPADUES*, Collection POLYTECH, ISBN 2.85428.457.7, Septembre 1997.

Polycopiés ENSEEIHT :

[OP-2] C.Mailhes, J.Y.Tourneret, "Exercices de Traitement du Signal", *Poly. ENSEEIHT*, 1996.

[OP-3] C.Mailhes, F.Castanié, "Exercices de Traitement Numérique du Signal", *Poly. ENSEEIHT*, 1996.

[OP-4] C.Mailhes, J.Domingo, "Le processeur ADSP2100 et la carte DX2100", *Poly. ENSEEIHT*, 1996.

[OP-5] C.Mailhes, J.Domingo, "L'environnement logiciel ADSP2100", *Poly. ENSEEIHT*, 1996.

[OP-6] C.Mailhes, T.Robert, A.Ducasse, "Travaux Pratiques sur l'ADSP2100", *Poly. ENSEEIHT*, 1996.

[OP-7] M.Maubourguet, C.Mailhes, "Probabilités et Statistiques", *Poly. ENSEEIHT*, 1997.

[OP-8] C.Mailhes, "Théorie de l'Information : cours et exercices", *Poly. ENSEEIHT*, 1999.

SEMINAIRES SUR L'ENSEIGNEMENT (SP)

[SP-1] C.Mailhes, "Formation Spécialisée en Traitement du Signal et des Images à l'ENSEEIH", *Conférence invitée, Journée SEE*, Paris, France, 9 Janvier 1997.

[SP-2] C.Mailhes, F.Castanié, "Le Traitement du Signal et des Images : l'expérience d'une formation spécialisée à l'ENSEEIH", *Conférence sur la Pratique de l'Enseignement des Mathématiques Appliquées dans les écoles d'ingénieurs*, Toulouse, France, 7-9 septembre 1998.

[SP-3] C.Mailhes, "Enseignement du TSI dans une école d'ingénieur", *Atelier sur l'enseignement du Traitement du Signal et des Images, Club EEA, GdR-PRC-ISIS, IEEE SP*, Bordeaux, France, 16-17 février 1999.

[SP-4] C.Mailhes, F.Castanié, "Les mathématiques dans le traitement du signal", *Conférence sur la Pratique de l'Enseignement des Mathématiques Appliquées dans les écoles d'ingénieurs*, Toulouse, France, septembre 2000.

[SP-5] C.Mailhes, "L'expérience KOMET ou l'histoire d'une collaboration entre la biologie et le traitement du signal", *Conférence sur la Pratique de l'Enseignement des Mathématiques Appliquées dans les écoles d'ingénieurs*, Toulouse, France, septembre 2002.

3 - Activités à caractère collectif

3.1 Responsable de la formation TSI

D'octobre 1992 à octobre 2002, j'ai été responsable de la formation spécialisée en **Traitement du Signal et des Images** à l'ENSEEIH : Section Spéciale, Mastère, Diplôme des Hautes Etudes Technologiques et option de troisième année ENSEEIH. Cette responsabilité implique une lourde charge administrative :

- élaboration des emplois du temps,
- maintien et gestion quotidienne de ces emplois du temps (actualisation d'une page web),
- coordination des enseignants,
- organisation et animation de réunions permettant de réactualiser le contenu de la formation,
- interface entre les élèves et les enseignants puis, au moment du stage, entre les élèves et leur responsable de stage.

Il existe un lien très fort entre cette formation et le DEA Signal, Image et Acoustique (SIA). De nombreux cours de la formation TSI sont des cours du tronc commun du DEA, des cours d'options ou des cours optionnels du DEA. Ceci m'a naturellement amenée à gérer les emplois du temps du DEA SIA pour le site ENSEEIH : en pratique un ou deux cours se rajoutent à la formation TSI pour permettre d'organiser entièrement le DEA (pour sa partie Signal ou Image).

En octobre 2002, cette formation TSI s'est fondue dans un Mastère "**Technologies et Applications Multimédia**" dans lequel je suis responsable de l'option Traitement du Signal et des Images, dans laquelle le lien avec le DEA continue d'être volontairement très fort.

3.2 Responsable de stages de formation continue

Depuis octobre 1992, j'ai été responsable du Stage de Formation Continue à l'ENSEEIH intitulé "*Traitement Numérique du Signal : de la transformée de Fourier à des outils plus évolués*" d'une durée de cinq jours.

En 1998, j'ai créé un nouveau stage de trois jours intitulé "*Traitement Numérique du Signal et DSP*". J'ai été responsable de ce stage et l'ai animé pour une grande partie.

Depuis cette année (2003), j'ai confié la responsabilité de ces deux stages à une collègue.

Depuis octobre 2000, je suis co-responsable d'un stage de formation continue à l'ENSAE, "*Traitement du Signal pour les Communications Numériques*", stage qui a lieu tous les ans.

3.3 Responsable de la salle de TP TSI

Lors de la création de la formation spécialisée en TSI, nous avons dû créer aussi une salle de Travaux Pratiques spécifique au Traitement du Signal et des Images. J'ai participé à la **création de cette salle, de sa conception jusqu'au suivi des devis et jusqu'à son ouverture finale, en octobre 1991**. Cette salle comporte onze postes PC, chacun équipé d'une carte spécifique muni d'un processeur de traitement du signal et d'une carte d'acquisition - restitution. Autour de ce PC, chaque élève peut trouver un oscilloscope, un générateur de signaux, un système d'acquisition d'images couplé à une caméra et un moniteur vidéo. Depuis son ouverture aux élèves (en séances encadrées et en **libre-service**), je suis **responsable de cette salle** : gestion du libre-service, maintenance et évolution du matériel...

3.4 Participation à des Jurys

- Je participe chaque année
 - 1) aux **jurys de diplôme ingénieur ENSEEIHT, mastères, sections spéciales et DHET**,
 - 2) aux **jurys de DEA** option traitement du signal, des images et de télécommunications,
 - 3) aux **jurys d'admission** des élèves ingénieurs de 1ère et de 2ème année en classe supérieure,
 - 4) aux **jurys d'examen de dossier et d'admission** en formations spécialisées.
- En 1998, j'ai été **proposée pour le jury d'agrégation interne de génie électrique**. J'ai conçu l'épreuve d'électronique de 6h et ai rédigé les 3/4 de cette épreuve. J'ai participé aux corrections de l'épreuve écrite et aux épreuves pratiques qui ont suivi. Pour des raisons de disponibilités personnelles, je n'ai plus souhaité participer à ce jury.
- J'ai participé à **6 jurys de thèse** dans lequel j'étais co-directrice (voir détail des thèses encadrées), ainsi qu'à **un autre jury** en tant qu'**examinatrice**, lors de la thèse de Florence Mouchet intitulée "*Validation du test comète sur larves d'amphibiens et application à l'évaluation du potentiel génotoxique de sols, sédiments et déchets contaminés*" (décembre 2002). La raison de ma présence à ce jury de thèse en biologie est liée à une collaboration effectuée avec le Centre de Biologie du Développement de l'Université Paul Sabatier de Toulouse. En effet, au cours de cette thèse, des travaux communs ont été effectués visant à fournir aux biologistes des outils de traitement des données qu'ils prélevaient. Il s'agissait de mettre en évidence lors de diverses expériences des dommages à l'ADN (ou l'absence de dommage). Ainsi, j'ai développé des logiciels d'Analyse en Composantes Principales et de tests statistiques permettant de répondre aux préoccupations des biologistes.

3.5 Participation à des conseils et commissions

- Je suis membre élue des **commissions de spécialistes 61 – 63** et depuis 2002, tête de liste du corps des maîtres de conférences de la 61.
- Je suis membre élue de la **commissions de spécialistes 61** de l'ENSERB.
- J'ai été membre élue du **conseil du Département d'Electronique** de l'ENSEEIHT de 1993 à 2001.

3.6 Participation à l'organisation du GRETSI 2001

Le GRETSI est un colloque regroupant tous les chercheurs en Traitement du Signal et des Images, principalement sur le plan national (le congrès se déroulant en langue française). Ce congrès a lieu tous les deux ans et après proposition, la ville de Toulouse a été choisie pour organiser le GRETSI 2001.

J'ai été **membre du Comité d'Organisation** du GRETSI. À ce titre, j'ai participé à toutes les réunions préparant l'organisation du congrès et ai pris en charge certains aspects, comme par exemple l'organisation de l'équipe de personnes présentes dans les différentes salles, lors des sessions orales ou posters, destinées à gérer le bon déroulement de la conférence.

De plus, j'ai **organisé une demi-journée "industrielle"** sur le thème *TRAITEMENT DU SIGNAL ET DES IMAGES DANS LES DOMAINES DU SPATIAL ET DE L'AERONAUTIQUE*. J'ai ainsi contacté de nombreuses personnes afin de constituer le programme de cette demi-journée, demandant à différents industriels toulousains de venir présenter leurs recherches en traitement du signal et des images, au sein de leur entreprise. J'ai ensuite présidé cette matinée spéciale qui a donné lieu à des interventions du CNES, d'AIRBUS, d'ASTRIUM et d'ALCATEL.

3.7 Participation à l'organisation d'EUSIPCO 2002

Notre groupe a aussi souhaité organiser un colloque avec une audience plus large puisqu'internationale. C'est ainsi qu'a été organisé à Toulouse, en septembre 2002, le congrès EUSIPCO (Eurasip). En tant que membre du Comité Technique, j'ai participé à la relecture d'articles. J'ai également participé à l'organisation de la conférence, par exemple en aidant à la répartition des papiers dans les différentes sessions et à l'élaboration du programme technique.

4 - Activités de recherche

J'ai effectué dans un premier temps mes activités de recherche au sein du groupe **Signaux, Images et Communications** (SIC), dirigé par le professeur F.Castanié, du Laboratoire d'Electronique de l'ENSEEIH (LEN7). Dès la création du Laboratoire mixte **TéSA** (*Télécommunications Spatiales et Aéronautiques*), j'ai demandé un détachement à 80% dans ce nouveau Laboratoire qui a démarré en septembre 99. La création du Département Télécommunications-Réseaux à l'ENSEEIH a occasionné la venue d'enseignants dont les activités de recherche se situent dans les domaines du Signal, des Télécommunications et des Réseaux. Soucieux de se regrouper tous au sein d'un même groupe de recherche, nous avons demandé notre rattachement à l'**IRIT** (UMR CNRS 5505), dans le thème Traitement de l'Information, dans lequel nous formons le groupe "**Signal et Communications**".

Dans les pages qui suivent sont répertoriées toutes mes activités de recherche, de manière très synthétique. Une vision plus détaillée se trouve dans la Partie II.

4.1 Doctorat

D'octobre 1986 à février 1990, j'ai préparé une thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse, dans le groupe Signaux et Images du Laboratoire d'Electronique de l'ENSEEIH (LEN7), sous la direction du professeur **Francis Castanié**, dans le cadre d'une **collaboration entre le LEN7 et le CNES** :

"Modélisation et Compression d'Interférogrammes - Applications aux images interférométriques"

Pour effectuer ce travail de recherche, j'ai obtenu une bourse CNES.

J'ai soutenu cette thèse le 2 février 1990 devant le jury composé de :

Rapporteurs

M.Bellanger (Directeur Technique TRT)

J.Böhme (Professeur à l'Université de Bochum)

M. Kunt (Professeur EPFL Lausanne)

P.Vermande (Docteur-ingénieur CNES)

Examineurs

F.Castanié (Professeur INP Toulouse, **directeur de thèse**)

Mr. Saint-Etienne (Chef de Division CNES)

Président

J. C. Hoffmann (Professeur INP Toulouse).

J'ai obtenu le titre de docteur de l'INP de Toulouse avec la **mention très honorable**. J'ai ensuite obtenu le **prix Léopold Escande**, prix récompensant chaque année la meilleure thèse d'un domaine (les félicitations du jury n'existaient pas à ce moment-là).

4.2 Encadrements et Co-encadrements

J'ai participé à l'encadrement de **six thèses** pour l'INP de Toulouse qui sont aujourd'hui toutes **soutenues**. Pour toutes ces thèses, j'étais officiellement co-directrice (avec F.Castanié ou avec N.Martin). Dans ce qui suit, à côté du nom de l'étudiant, est indiqué entre parenthèses le pourcentage estimé de mon taux d'encadrement.

1. **T. Robert** (80%)

Titre de la thèse : Modélisation continue de signaux non stationnaires à ruptures brutales

Durée : octobre 1997 à janvier 1996

Directeur de thèse : F.Castanié

Financement : MESR + monitorat

Jury : G.Alengrin (Professeur Université Nice, *rapporteur*), J.L.Lacoume (Professeur INP Grenoble, *rapporteur*), B.Lacaze (Professeur INSA Toulouse), F.Castanié, C.Mailhes.

Mention : Très Honorable

Résumé et points forts de la thèse : cette thèse s'est intéressée à l'évolution des paramètres autorégressifs le long d'une rupture brutale afin de comprendre le comportement de techniques de classification utilisées en ligne (en temps réel) en présence de cette rupture. Après avoir défini trois types de ruptures particulières, nous avons déterminé l'expression de l'évolution des paramètres autorégressifs (AR) le long des différentes ruptures. La principale originalité du travail a été d'envisager l'utilisation de la modélisation AR évolutive (ARE), couplée à des fonctions de base particulières que sont les fonctions de Walsh. Ce type de modélisation (AREW) s'est révélé un formidable outil dans le cas de signaux à ruptures brutales, permettant de mettre clairement en évidence la présence de la rupture. Nous avons proposé un estimateur de l'instant de rupture à partir de cette modélisation dont l'implantation est faite à l'aide d'un algorithme itératif. Enfin, nous avons étudié l'intérêt des paramètres issus de cette modélisation AREW dans le cadre d'une classification en ligne. Nous avons montré pour différents algorithmes de classification que ces paramètres AREW permettent de décrire l'évolution brutale d'une classe vers une autre, que l'on utilise des algorithmes de classification de type "k-moyennes", des prétraitements comme l'Analyse en Composantes Principales ou un algorithme non supervisé comme la Classification Hiérarchique Ascendante. Tout ce travail de thèse a donné lieu à des publications dans des congrès [60], [62], [64], [63] et une publication dans un journal [61].

2. **S. Yvetot** (80%)

Titre de la thèse : Analyse de Prony multi-modèle de signaux transitoires

Durée : octobre 1991 à novembre 1996 (avec une interruption d'un an pour service militaire)

Directeur de thèse : F.Castanié

Financement : bourse CIFRE

Jury : G.Alengrin (Professeur Université Nice, *rapporteur*), N.Martin (Chargée de Recherche CNRS Grenoble, *rapporteur*), B.Lacaze (Professeur INSA Toulouse), J.P.Percaille (Ingénieur DGA), F.Castanié, C.Mailhes.

Mention : Très Honorable.

Résumé et points forts de la thèse : le travail de cette thèse a été entrepris en collaboration avec le Centre des Etudes de Gramat. Il s'agissait d'étudier une méthode d'estimation des paramètres modaux de signaux transitoires oscillants, large-bande, présentant des apparitions retardées de différents événements énergétiques. Les résultats de ce travail étaient destinés à être insérés au sein des études de durcissement des systèmes d'armes électroniques, vis-à-vis de perturbations électromagnétiques complexes (impulsion électromagnétique d'origine nucléaire par exemple) mais également de la foudre ou de décharges électrostatiques. Pour modéliser ces signaux, une analyse type MultiPulse (MP) a été proposée, c'est-à-dire un modèle constitué d'une somme de formes d'ondes démarrant à des instants différents. Dans un premier temps, l'analyse MP "classique" a été étudiée et nous avons mis en évidence la difficulté du positionnement des différentes formes d'ondes du modèle. La détermination des instants de départ des différentes formes d'onde peut être faite par des méthodes d'intercorrélation. Ceci constitue une méthode simple mais ses nombreux paramètres de réglage sont susceptibles d'offrir, pour un même signal, plusieurs solutions, conduisant à différents jeux d'instants de départ des ondes. C'est pourquoi nous avons proposé de coupler le modèle MP proposé (à base de modèles de Prony) à une détection des instants de départ des différents modes par transformée en ondelettes. L'utilisation de la transformée en ondelettes en tant qu'outil de détection nous a semblé nécessaire après un calcul théorique sur l'influence du positionnement de la fenêtre de modélisation vis-à-vis de l'estimation des paramètres d'amplitudes complexes d'un modèle de Prony. Il en ressort un comportement tout-à-fait différent selon le signe de l'erreur de positionnement. Ainsi, nous avons proposé, dans un premier temps, de réaliser une décomposition adaptative en sous-bande du signal à traiter, à partir d'une décomposition en paquets d'ondelettes et l'application de l'algorithme du "Best-Basis". Dans chaque sous-bande, les instants de départ relatifs au signal en sous-bande sont estimés (par recherche des lignes de maxima de la transformée en ondelettes), de façon à segmenter le signal en zones de stationnarité réduites. Sur chacune de ces zones, le modèle proposé (à base de modèles de Prony) est appliqué afin d'estimer les différentes composantes oscillantes du signal. Le modèle proposé, Multi-Prony Multi Date (MPMD) a été validé sur des signaux réels. Ce travail a donné lieu à des publications dans des congrès [70], [71].

3. A. Ducasse (80%)

Titre de la thèse : Estimation des sous-harmoniques à l'aide de modèles paramétriques

Durée : octobre 1993 à janvier 1997

Directeur de thèse : C.Mailhes (par dérogation)

Financement : MESR + monitorat

Jury : M.Kunt (Professeur E.P.F.L., *président*), J.J.Fuchs (Professeur Université Rennes, *rapporteur*), G.Favier (Professeur Université Nice, *rapporteur*), O.Besson (Enseignant-Chercheur ENSICA Toulouse), M.David (Maître de Conférences INPT), F.Castanié, C.Mailhes.

Mention : Très Honorable avec Félicitations du jury.

Résumé et points forts de la thèse : le travail entrepris dans cette thèse consistait à étudier et analyser les performances d'estimation spectrale des méthodes paramétriques appliquées à la recherche

de sous-harmoniques. Le contexte physique concerne l'analyse de signaux de courants et vitesses issus de moteurs électriques fournis par le Laboratoire LEEI¹ de l'ENSEEIH. Un premier travail a consisté à s'intéresser aux méthodes AR et Haute Résolution et à comparer leurs performances. Le modèle de Prony a particulièrement été étudié. Une technique de déflation a été proposée, consistant à soustraire au signal les sinusoïdes de fortes puissances afin de mieux estimer les composantes de plus faibles puissances (comme les sous-harmoniques). Nous avons montré que cette méthode permet de nettement améliorer les performances d'estimation des paramètres du modèle de Prony. Nous donnons l'expression théorique de la puissance restante après déflation d'une composante sinusoïdale et, concernant l'estimation des amplitudes complexes dans le modèle de Prony, nous montrons l'existence d'un nombre optimal d'équations de Vandermonde qui minimise un critère d'erreur quadratique. Nous nous sommes ensuite intéressés à l'influence de la fréquence d'échantillonnage sur l'estimation des paramètres du modèle. Nous montrons que dans le cas d'une sinusoïde bruitée, l'estimation des pôles est optimale lorsque sa fréquence normalisée est 0.25. Pour un signal composé d'une somme de sinusoïdes, ce même résultat est observé lorsque le barycentre des fréquences normalisées du signal est proche de 0.25. Par contre, les méthodes Haute Résolution (comme MUSIC, ESPRIT,...) sont plus performantes lorsque la fréquence d'échantillonnage est proche de la limite imposée par le théorème d'échantillonnage. Finalement, l'efficacité de la technique de "Prony-déflation" est mise en évidence sur des signaux de vitesses, permettant de mettre en évidence un sous-harmonique recherché. Ce travail a donné lieu à des publications dans le congrès ICASSP [12] et dans la revue Traitement du Signal [13].

4. A. Prieto Guerrero (80%)

Titre de la thèse : Compression de signaux biomédicaux

Durée : octobre 1995 à novembre 1999.

Directeur de thèse : F.Castanié

Financement : Bourse mexicaine

Jury : B.Lacaze (Professeur INSA Toulouse, *président*), G.Alengrin (Professeur Université Nice, *rapporteur*), N.Martin (Chargée de Recherche CNRS Grenoble, *rapporteur*), F.Castanié, C.Mailhes.

Mention : Très Honorable.

Résumé et points forts de la thèse : cette thèse s'est intéressée aux méthodes de compression pouvant être appliquées à plusieurs types de signaux biomédicaux : ECG², EEG³ ou EMG⁴. Dans un premier temps, une comparaison de méthodes classiques de compression a été effectuée sur ces signaux. Nous montrons que les méthodes à base de prédiction linéaire ou à base de transformées surpassent les méthodes de compression adaptées aux signaux ECG et très simples d'un point de vue algorithmique, . De plus, pour toutes les classes de signaux envisagés, nous montrons l'intérêt des méthodes à base de transformées (DCT, Transformée en ondelettes) par rapport aux méthodes prédictives. Ces performances nous ont conduits à proposer une méthode originale de compression

¹Laboratoire d'Electrotechnique et d'Electronique Industrielle.

²ElectroCardioGramme.

³ElectroEncéphaloGramme.

⁴ElectroMyoGramme.

des signaux ECG basée sur une ondelette mère que nous avons construite, particulièrement adaptée aux signaux ECG. La méthode proposée fournit des résultats comparables à ceux obtenus à l'aide de méthodes par transformées mais présente aussi l'intérêt d'une modélisation sous-jacente des signaux ECG avec tous les sous-produits possibles d'une modélisation : détection de complexes QRS, classification etc... Dans une dernière partie, le contexte multi-dérivation dans lequel sont souvent recueillis tous ces signaux, fait l'objet d'une étude particulière. Nous proposons une méthode de compression dont l'idée principale réside en l'identification de filtres entre les diverses dérivations. Appliquée sur l'ECG multi-dérivation, cette nouvelle méthode fournit des résultats très prometteurs en termes de taux de compression et de taux de distorsion. Ce travail a donné lieu à des publications dans des congrès [9], [50], [54], [55], [56], [57].

5. M. Durnerin (20%)

Titre du travail : Une Stratégie pour l'Interprétation en Analyse Spectrale

Durée : octobre 1997 à septembre 1999

Directeur de thèse : N. Martin (INP Grenoble - CEPHAG)

Financement : Bourse CIFRE

Jury : J.L.Lacoume (Professeur INP Grenoble, *président*), G.Alengrin (Professeur Université Nice, *rapporteur*), M.Lagunas (Professeur Univ. Barcelone, Espagne, *rapporteur*), F.Hlawatsch (Professeur Univ. Vienne, Autriche), N.Martin, C.Mailhes.

Mention : Très Honorable.

Résumé et points forts de la thèse : l'objectif de cette thèse est de proposer une démarche originale d'analyse spectrale de signaux stationnaires. L'originalité réside dans le concept de décision fondé, non pas sur le choix d'une méthode pour un signal analysé, mais sur une confrontation de méthodes. Cette confrontation a pour but d'estimer les structures spectrales du signal à partir d'une interprétation itérative des spectres fondée sur les propriétés des méthodes d'analyse. Une étude théorique complète et approfondie de chaque méthode de Fourier retenue a été effectuée. Nous avons proposé des critères de pré-analyse et d'interprétation qui nous ont permis de mettre au point une démarche générale d'analyse et d'interprétation spectrale. Cette démarche et les critères ont été validés sur les signaux réels de la base ASPECT (voir détails de l'opération ASPECT, paragraphe 4.3.3, page 21), signaux fournis par les partenaires industriels, EDF et le Centre Technique des Systèmes Navals et issus des domaines vibratoire et acoustique.. Ce travail a donné lieu aux publications [14], [15].

6. P. Goupil (80%)

Titre du travail : Mesure des profils de température virtuelle par télédétection radio-acoustique

Durée : octobre 1997 à novembre 2002

Directeur de thèse : F.Castanié

Financement : Bourse Météo-France

Jury : B.Lacaze (Professeur INSA Toulouse, *président*), G.Alengrin (Professeur Université Nice, *rapporteur*), P.Larzabal (Professeur Univ. Paris Sud, *rapporteur*), O.Besson (Enseignant-Chercheur EN-SICA Toulouse), F.Castanié, C.Mailhes.

Mention : Très Honorable.

Résumé et points forts de la thèse : cette thèse a étudié les signaux d'un système de télédétection associant un radar météorologique et un dispositif sonore (RASS : Radio Acoustic Sounding System). L'ensemble permet de mesurer la température virtuelle de l'atmosphère à partir de l'analyse spectrale de ces signaux. Après une étude du système et quelques propositions d'amélioration, nous avons proposé et validé un modèle théorique global des séries temporelles. L'objectif de l'élaboration d'un modèle était double : premièrement cela permettait (après validation) de générer des signaux simulés avec un profil de température connu. Le manque de signaux correctement enregistrés et pour lesquels une référence de mesure de température était disponible nous a fait défaut. Le fait de disposer d'un modèle permet de dépasser ce problème. Deuxièmement, ce modèle permet le calcul des bornes de Rao-Cramer des divers paramètres et en particulier, de la température. L'estimateur du maximum de vraisemblance de la température est ensuite étudié mais nous montrons que sa mise en œuvre pratique est impossible, pour des problèmes de coût calculatoire. Des méthodes plus abordables en terme de complexité algorithmique sont ensuite proposées et leurs performances sont comparées aux bornes de Rao-Cramer. La modélisation AR apparaît comme la méthode la plus précise et si on préfère une méthode plus classique, non-paramétrique, nous proposons un choix de méthodes en fonction du rapport signal à bruit (RSB) : pour de forts RSB (jusqu'à 0dB), un estimateur des moindres carrés non linéaires (version modifiée de [5]) semble préférable tandis qu'en dessous de 0dB, le corrélogramme fournit les meilleurs résultats. Tous ces résultats sont validés sur des données réelles. Ce travail a donné lieu à des publications dans des congrès [21], [22], [23], [24], [25] et à un article dans un journal [26].

Je participe **actuellement** à l'encadrement d'**une thèse** :

1. **D.Bonacci** (80%)

Titre du travail : Etude du couple Analyse en Sous-Bande et Modélisation Paramétrique

Durée : Octobre 2000 à décembre 2003

Directeur de thèse : C.Mailhes (par dérogation)

Financement : Bourse MESR

Résumé et points forts de la thèse : Plusieurs thèses précédentes ou en cours ont démontré que l'analyse spectrale de signaux réels pouvait conduire à utiliser séquentiellement deux outils du traitement du signal : (1) *la transformée en ondelette discrète*, soit dans un but de découpage en sous-bande pour des signaux spectralement trop riches (comme les signaux d'engrenage à harmoniques multiples dans la thèse de M. Durnerin ou les signaux de vibrations de structures souples de la thèse de P. Michel), soit dans un but de débruitage, pour favoriser l'analyse spectrale qui en découle (cas des séries temporelles d'écho de radar-acoustique dans la mesure de la température atmosphérique de la thèse de P. Goupil), (2) *une méthode paramétrique* comme les modélisations AR, ARMA, Prony, MUSIC etc. . . afin de modéliser le signal dans la sous-bande ou d'en effectuer son analyse spectrale. Le but du travail de thèse est d'analyser le couple constitué par le découpage en sous-bande effectué à l'aide d'une transformée en ondelettes discrète et une méthode paramétrique. En particulier, nous nous

sommes intéressés à plusieurs aspects du problème. Tout d’abord, lorsqu’après une analyse en sous-bandes, les paramètres d’un modèle paramétrique sont estimés dans chaque sous-bande, nous avons déduit une écriture du modèle global. Ensuite, nous avons étudié le problème du découpage en sous-bande qui induit que certaines composantes du signal se retrouvent « à cheval » entre deux bandes. (les bandes se recoupent toujours un peu). Dernièrement, nous avons travaillé sur l’amélioration des techniques de modélisation appliquées dans chaque sous-bande en cherchant à utiliser toutes les sous-séries issues du sous-échantillonnage du signal original après filtrage. Ce travail a donné lieu à des publications dans des congrès [6], [7], [8].

4.3 Collaborations

4.3.1 Locales (INPT)

Une collaboration entre le Laboratoire d’Electronique de l’ENSEEIH (LEN7) auquel j’appartenais et le Laboratoire d’Electrotechnique de l’ENSEEIH (LEEI) a été au centre d’un projet **Bonus Qualité Recherche** (BQR) reconnu et soutenu par l’Institut National Polytechnique de Toulouse. Ce BQR dont j’étais responsable côté LEN7 a servi de pré-étude au sujet de thèse d’Alain Ducasse que j’ai encadré (voir paragraphe 4.2 ou dans la partie suivante, 6.3).

4.3.2 Régionales

Un contrat avec le Conseil Régional (CCRDT) de Midi-Pyrénées a été l’occasion d’une collaboration avec des neurologues du CHU de Purpan-Toulouse et avec une PME spécialisée dans la conception et la commercialisation d’instrumentation biomédicale (société RACIA, Bordeaux). Pour plus de détails, on pourra consulter le paragraphe suivant sur les contrats industriels (page 23).

4.3.3 Nationales : l’opération ASPECT

Je suis **membre du GdR-PRC ISIS**. Dans le cadre de ce groupe de recherche national, j’ai participé à une opération d’**Aide à l’Analyse Spectrale**, appelée initialement opération **ASPECT** puis, dans une deuxième phase **ASTRID** et enfin **TETRAS**. Cette opération est une collaboration avec :

- d’une part le LIS (Laboratoire des Images et des Signaux de l’ENSIEG) de l’INP Grenoble et initialement le LEN7-Groupe SIC (Laboratoire d’Electronique de l’ENSEEIH) et à partir de fin 1999 TéSA-Groupe SC de l’INP Toulouse pour la partie universitaire,
- d’autre part EDF, le Centre Technique des Systèmes Navals et Schneider Electric pour la partie industrielle.

Cette collaboration est à la base de la thèse de M.Durnerin que j’ai co-encadrée avec Nadine Martin du LIS (voir paragraphe 4.2). Un livre est en cours d’élaboration afin de publier avec une large diffusion les résultats théoriques importants de cette opération (voir page 27).

L’opération ASPECT a consisté à proposer une démarche originale d’analyse spectrale de signaux stationnaires. L’originalité de la démarche est de ne pas choisir une seule et unique méthode d’analyse spectrale mais plutôt d’utiliser tour-à-tour plusieurs méthodes en fonction de leurs propriétés et des

objectifs d'analyse spectrale. On construit ainsi une analyse en forme de colimaçon, permettant de mener une analyse spectrale du signal de plus en plus précise.

Avec la thèse de Matthieu Durnerin, l'opération ASPECT s'est terminée mais ne s'est pas arrêtée dans la mesure où les partenaires étaient d'accord pour poursuivre et aboutir à un prototype industriel, élaboré en collaboration entre tous les partenaires actuels, d'autres partenaires qui se sont rajoutés (Schneider Electric Grenoble et peut être un quatrième partenaire industriel) et l'INRIA Rhône-Alpes pour l'aspect Intelligence Artificielle. Les différentes phases d'évolution correspondent aux noms successifs : ASTRID puis TETRAS, ce dernier représentant la phase finale du projet. Actuellement, cette dernière phase est en suspend, dû à des problèmes de mise en place de contrats.

4.3.4 Internationales

- Je participe à des **révisions d'articles** pour les revues
 - 1) Revue Française de Traitement du Signal,
 - 2) Revue Européenne Signal Processing (société EURASIP),
 - 3) Revue Internationale IEEE Trans. on Signal Processing,
 - 4) Revue Internationale IEEE Trans on Biomedical Engineering,
 - 5) Revue Internationale IEEE SP Letters,
 - 6) Revue Internationale Sampling Theory in Signal and Image Processing.
- Je participe aussi régulièrement à la révision des articles soumis aux congrès GRETSI et EUSIPCO.
- Je suis **membre EURASIP, SPIE et IEEE.**
- Je suis la coordinatrice scientifique du projet européen U-R-Safe, projet de Télémédecine dans lequel l'INPT est coordinateur. Ce projet est détaillé dans le paragraphe 4.5. Etre impliqué dans un contrat européen suppose bien évidemment de nombreuses collaborations internationales. Dans le cas du projet U-R-Safe, le consortium est composé de partenaires venant d'horizons divers : spécialistes de la télémédecine, de la médecine, des télécommunications, du traitement du signal, de la reconnaissance de la parole etc... Les compagnies impliquées dans le projet sont tout d'abord des spécialistes du monde médical fortement impliqués dans la télémédecine : l'Institut Européen de TéléMédecine de France, TAM-Télésanté de France et Corporacio Sanitaria Clinic d'Espagne (consortium de cliniques), tous les trois acteurs principaux de l'essai final du prototype développé dans U-R-Safe. Vient ensuite un partenaire impliqué dans l'exploitation commerciale des produits de la Télémédecine : Card Guard d'Israël (pour la conception de capteurs d'ECG). Se trouvent ensuite des partenaires du monde des technologies : l'Institut National Polytechnique de Toulouse, le Centre Suisse d'Electronique et de Microtechnique SA de Suisse (pour la conception du système électronique que portera le patient) ainsi que des partenaires intéressés par l'exploitation commerciale des supports technologiques du projet : Alcatel Space de France (pour l'aspect communications par satellites), Teletel de Grèce (pour gérer les protocoles de communications) et Télisma de France (spécialiste de reconnaissance de parole).

4.4 Contrats Industriels

1987-1990 A la suite de mon travail de thèse, j'ai été responsable d'un contrat avec le CNES pour leur fournir un logiciel convivial leur permettant d'exploiter les résultats de ma thèse (voir page 31, références R-1 à R-5).

1993-1996 J'ai été aussi la responsable d'un contrat de recherche avec la Conseil Régional (CCRDT) de Midi-Pyrénées sur l'élaboration d'un *Outil de compression / décompression de signaux physiologiques* (collaboration LEN7 / société RACIA / CHU de Purpan-Toulouse). Après examen du dossier et audition, la Région a accordé une subvention sur ce thème pour trois ans (voir page 31, référence R-6). Ce travail a servi de pré-étude initiatrice du sujet de thèse d'A.Prieto Guerrero, doctorant que j'ai encadré et dont la soutenance de thèse a eu lieu en novembre 1999 (voir paragraphe 4.2 ou dans la partie suivante, 6.5).

1996-1998 J'ai participé à l'opération ASPECT (voir paragraphe précédent). Cette opération s'est déroulée sous forme de deux contrats successifs entre les partenaires universitaires (le LIS et le LEN7) et les partenaires industriels (le CTSN et EDF). C'est dans le cadre de cette opération que s'est déroulée la thèse de Mathieu Durnerin que j'ai co-encadrée (voir paragraphe 4.2).

1998 J'ai effectué un contrat de trois mois avec Schlumberger sur l'implantation d'algorithmes d'annulation de bruit dans les conversations téléphoniques. Ce projet contenait une large part d'étude bibliographique sur les algorithmes d'annulation de bruit en parole puis la sélection d'algorithmes à faible coût calculatoire et leur implantation, test et validation sous Matlab, en comprenant l'élaboration d'un logiciel convivial (référence R-7, page 31).

2000-2004 J'ai travaillé dans le cadre du projet RadarNet, projet européen dans lequel l'INPT est partenaire. Ce projet s'intéresse à l'implantation d'un radar anti-collision sur les voitures. Notre équipe est chargée de la partie traitement du signal du problème : détection du nombre de cibles par analyse spectrale et suivi des cibles au cours du temps (trajectographie). Nous avons montré l'apport des méthodes AR et Haute Résolution dans l'analyse spectrale par rapport à la méthode classique à base de transformée de Fourier. L'apport des méthodes a été chiffré en termes de résolution spectrale, en fonction du rapport signal à bruit. Une évaluation grossière du coût calculatoire a été fournie (R-8, page 31). De plus, j'ai encadré un projet long (projet d'un mois d'un groupe d'élèves de 3ème année de l'ENSEEIH) qui visait à l'implantation de l'algorithme total sur un DSP de Texas Instrument.

2002-2004 Je suis coordinatrice scientifique du projet européen U-R-Safe (références R-9, R-10, page 31). Ce projet est détaillé dans le paragraphe suivant 4.5. Dans ce projet, l'INPT a deux rôles :

- il est le coordinateur principal du projet qui regroupe 9 partenaires au total pour un montant demandé de l'ordre de 750 hommes/mois. J'assure les fonctions de responsable technique pour ce projet.
- il s'occupe de toute la partie traitement du signal : prétraitement, détection d'événements, pré-diagnostic et compression des données biomédicales. Je supervise tous ces travaux pour lesquels deux ingénieurs ont été recrutés (CDD).

4.5 Le projet européen U-R-Safe

U-R-Safe est un projet IST de 2 ans dans le domaine de la télémédecine, démarré en Janvier 2002 et dans lequel l'équipe Signal et Communications (SC) de l'IRIT est le coordinateur. Ce projet propose un nouveau concept de service de télémédecine et une plate-forme technologique associée, le tout étant développé pour le suivi médical régulier ainsi que la prise en charge de situations d'urgence de personnes âgées désireuses de rester dans leur environnement, hors de l'hôpital. Ce projet permettra aux patients de mener une vie quasi-normale, dans leur maison, d'aller faire les courses, de voir des amis, de partir en voyage, tout en étant surveillés d'un point de vue médical et ceci, avec une sécurité maximale. Le patient gagnera en mobilité sans perdre en sécurité. Ainsi, ce projet s'adresse à un large public de personnes qui souhaitent éviter de longues, ennuyeuses et coûteuses hospitalisations. Les malades (personnes âgées, convalescentes ou en surveillance) pourront ainsi vivre et se déplacer normalement, tout en étant sûrs d'une surveillance continue et d'une intervention immédiate des services médicaux concernés si nécessaires. Pour cela, le patient portera sur lui plusieurs capteurs médicaux (mesure d'électrocardiogramme, de taux d'oxygène, détection de chute) connectés grâce à un réseau sans fil à une unité électronique centrale, portable appelée Station de Base Personnelle (SBP) de la taille d'un walkman. Un des aspects novateurs du projet est de permettre à la SBP de "converser" avec le patient afin d'acquérir un certain nombre d'informations sur sa condition. Le recueil et la fusion de ces informations couplées aux signaux issus des capteurs permettra de faire de l'aide au diagnostic préliminaire, implantée sur la SPB. Si une pathologie est suspectée ou si le patient lui-même appuie sur un bouton d'urgence, la SPB enverra toutes ces informations à un centre d'appel médical, soit en passant par un réseau fixe (dans la maison), soit par le GPRS (à l'extérieur de la maison), soit dans le cas d'absence totale de connexion par les deux réseaux précédents, par les satellites. Tout ce projet sera validé durant une phase d'essai sur des patients dans leur environnement habituel, hors de l'hôpital. De plus amples informations peuvent être trouvées sur <http://ursafe.tesa.prd.fr>. Une vision d'ensemble du projet est présentée sur la figure 4.1.

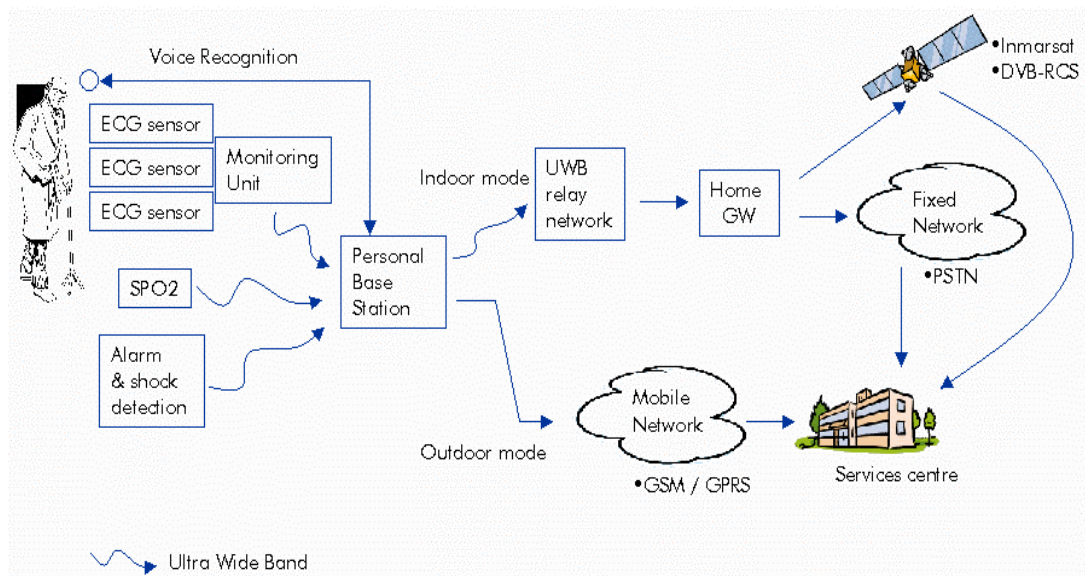


Fig. 4.1: Schéma global du projet U-R-Safe : du patient avec ses capteurs au centre médical d'appel.

5 - Publications

LIVRES

[L-1] auteur de deux chapitres (Chapitre 6 - *Modélisation de séries temporelles stationnaires* et Chapitre 9 - *Analyse spectrale de signaux aléatoires non stationnaires*) de “Analyse Spectrale”, sous la direction de F.Castanié, publié dans la collection IC2 , Editions Hermès, 2003.

[L-2 en cours] Co-auteur de “ASPECT : une stratégie pour l’interprétation en analyse spectrale”, à publier dans la collection EDF, Editions Eyrolles.

[L-3 en cours] auteur d’un chapitre (Chapitre 11 - *Modélisation paramétrique non stationnaire et analyse temps-fréquence paramétrique*) de “Temps-Fréquence / Temps-Echelle”, sous la direction de F.Hlawatsch, à publier dans la collection IC2 , Editions Hermès.

ARTICLES DE REVUES

[AR-1] C.Mailhes, F.Castanié, P.Vermande, “Spectral Image Compression”, *Journal of Optics*, Vol. 21, n°3, pp. 121-132, 1990.

[AR-2] T.Robert, C.Mailhes, “Effet d’une perturbation sur l’estimation de modèles autorégressifs”, *Journal de Physique III*, Vol. 4, pp. C5-1383 - C5-1386, mai 1994.

[AR-3] A.Ducasse, C.Mailhes, F.Castanié, “Estimation de fréquences : Panorama des méthodes paramétriques”, *Revue Traitement du Signal et des Images*, vol 15, n°2, pp.149-162, 1998.

[AR-4] P.Goupil, C.Mailhes, V.Klaus, “RASS time serie parametric modeling : a way to overcome the classical Fourier analysis”, *Physics and Chemistry of the Earth, Physics and Chemistry of the Earth, Journal of the European Geophysical Society, Part B*, 26/3, pp. 231-237, 2001.

[AR-5] B.Lacaze, C.Mailhes, “ Interlaced Sampling Corrupted by Noise”, *Sampling theory in Signal and Image processing*, vol 2, n°1, pp. 1-24, january 2003.

[AR-6 en cours de soumission] B.Lacaze, C.Mailhes, “Reconstruction of sampled complex processes with timing jitter”, soumis à *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurements*, juillet 2002.

[AR-7 en cours de soumission] F. Mouchet, C. Mailhes, V.Ferrier, A. Devaux, “In vivo detection of DNA lesions induced by alkylating chemicals EMS (ethyl methanesulfonate) and MMS (methyl methanesulfonate) using the alkaline comet assay and the micronucleus test on amphibian larvae”, soumis à *Mutation Research*, Elsevier Ed.

CONGRES INTERNATIONAUX AVEC ACTES ET COMITE DE LECTURE

[CI-1] C.Mailhes, F.Castanié, P.Vermande, "Parsimonious modeling of interferograms and correlation functions", *EUSIPCO 88*, Grenoble, France, September 5-8, 1988, Vol 1, pp. 399-402.

[CI-2] C.Mailhes, F.Castanié, P.Vermande, "Coding of interferograms and correlation functions", *EUSIPCO 88*, Grenoble, France, September 5-8, 1988, Vol 2, pp. 1003-1006.

[CI-3] C.Mailhes, F.Castanié, P.Vermande, "Spectral Image Compression", *The International Congress on Optical Science and Engineering (ECO2 89)*, organised by EUROPTICA and SPIE, Paris, France, April 24-28, 1989, Vol 1129, pp. 85-90.

[CI-4] C.Mailhes, F.Castanié, P.Vermande, "Spatial redundancy reduction in high spectral resolution images using parametric modeling", *SPIE 89 Congress*, San Diego, USA, August 6-11, 1989, Vol 1154, pp. 295-305.

[CI-5] C.Mailhes, F.Castanié, "An Alternative Prony Model Representation", *Proc. of IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech and Sig. Proc. (ICASSP'91)*, Toronto, Canada, May 14-17, 1991, pp. 3157-3160.

[CI-6] C.Mailhes, F.Castanié, "Statistical Properties of AR parameters versus Reflexion coefficient Quantization", *International Conf. on Digital Signal Processing 91*, Florence, Italy, September 4-6, 1991, pp. 97-101.

[CI-7] S.Yvetot, C.Mailhes, "EMP Signal modal analysis", *EUROEM 94*, Bordeaux, France, May 29 - June 3, 1994, Volume 2, Chapter 14, pp. 1333-1340.

[CI-8] T.Robert, C.Mailhes, "AutoRegressive Estimation on signals presenting abrupt changes", *EUSIPCO 94*, Edinburgh, Scotland, September 13-16, 1994, pp. 1728-1731.

[CI-9] T.Robert, C.Mailhes, "New Abrupt Change Detector using Walsh functions", *IEEE Symp. on Time-Frequency and Time-Scale Analysis 94*, Philadelphia, USA, October 25-28, 1994, pp. 213-216.

[CI-10] A.Ducasse, C.Mailhes, "Amplitude and Phase Estimator Study in Prony's method for noisy exponential data", *Proc. of IEEE Int. Conf. on Acoust., Speech and Sig. Proc. (ICASSP'95)*, Detroit, USA, May 8-12, 1995, pp. 1796-1799.

[CI-11] T.Robert, C.Mailhes, "Continuously evolving classification using time-varying AR modeling", *IEEE Symp. on Time-Frequency and Time-Scale Analysis 96*, Paris, France, June 18-21, 1996.

[CI-12] C.Mailhes, F. Castanié, "High Resolution Frequency and Time Analysis", *IEEE Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED'97)*, Carry-le-Rouet, France, September 1-3, 1997, pp. 156-163 (**invited paper**).

[CI-13] A.Prieto Guerrero, C.Mailhes, "On the choice of an Electromyogram data Compression method", *IEEE EMBS 97*, Chicago, USA, October 30 - November 2, 1997, pp. 1558-1561.

[CI-14] M.Barakat, C.Mailhes, "Combining Fractal Coding and Exact Contour Coding for Medical Image Compression", *IASTED Int. Conf. Signal Processing and Communications*, Canary Islands, February 11-14, 1998.

[CI-15] F.Castanié, C.Mailhes, A.Prieto Guerrero, "The AR/ARMA approaches in voluntary and stimulated contractions", *SENIAM, 3rd Workshop on Signal Processing Methods for Surface ElectroMyography (SEMG)*, Nice, France, October 9-10, 1998, pp. 72-78 (**invited paper**).

[CI-16] C.Mailhes, F.Castanié, A.Prieto Guerrero, "Compression of SEMG signals with application to monitoring", *SENIAM, 3rd Workshop on Signal Processing Methods for Surface ElectroMyography (SEMG)*, Nice, France, October 9-10, 1998, pp.194-199 (**invited paper**).

[CI-17] A.Prieto Guerrero, C.Mailhes, "First results on new modeling-based ECG data compression methods", *IEEE EMBS 98*, Hong-Kong, Chine, October 29 - November 1, 1998, pp. 194-197.

[CI-18] P.Goupil, C.Mailhes, V.Klaus, "Improvement in temperature measurements with RASS : a parametric modeling and wavelet-packet based analysis", *General Assembly of the European Geophysical Society*, The Hagues, Netherlands, April 19-23, 1999, published in the *Journal of Geophysical Research Abstracts*, Volume 1, 1999.

[CI-19] P.Goupil, C.Mailhes, V.Klaus, "RASS time serie parametric modeling : a way to overcome the classical Fourier analysis", *General Assembly of the European Geophysical Society*, The Hagues, Netherlands, April 19-23, 1999, published in the *Journal of Geophysical Research Abstracts*, Volume 1, 1999.

[CI-20] B. Lacaze, C. Mailhes and F. Castanié., "Using Clock Changes in Multipath Applications", ICASSP 2000, Ankara, vol VI, pp. 3838-3841.

[CI-21] P.Goupil, C.Mailhes, V.Klaus, "RASS signal processing improvment : a parametric approach", Proc of the 9th International Workshop on technical and scientific aspects of MST Radar (MST9), Toulouse, France, pp 443-446, march 2000.

[CI-22] P.Goupil, C.Mailhes, V.Klaus, "Using Prony modeling for advanced RASS signal processing", Proc.of the 5th International Symposium on Tropospheric profiling : Needs and Technology, Adelaïde, Australia, pp 97-99, december 2000.

[CI-23] C. Mailhes, B. Lacaze, "Jitter Effects in a Multipath Environment", ICASSP 2001, Salt Lake City, USA, vol VI, pp. 3905-3908, 2001.

[CI-24] A Prieto, C Mailhes, "Multichannel ECG Data Compression Method Based on a New Modeling Method", *28 th Annual Computers in Cardiology Conference*, Rotterdam, 23-26 September 2001, pp. 261-264.

[CI-25] B.Lacaze, C.Mailhes, "Influence of a random integration width on periodic sampling", IEEE ICASSP2002, vol2, pp 1189-1192, Orlando, USA, 2002.

[CI-26] D.Bonacci, P. Michel, C. Mailhes, " Spectral estimation using subband decomposition and frequency warping ", IEEE ICASSP 2002.

[CI-27] D.Bonacci, P.Michel, C.Mailhes, "Subband decomposition and frequency warping for spectral estimation", Proc. EUSIPCO 2002, Toulouse, France, vol 3, pp 147-150, 3-6 Septembre 2002.

[CI-28] D.Bonacci, C.Mailhes, P.Djuric, "Improving frequency resolution for correlation-based spectral estimation methods using subband decomposition", IEEE ICASSP 2003, Hong-Kong, China.

CONGRES NATIONAUX AVEC ACTES ET COMITE DE LECTURE

[CN-1] C.Mailhes, F.Castanié, "Analyse des effets de quantification sur un interférogramme comprimé", *GRETSI 89*, Juan les Pins, France, 12-16 juin 1989, pp. 327-330.

[CN-2] C.Mailhes, "ARPRO, un nouveau modèle de signal", *GRETSI 93*, Juan les Pins, France, 13-16 juin 1993, Vol 1, pp. 113-116.

[CN-3] S.Yvetot, C.Mailhes, J.C.Biotteau, "L'analyse de Prony multi-modèle et multi-date de signaux transitoires", *GRETSI 93*, Juan les Pins, France, 13-16 juin 1993, Vol 1, pp. 109-112.

[CN-4] T.Robert, C.Mailhes, "Effet d'une perturbation sur l'estimation de modèles autorégressifs", *SFA 94*, Toulouse, France, 4-6 mai 1994.

[CN-5] A.Prieto Guerrero, C.Mailhes, "Comparaison de méthodes de compression appliquées aux Electromyogrammes", *GRETSI 97*, Grenoble, France, 15-19 septembre 1997, Vol 1, pp. 47-50.

[CN-6] M.Durnerin, N.Martin, C.Mailhes, G.Lejeune, J.Liénard, J.L.Lacoume, F.Castanié, P.Prieur, G.Goulet, A.Silvent, "Démarche d'Analyse Spectrale en vue d'une interprétation automatique, application à un signal d'engrenages", *GRETSI 97*, Grenoble, France, 15-19 septembre 1997, Vol 1, pp. 539-542.

[CN-7] G.Lejeune, J.L.Lacoume, P.Marchand, M.Durnerin, N.Martin, J.Liénard, A.Silvent, C.Mailhes, F.Castanié, P.Prieur, G.Goulet, "Cyclostationnarités d'ordre 1 et 2 : application à des signaux vibratoires d'engrenages", *GRETSI 97*, Grenoble, France, 15-19 septembre 1997, Vol 1, pp. 323-326.

[CN-8] M.Barakat, C.Mailhes, F.Castanié "Compression Fractale et Arbre Binaire", *4èmes Journées d'études et d'échanges : COmpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels (CORESA 98)*, Lanion, France, 9-10 juin 1998.

[CN-9] P.Goupil, C.Mailhes, V.Klaus, "Analyse par Ondelettes et Méthodes Paramétriques en Météorologie : application aux mesures de température par télédétection radio-acoustique", *GRETSI 99*, Vannes, France, 11-18 septembre 99.

[CN-10] A.Ducasse, C.Mailhes, F.Castanié, "Estimation fréquentielle et échantillonnage : les bons choix", *GRETSI 99*, Vannes, France, 11-18 septembre 99.

[CN-11 en cours de soumission] B.Lacaze, C.Mailhes, "Formes d'échantillonnage adaptées à la gigue", soumis au *GRETSI 03*.

DIVULGATIONS SCIENTIFIQUES

[DS-1] C.Mailhes, F.Castanié, P.Vermande, "Compression d'Images Spectrales", *Horizons de l'optique 89*, Jouy-en-Josas, France, 30 août - 1er septembre 1989.

[DS-2] C.Mailhes, "Modeling and Compression of Interferograms, Application to interferometric images", *Signal Processing*, Vol. 20, n°3, July 1990, p. 267-268 (Thesis Alerts).

[DS-3] C.Mailhes, "Modeling and Compression of Interferograms, Application to interferometric images", *IEEE ASSP Magazine*, October 1990, p. 39 (Ph D Abstracts).

[DS-4] C.Mailhes, "Modélisation et Compression d'Interférogrammes, Application aux images interférométriques", *Revue traitement du signal*, Vol. 7, n°3, 1990, p. 233-234 (Informations Thèses).

[DS-5] C.Mailhes, "Modélisation et Compression d'Interférogrammes, Application aux images interférométriques", *La Lettre du CNES*, n°129, août 1990, p. 30 (Thèses dans le domaine spatial).

[DS-6] C.Mailhes, "Compression d'Images Spectrales en Télédétection", *Courrier du CNRS*, Numéro spécial *Signaux et Images*, juin 1991, p. 51.

[DS-7] C.Mailhes, F.Castanié, "Le Traitement du Signal et des Images en Biomédical dans le groupe SIC du LEN7 de l'ENSEEIH", *VIèmes Rencontres EUROREGION : ingénierie biomédicale*, Barcelone, Espagne, 10-11 Juin 1997.

[DS-8] D.Estève, J.Boucher, C.Mailhes, N.Harchani, "L'Electronique au service de la Dynamique de Santé", *Canal N7*, n°51, pp.7-10, mars-avril 1999.

[DS-9] C.Mailhes, F.Castanié, S.Henrion, L.Lareng, A.Alonso, J.L.Weber, B.Zeevi, P.Lochelongue, Y.Depeursinge, V.Kollias, M.Ferrhaoui, "The U-R-Safe project : an innovative multidisciplinary approach

for an "anywhere" care of the elderly", *2nd International Telemedicine Symposium in Gothenburg*, Sweden, December 15-19, 2002.

[DS-10] F.Castanié, C.Mailhes, S.Henrion, L.Lareng, A.Alonso, J.L.Weber, B.Zeevi, P.Loche-longue, J.Luprano, V.Kollias, M.Ferrhaoui, "The U-R-Safe project : multidisciplinary approach for a fully nomad care of patients ", Invited paper for *SETIT 2003*, Tunisia, March 17-21, 2003.

[DS-11] C.Mailhes, F.Castanié, S.Henrion, L.Lareng, A.Alonso, J.L.Weber, B.Zeevi, P.Loche-longue, J.Luprano, V.Kollias, M.Ferrhaoui, "The U-R-Safe telemedicine project : improving health care of the elderly", *European Federation for Medical Informatics MIE 2003*, Saint Malo, France, 4-7 May 2003.

RAPPORTS DE CONTRAT

[R-1] C.Mailhes, "Méthodes de compression", *Rapport d'avancement des travaux n°1*, Bourse CNES, Janvier 1987.

[R-2] C.Mailhes, *Rapport d'avancement des travaux n°2*, Bourse CNES, Juin 1987.

[R-3] C.Mailhes, *Rapport d'avancement des travaux n°3*, Bourse CNES, Avril 1988.

[R-4] C.Mailhes, *Rapport d'avancement des travaux n°4*, Bourse CNES, Avril 1989.

[R-5] C.Mailhes, "Modélisation et compression des interférogrammes", *Rapport de contrat final CNES*, Novembre 1990.

[R-6] C.Mailhes, "Etude et Réalisation d'un outil de compression/ décompression de signaux physiologiques", *Rapport de contrat Région Midi-Pyrénées*, Janvier 1996.

[R-7] C.Mailhes, M.Chabert, "La réduction de bruit dans les publiphones", *Rapport de contrat Schlumberger*, novembre 1998.

[R-8] M.Chabert, C.Mailhes, N. Thomas, A.Ducasse, F.Castanié "Parametric processing of radar signals in the RadarNet project", deliverable for the RadarNet project, March 2000.

[R-9] "Universal Remote Signal Acquisition For hEalth (U-R-SAFE)", *6th PRCD Proposal : Parts A, B and C submitted to IST-01-1-1A call*, June 2001.

[R-10] S.Henrion, C.Mailhes, "Biomedical Signal processing and analysis", D3 deliverable for the U-R-SAFE project, April 2003.

Partie II

Autour de l'Analyse Spectrale

6 - Analyse Spectrale et ses applications

Mon travail de thèse portait sur la compression de signaux d'interférogrammes, signaux issus d'un nouvel instrument d'observation de la terre qui n'a malheureusement pas eu l'avenir que ces concepteurs lui souhaitaient. Néanmoins, si on devait résumer mon travail de thèse en deux idées, ce serait "**modélisation paramétrique**" et "**compression**". Naturellement, à la suite de ma thèse, j'ai continué à travailler sur des sujets proches de la modélisation paramétrique et de ses applications. C'est pourquoi la majorité des thèses que j'ai co-encadrées jusqu'à présent portent sur des thèmes d'analyse spectrale et de modélisation paramétrique. Toutefois, le thème de la compression ne m'a pas échappé : il m'a conduit à mettre en place un cours pour les élèves de 3ème année de l'ENSEEIH mais aussi à continuer de l'explorer au travers d'une thèse (voir 6.5). Dans ce qui suit sont présentés tous les thèmes de recherche sur lesquels j'ai travaillé depuis la fin de ma thèse, au travers de co-encadrements de cinq thèses, toutes soutenues aujourd'hui.

6.1 Modélisation de signaux à ruptures brutales

Peu de temps après la soutenance de ma thèse, j'ai souhaité m'impliquer dans l'encadrement d'étudiants en thèse. Ainsi, la première thèse que j'ai co-encadrée (voir page 16) était liée à une bourse MESR. Ainsi, Thierry Robert a démarré sa thèse en octobre 1991 et l'a soutenue en janvier 1996. Le groupe de recherche auquel j'appartiens a un long passé en modélisation paramétrique et une forte expérience en techniques de classification, basées sur des paramètres issus de cette modélisation. Une des questions qui restait ouverte était de comprendre comment ces techniques de classification se comportaient en présence d'une rupture dans un signal, c'est-à-dire en présence d'un passage brutal d'une classe à une autre. Cette question a été l'idée directrice de la thèse et elle revenait en tout premier lieu à se demander comment les algorithmes de modélisation allaient réagir lorsque, appliqués "en ligne" à l'aide d'une fenêtre de modélisation glissante, ils allaient rencontrer une rupture dans le signal à modéliser.

Ainsi, ce travail de thèse [59] s'est intéressé à l'évolution des paramètres autorégressifs le long d'une rupture. Le premier point à résoudre était de définir clairement le type de ruptures qui allaient être étudiées ensuite.

6.1.1 Définition des différentes ruptures

Nous avons ainsi décidé de travailler sur trois types de ruptures que nous avons qualifiées de "*rupture brutale*", "*rupture somme*" et "*rupture douce*". La rupture brutale se définit comme la présence dans un signal $y(n)$ d'un passage brutal d'un signal $x_1(n)$ à un autre signal $x_2(n)$, tous deux pouvant être considérés comme des sorties de filtres autorégressifs différents. Cette rupture est illustrée sur la figure 6.1. Ce type de rupture très simple se retrouve par exemple, dans le domaine des télécommunications lors de l'étude de systèmes en commutation.

La rupture somme modélise l'addition d'un deuxième signal $x_2(n)$ sur un premier signal $x_1(n)$ à un

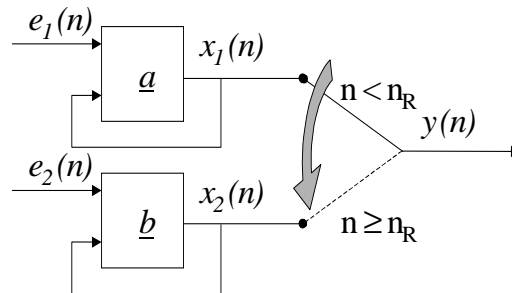


Fig. 6.1: Modèle de rupture brutale.

instant donné, ces deux signaux étant supposés des sorties de filtres autorégressifs différents. Ce cas de rupture, illustré sur la figure 6.2, se retrouve dans beaucoup de signaux physiques. Un exemple peut être pris parmi les signaux servant à l'atterrissage des avions (ILS - Instrument Landing System) dans lesquels le code morse de l'aéroport vient se rajouter, par bouffées, au signal utile [48].

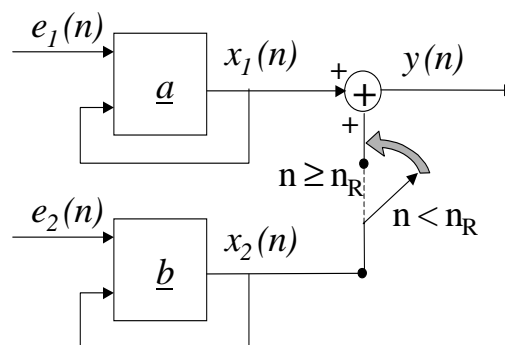


Fig. 6.2: Modèle de rupture somme.

Enfin, le troisième type de rupture envisagée est celui dans lequel le signal est la sortie d'un filtre autorégressif (AR) dans lequel le vecteur paramètre AR évolue brusquement d'une valeur \underline{a} vers une autre \underline{b} . Ce type de rupture se rencontre aussi dans de nombreuses applications dans lesquelles le phénomène observé subit un changement brusque. Il se trouve par exemple lors d'un cas de rupture mécanique dans un pont autoroutier. En effet, pour la stabilité de ces ouvrages, on utilise des cables d'acier composés de filins d'acier entrelacés. Lorsqu'un de ces filins se rompt, la réponse du pont au passage d'un véhicule peut se modéliser comme une rupture douce telle que celle présentée ici et illustrée sur la figure 6.3.

Une fois ces trois modèles de rupture définis, nous nous sommes intéressés à l'évolution des coefficients autorégressifs estimés sur le signal $y(n)$ le long des différentes ruptures, en supposant dans un premier temps que la fonction d'autocorrélation du signal $y(n)$ était parfaitement connue.

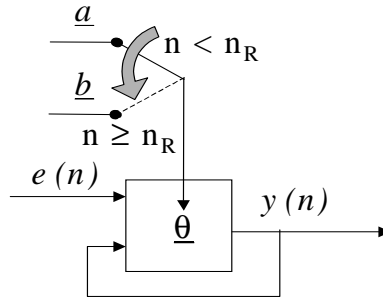


Fig. 6.3: Modèle de rupture douce.

6.1.2 Evolution des coefficients AR le long des différentes ruptures

La modélisation AR glissante appliquée au signal $y(n)$ fournit l'estimation de paramètres AR notés $\{c_n(k)\}_{k=1,\dots,p}$. La notation c_n permet de mettre en évidence le fait que les valeurs de ces paramètres vont évoluer en fonction de l'instant n où se fait l'estimation. Dans cette première approche, nous avons supposé connues toutes les fonctions d'autocorrélation nécessaires et cherchons à comprendre le mieux possible l'évolution du vecteur AR $\underline{c}_n = [c_n(1) \cdots c_n(p)]^T$ en fonction de l'instant d'estimation n , en particulier de part et d'autre de l'instant de rupture n_R .

Ainsi, dans le cas d'une rupture brutale, l'expression des coefficients AR $\{c_n(k)\}_{k=1,\dots,p}$ a pu être trouvée [60], [61], en supposant que les signaux $x_1(n)$ et $x_2(n)$ (avant et après rupture, voir figure 6.1) sont non corrélés. On s'aperçoit ainsi que lorsque l'estimation se fait à un instant n tel que $n_R + 1 \leq n \leq n_R + p$, on obtient un modèle AR d'ordre p , dépendant uniquement de la fonction d'autocorrélation du signal $x_2(n)$ et dont seulement $n - n_R - 1$ coefficients sont non nuls. Bien évidemment, lorsqu'on se place avant la rupture ($n \leq n_R$) ou suffisamment après la rupture ($n > n_R + p$), on retrouve l'estimation du modèle AR d'ordre p effectuée sur les signaux $x_1(n)$ ou $x_2(n)$. Comme la question à l'origine du travail de thèse concernait l'étude du comportement de méthodes de classification basées sur des modèles paramétriques en présence d'une rupture brutale, il nous a paru intéressant aussi de s'intéresser à l'évolution de la loi statistique des coefficients AR ainsi estimés. Ainsi, en supposant connue la loi du vecteur \underline{b} (vecteur des paramètres AR du signal $x_2(n)$), nous avons donné l'expression théorique de la loi du vecteur \underline{c}_n , estimé après l'instant de rupture [64].

Dans le cas d'une rupture somme, nous avons tout d'abord étudié un cas particulier dans lequel les signaux $x_1(n)$ et $x_2(n)$ sont corrélés. Nous supposons que les bruits excitateurs des deux filtres AR sont identiques : $e_1(n) = e_2(n)$ (voir figure 6.2). Dans ce cas, une expression simple des coefficients AR $\{c_n(k)\}_{k=1,\dots,p}$ n'a pas pu être trouvée mais l'étude fournit une solution numérique de l'évolution des coefficients. Dans un deuxième temps, nous nous sommes ramenés à une hypothèse simplificatrice en considérant les bruits $e_1(n)$ et $e_2(n)$ non corrélés. Cela permet d'aboutir à une expression générale du vecteur \underline{c}_n estimé à l'instant n . Lorsque n est tel que $n_R + 1 \leq n \leq n_R + p$, l'expression de ce vecteur de paramètres dépend des vecteurs \underline{a} et \underline{b} , ainsi que des fonctions d'autocorrélation de $x_1(n)$ et $x_2(n)$. L'étude de la loi de ce vecteur s'est avérée trop complexe pour aboutir à un résultat intéressant.

Enfin, dans le cas de la rupture douce, si les fonctions d'autocorrélation sont toutes supposées connues,

l'estimation du vecteur de paramètre \underline{c}_n fournit des résultats évidents : avant la rupture, $\underline{c}_n = \underline{a}$, tandis qu'après la rupture, $\underline{c}_n = \underline{b}$. Ceci nous a conforté dans l'idée qu'il fallait absolument étudier l'influence de l'estimation des fonctions d'autocorrélation intervenant dans l'estimation AR en présence de ruptures. Toutefois, avant de s'intéresser à ce problème, nous avons pris soin de valider tous ces résultats théoriques sur des exemples de simulation des diverses ruptures, soit en simulant les signaux $x_1(n)$ et $x_2(n)$ à partir de modèles AR théoriques, soit en utilisant pour ces signaux des signaux réels.

6.1.3 Influence de l'estimation des fonctions d'autocorrélation

Ainsi, dans un deuxième temps, nous considérons le cas où, préalablement à la résolution des équations de Yule-Walker, la fonction d'autocorrélation de $y(n)$ est estimée à l'aide d'un estimateur classique (biaisé ou non biaisé) qui utilise la connaissance du signal sur une fenêtre de longueur N : $y(n), y(n-1), \dots, y(n-N+1)$. Dans les cas de ruptures brutale et somme, l'expression de $E[\hat{c}_n]$ est donnée, mettant en évidence une dépendance vis-à-vis de l'instant n considéré, de la longueur N de la fenêtre ainsi que des puissances relatives de $x_1(n)$ et $x_2(n)$. L'influence de ces paramètres est illustrée sur divers exemples, permettant de valider les développements théoriques effectués. Le cas de la rupture douce est plus difficile à traiter. Pour ce type de rupture, une représentation d'état est employée conduisant à l'expression du biais et de la variance de la matrice (et du vecteur) d'autocorrélation.

Cette partie de l'étude a permis de montrer que, dans les trois catégories de rupture envisagées, l'évolution des coefficients AR ne se fait pas linéairement entre leur valeur avant la rupture et celle après la rupture. Cette évolution dépend de plusieurs facteurs comme, par exemple, la puissance relative des signaux avant et après la rupture.

Après avoir étudié le comportement de la modélisation AR en présence de diverses ruptures, il nous a semblé judicieux de s'intéresser au comportement du modèle AR évolutif, outil particulièrement adapté en présence de non-stationnarités.

6.1.4 Modèle AR évolutif

Dans cette partie, nous avons étudié l'intérêt de l'utilisation de la modélisation AR évolutive (ARE) en présence de ruptures. Tout d'abord, nous retrouvons au travers d'exemples illustratifs une idée intuitive : a priori, dans le cas de ruptures plus ou moins brutales, il paraît plus approprié d'appliquer la modélisation ARE en utilisant non pas des fonctions de base "douces" (comme les fonctions de Fourier ou les fonctions puissances) mais des fonctions de base présentant elles-mêmes des transitions brutales comme les fonctions de Walsh ou de Haar. Les exemples mettent en évidence que le spectre ARE permet de détecter la présence d'une rupture à condition d'utiliser de telles fonctions de base. Le tracé de l'évolution des coefficients autorégressifs issus de la modélisation ARE permet aussi de nettement mettre en évidence la présence d'une rupture, à condition là encore, d'utiliser des fonctions de base appropriées. Une comparaison entre le tracé des coefficients AR obtenus par modélisation glissante et par modélisation évolutive permet de confirmer l'intérêt des deux approches. Si la modélisation glissante fournit une évolution "douce" des coefficients avant et après la rupture, cette évolution démarre à l'instant précis de la rupture, à condition d'effectuer la modélisation glissante sur chaque échantillon. Par contre, la modélisation ARE présente une évolution brutale des coefficients mais ne permet pas de déterminer l'instant précis de la rupture.

Toutefois, nous avons proposé une technique itérative, basée sur la modélisation ARE utilisant les

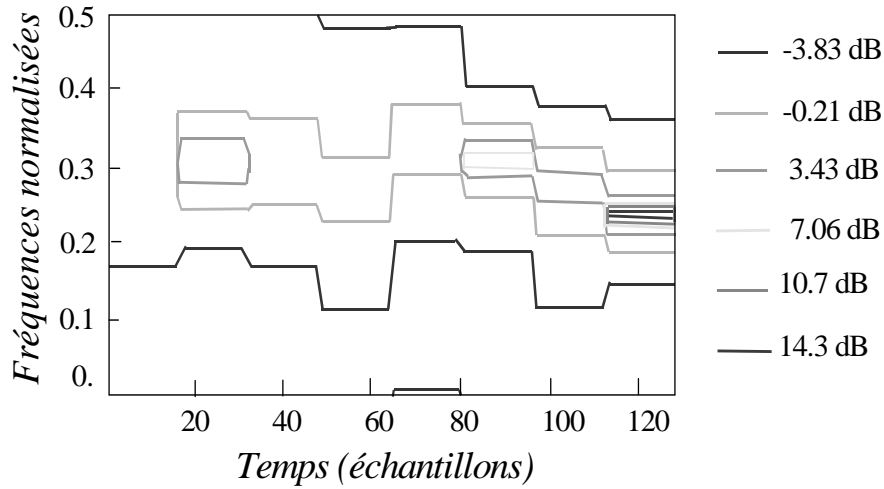


Fig. 6.4: Spectre AREW d'un signal avec rupture brutale représenté par les contours (ordre du modèle $p = 3$, nombre de fonctions de base $M = 8$)

fonctions de Walsh (AREW) comme fonctions de base, permettant de détecter et d'estimer l'instant de rupture [62]. Une approche simple est de construire un détecteur basé sur la représentation du spectre évolutif par les contours : un spectre temps-fréquence peut alors être tracé, sous forme de contours, chacun des contours correspondant à des isovalues du spectre évolutif. La figure 6.4 présente un exemple de spectre AREW estimé sur un signal présentant une rupture brutale à $t = 100$. Plus précisément, pour $t \leq 100$, le signal est un modèle AR d'ordre 3 de vecteur paramètre $[0.2 \ 0.5 \ -0.3]^T$ et pour $t > 100$, le vecteur paramètre change brusquement et devient $[-0.3 \ 0.9 \ -0.3]^T$.

Sur cette représentation, notre œil semble “détecter” la présence d'une rupture autour de $n_R = 100$ (un peu avant). En se basant sur cette constatation, nous avons imaginé de calculer le profil de l'image temps-fréquence ainsi obtenue. Ainsi, si pour un instant donné, le contour est représenté par une ligne verticale (le temps étant sur l'axe horizontal), cet instant sera représenté par un pic dans le profil de l'image. Ce pic sera d'autant plus grand que le contour aura une valeur importante correspondant à une valeur du spectre élevé. Sur la figure 6.5, nous avons représenté le profil de l'image correspondant à la figure 6.4.

Un pic important apparaît autour de l'instant $\widehat{n}_R = 96$. Toutefois, la limitation de cette technique vient de la définition même des fonctions de Walsh. En effet, ces fonctions sont constantes par morceaux de longueur T (liée au nombre de points de signal et au degré choisi de la base). De ce fait, si la rupture intervient dans un instant quelconque de cet intervalle, l'allure du profil sera la même avec un pic situé toujours au même instant. En fait, utiliser $M = 8$ fonctions de Walsh sur $N = 128$ points ne permet de prendre en compte que 7 instants possibles de ruptures (équi-espacés sur les 128 points). Ainsi, le profil de la figure 6.5 permet non pas d'estimer l'instant de rupture à $\widehat{n}_R = 96$ mais plutôt d'estimer que l'instant de rupture se situe entre 80 et 112. C'est pourquoi, l'utilisation de ce profil d'image temps-fréquence doit être associée à un algorithme itératif. A partir du profil de l'image 6.5, on propose une première estimation de l'instant de rupture \widehat{n}_R , en sachant que le véritable instant de rupture est situé dans l'intervalle

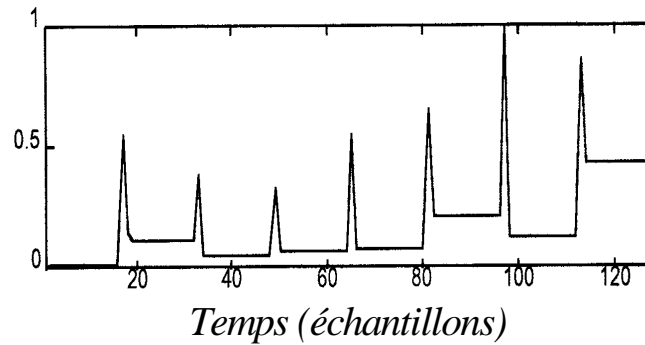


Fig. 6.5: Profil (normalisé) de l'image temps-fréquence précédente.

$I_1 = [\widehat{n}_R - T, \widehat{n}_R + T]$. On réitère ensuite une modélisation AREW sur les échantillons de cet intervalle I_1 . Cette nouvelle modélisation permet d'estimer un nouveau spectre AREW et d'en déduire un deuxième profil d'image qui permet de fournir une deuxième estimation de l'instant de rupture dans un intervalle I_2 plus étroit. On réitère la procédure jusqu'à obtenir l'intervalle de confiance le plus étroit possible. Toutefois, à chaque itération, le nombre de points de signal utilisés pour la modélisation diminuant, il faut diminuer soit le nombre de fonctions de base M , soit l'ordre de modélisation p de manière à éviter des instabilités numériques.

Un autre estimateur de l'instant de rupture a aussi été proposé, basé sur la somme des coefficients de la décomposition par ARE.

Tout au long de ce travail, nous nous sommes intéressés à l'évolution des paramètres AR le long de diverses ruptures. Toutefois, les paramètres AR n'ont pas d'interprétation physique immédiate et ne sont peut être pas le meilleur jeu de paramètres à utiliser afin de mettre en évidence un phénomène de rupture dans un signal. C'est pourquoi nous nous sommes intéressés à un autre jeu de paramètres équivalents : les pôles associés au modèle AR qui présentent l'intérêt d'une signification physique directe. Cependant, dans un contexte évolutif comme celui qui caractérise notre étude, il nous a semblé judicieux d'étudier le comportement d'un type particulier de pôles : les pôles évolutifs de Kamen.

6.1.5 Les pôles évolutifs de Kamen

Dans le cadre d'une modélisation AR, le calcul des pôles est directement lié aux coefficients autorégressifs $\{a_k\}_{k=1,\dots,p}$. En effet, les pôles représentent les racines du polynôme

$$A(z) = \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}. \quad (6.1)$$

Dans le cas de modèles AR évolutifs, il est alors nécessaire de suivre l'évolution de chaque pôle. Afin de suivre la trajectoire d'un pôle donné, une solution consiste à sélectionner à l'instant n le pôle dont la distance avec le pôle considéré à l'instant $n - 1$ est minimale. Cette méthode d'affectation peut être valable si l'évolution des pôles n'est pas trop rapide mais en cas de rupture brutale, elle n'est sans doute plus utilisable. C'est pourquoi nous nous sommes intéressés à la définition des pôles évolutifs donnée par

Kamen [29]. L'idée n'était pas de faire une étude théorique précise de l'évolution des pôles de Kamen en cas de rupture brutale dans le signal mais plutôt d'illustrer par des exemples ce comportement.

Nous avons ainsi choisi de tracer la trajectoire des pôles à droite de Kamen pour différents cas d'évolutions des coefficients AR : évolution "douce" (voir figure 6.3), évolution linéaire au cours du temps d'un des coefficients ou évolution brutale (voir figure 6.1). En particulier, nous avons montré que lorsque ces évolutions des paramètres AR se terminent par un jeu de paramètres AR correspondant à des pôles complexes conjugués (non réels), alors les pôles de Kamen ne convergent pas vers ces pôles mais effectuent une trajectoire finale encerclant les pôles complexes conjugués. De plus, dans ce cas-là, à chaque instant, les pôles de Kamen ne sont pas complexes conjugués. La figure 6.6 présente un exemple d'évolution des paramètres d'un modèle AR d'ordre 2. La figure de gauche illustre la trajectoire suivie par les deux paramètres : l'un reste constant, l'autre subit une rupture brutale. L'évolution correspondante des pôles est donnée sur la figure de gauche : le phénomène de rupture brutale conduit à passer d'une paire de pôles complexes conjugués (z_1, z_1^*) à une autre paire de pôles complexes conjugués (z_2, z_2^*). L'évolution des pôles de Kamen est tracée sur la figure de gauche de 6.7 : on observe une trajectoire circulaire autour de la paire de pôles complexes conjugués z_2 et z_2^* . D'autre part, nous avons montré l'importance de l'initialisation dans le calcul itératif des pôles de Kamen. Une initialisation erronée conduit à une trajectoire très différente de celle attendue. Ainsi, si l'initialisation est correcte sur la figure de gauche de 6.7, elle est erronée sur la figure de droite. Les pôles de Kamen ne décrivent plus une trajectoire circulaire autour de z_2 et z_2^* .

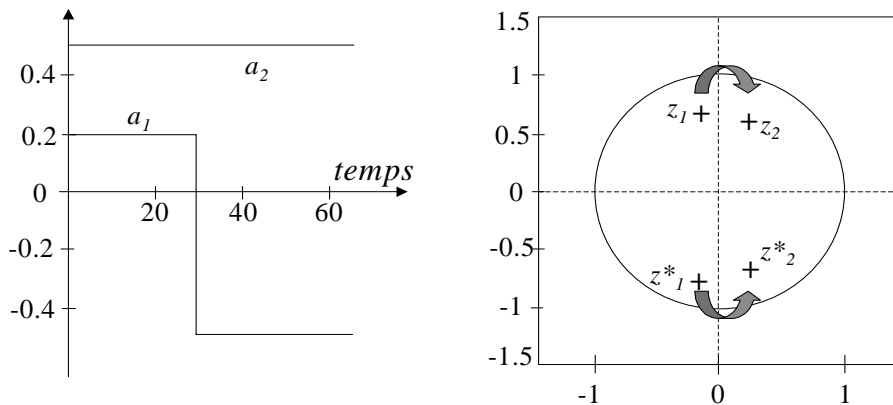


Fig. 6.6: Exemple d'évolution de paramètres AR (ordre 2) et des paires de pôles correspondantes.

Ces comportements semblent indiquer que l'utilisation des pôles de Kamen dans un contexte de rupture brutale ne paraît pas très indiquée.

6.1.6 Application à la classification continue de signaux à rupture brutale

Tout au long de ce travail de thèse, nous avons étudié le comportement de différentes modélisations (AR glissant, ARE avec le cas particulier de l'AREW) en présence d'une rupture sur le signal. Nous avons montré que l'évolution brutale sur le signal se traduit, sur les coefficients du modèle estimé, par une

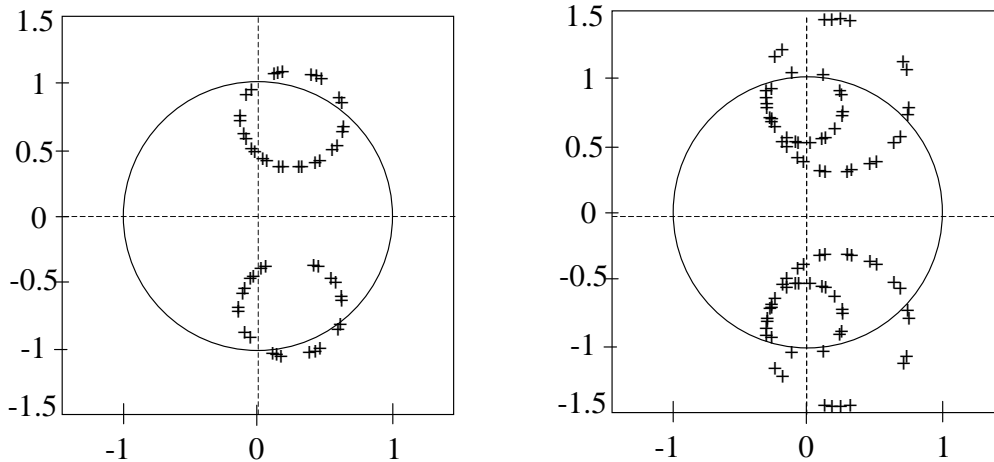


Fig. 6.7: Evolution des pôles de Kamen correspondant à l'évolution des paramètres AR de la figure précédente : à gauche avec une initialisation correcte, à droite avec une mauvaise initialisation.

transition plus ou moins progressive, suivant le type de modélisation utilisée. Plus précisément, cette évolution se fait lentement dans le cas de toutes les modélisations, ceci étant dû à la fenêtre d'estimation des coefficients qui produit un effet de lissage, excepté dans le cas de l'AREW qui permet de clairement mettre en évidence et détecter la transition brutale.

Dans le dernier chapitre de thèse, nous sommes revenus à la question initiale qui concernait le comportement des techniques de classification en cas de rupture brutale. La prise en compte d'un phénomène d'évolution d'une classe à une autre imposant de quantifier la proximité à une classe [10], nous avons choisi d'utiliser le degré d'appartenance à une classe défini par [27], lié à l'algorithme des "k-moyennes", un des principaux algorithmes de coalescence floue [10]. Nous avons ainsi montré [63], tant sur des signaux simulés que sur des signaux réels, que seuls les coefficients issus de la modélisation AREW permettaient de mettre en évidence une évolution brutale du degré d'appartenance à une classe, permettant d'illustrer l'évolution brutale d'une classe vers une autre. Ce passage franc d'une classe vers une autre s'observe aussi lorsqu'on effectue l'Analyse en Composante Principale (ACP) des coefficients AR estimés mais uniquement dans le cas de l'AREW. La même observation a été faite en utilisant une technique de classification non supervisée, la Classification Hiérarchique Ascendante (CHA).

6.1.7 Conclusion

Ce travail de thèse a été l'occasion de s'intéresser au comportement de différentes modélisations de type AR en présence d'une rupture brutale dans le signal. La principale originalité du travail a été d'envisager l'utilisation de la modélisation AR évolutive (ARE), couplée à des fonctions de base particulières que sont les fonctions de Walsh. Ce type de modélisation (AREW) s'est révélé un formidable outil dans le cas de signaux à ruptures brutales, permettant de mettre clairement en évidence la présence de la rupture. Nous avons proposé un estimateur de l'instant de rupture à partir de cette modélisation et d'un algorithme itératif sans toutefois faire l'étude complète de l'estimateur. Enfin, nous avons étudié

l'intérêt des paramètres issus de cette modélisation AREW dans le cadre d'une classification "en ligne" ou continue. Nous avons montré pour différents algorithmes de classification que ces paramètres AREW permettent de décrire l'évolution brutale d'une classe vers une autre, que l'on utilise des algorithmes de classification de type "k-moyennes", ou tout simplement l'ACP ou un algorithme non supervisé comme la CHA.

6.2 Analyse de Prony multi-modèle de signaux transitoires

En parallèle de la thèse précédente, j'ai co-encadré un autre étudiant en thèse, Stéphane Yvetot, sur un contrat avec la DGA. Cette thèse a démarré en octobre 1991, en même temps que la précédente et a été soutenue en novembre 1996 [69], avec une année d'interruption pour cause de service militaire. Ce travail a été réalisé en collaboration avec le Centre des Etudes de Gramat (CEG). Le problème était d'effectuer une analyse modale des signaux électriques induits sur les câbles de liaisons d'un système lorsque celui-ci est soumis à une agression électromagnétique, telle que l'Impulsion ElectroMagnétique d'origine Nucléaire (IEMN). Typiquement, ces signaux sont non stationnaires, de nature impulsionnelle, large bande avec l'apparition à différents instants de différents événements oscillants. Un exemple d'un signal typique est représenté sur la figure 6.8.

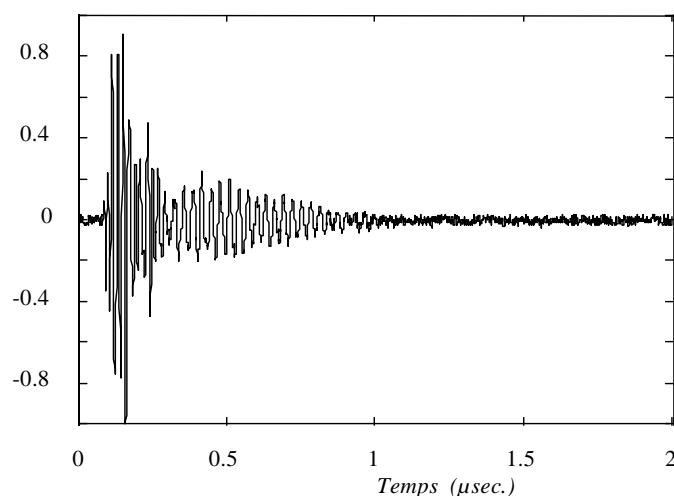


Fig. 6.8: Exemple de signal IEMN.

Rechercher une analyse modale de ces signaux revient à estimer les paramètres oscillants caractéristiques de ces signaux : outre les instants de départ des différents modes, les amplitudes, fréquences et facteurs de qualité permettent de définir exactement chaque mode. Ce type d'analyse indique tout naturellement l'utilisation de la modélisation de Prony mais la structure physique particulière des signaux rend le problème non stationnaire et ferait échouer les méthodes paramétriques stationnaires classiques. En effet, des considérations physiques conduisent à interpréter ces signaux comme la somme de différents modes à des instants différents. C'est pourquoi nous nous sommes orientés vers une modélisation de type multi-impulsionnelle ("Multipulse") permettant de prendre en compte les différents instants de départ

des composantes du signal. La modélisation multi-impulsionnelle est née dans le contexte de codage de la parole et a été proposée par Atal et Remde [3]. Dans le cadre de la modélisation de signaux biomédicaux (comme les électromyogrammes), ce type de modélisation a été longuement étudié lors d'une précédente thèse dans notre équipe [18]. Nous avons donc choisi dans un premier temps de reprendre ces travaux et de les appliquer aux signaux IEMN. Les différents algorithmes existants d'analyse multi-impulsionnelle étaient tous basés sur un couplage entre la modélisation AR ou Prony et un positionnement des différentes impulsions contenues dans le modèle (correspondant aux instants de départ des différentes composantes) par intercorrélation. C'est donc à ce premier type d'algorithmes que nous nous sommes intéressés au départ.

6.2.1 Analyse multi-impulsionnelle par intercorrélation

Application des modélisations multi-impulsionnelles aux signaux IEMN

Les premiers modèles multi-impulsionnels proposés dans la littérature sont de type mono-modèle. Ils s'écrivent sous la forme

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^L A_k h(n - n_k) \quad (6.2)$$

dans laquelle $h(n)$ représente la réponse impulsionnelle d'un filtre (AR par exemple), n_k les différents instants de départ et A_k les différentes amplitudes associées. Il est rapidement apparu que la modélisation multi-impulsionnelle mono-modèle ne permettait pas de modéliser correctement les signaux IEMN, si ce n'est en augmentant de manière considérable le nombre d'impulsions L .

Nous nous sommes donc orientés vers une analyse multi-impulsionnelle multi-modèle, permettant de généraliser le concept de la modélisation mono-modèle à un dictionnaire de plusieurs formes d'ondes. Plus précisément, nous avons repris l'idée de Prony-Multi-Pulse (PMP) proposée par Gasmi [18]. Cette modélisation PMP revient à considérer le modèle décrit par l'équation suivante :

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^L \sum_{m=1}^{P_k} b_{m,k} Z_{m,k}^{(n-n_k)} U(n - n_k) + e(n) \quad (6.3)$$

dans laquelle $U(n)$ désigne l'échelon d'Heaveside.

Différentes approches peuvent être utilisées conduisant à différents types de modélisation multi-impulsionnelle. Dans le cadre d'une analyse multi-modèle, nous n'avons considéré que deux types d'approches :

- la modélisation Prony multi-impulsionnelle avec AR locaux : elle correspond à l'équation générale (6.3) décrite ci-dessus. Dans ce cas, les formes d'ondes démarrant aux différents instants n_k correspondent à des modèles de Prony tous différents, donc avec des parties AR et MA différentes.
- la modélisation Prony multi-impulsionnelle avec AR global : elle revient à modifier légèrement l'équation (6.3) en supposant que le jeu des pôles considérés est le même pour toutes les formes d'onde

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^L \sum_{m=1}^P b_{m,k} Z_m^{(n-n_k)} U(n - n_k) + e(n), \quad (6.4)$$

seules les amplitudes complexes des différents modèles de Prony diffèrent. Cette considération équivaut à prendre en compte L formes d'ondes possédant une même partie AR mais des parties MA différentes.

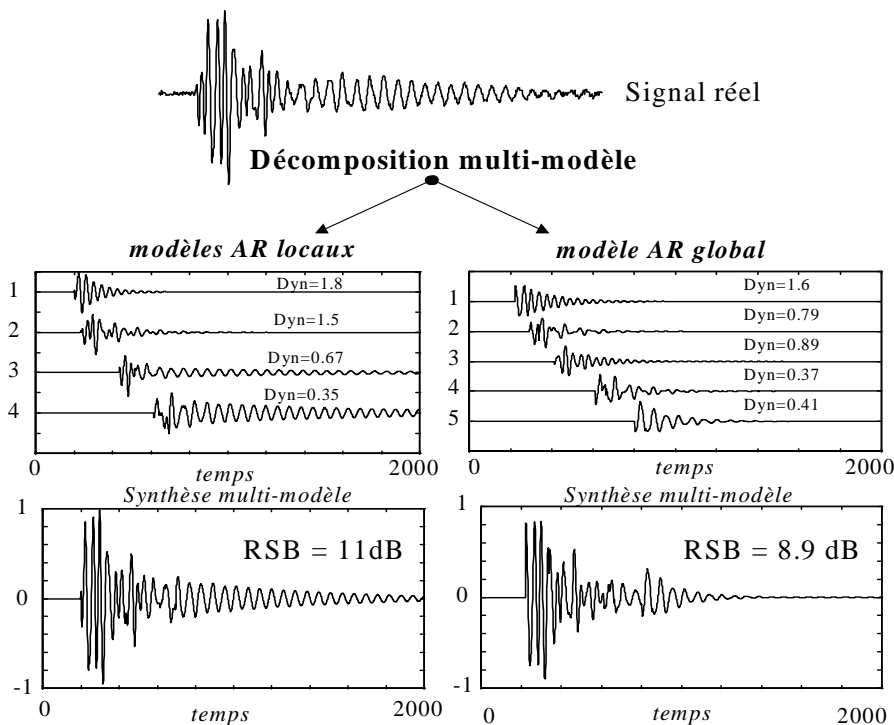


Fig. 6.9: Exemple de modélisation multi-impulsionnelle multi-modèle avec AR locaux (à gauche) et AR global (à droite).

Ces deux approches donnent des résultats satisfaisants comme l'illustrent la figure 6.9.

Toutefois, l'application de ces méthodes de modélisation mono et multi-modèles, des algorithmes et des optimisations associées proposées par Gasmî [18] nous ont conduit à plusieurs remarques, permettant de décider de l'intérêt d'une analyse de type mono ou multi-modèle dans le cadre de la modélisation des signaux IEMN.

D'un côté, l'analyse mono-modèle décrite par (6.2) possède une efficacité reposant essentiellement sur le type de réponse impulsionnelle $h(n)$ générique utilisée. En effet, sous certaines conditions liées au signal et à la réponse impulsionnelle choisie, la convergence de modélisation est assurée. Toutefois, le nombre et le placement des impulsions nécessaires pour atteindre la qualité de modélisation désirée restent des inconnues. Il est indéniable que la quantité d'impulsions nécessaires dépend fortement de la pertinence de la réponse impulsionnelle choisie. Malgré tout, même si l'analyse mono-modèle permet d'atteindre la qualité de modélisation voulue sur les signaux IEMN (au prix d'un nombre considérable d'impulsions), elle ne permet pas une interprétation en termes de paramètres modaux (fréquences, amplitudes, amortissements) recherchés pour la description de ces signaux oscillants.

En vue de cette interprétation, l'analyse multi-modèle paraît bien plus séduisante. De part son écriture, elle inclut une interprétation quasiment directe en termes de paramètres modaux. Par contre, la qualité de la modélisation par PMP dépend fortement de la phase de prélocalisation des différents événements. En effet, à l'inverse des versions mono-modèles, on recherche d'abord la prélocalisation des événements énergétiques du signal avant de les analyser. Cette étape de prélocalisation est réalisée au moyen d'une

analyse multi-impulsionnelle par intercorrélation mono-modèle, avec une réponse impulsionnelle AR estimée sur le signal global. Typiquement, à partir d'un nombre important d'impulsions mono-modèle, la prélocalisation est obtenue par une opération de tri des impulsions les plus énergétiques. Ainsi, ce résultat de prélocalisation varie en fonction de la réponse impulsionnelle, du seuil de sélection en énergie des impulsions et du voisinage des impulsions surnuméraires. Ceci amène à utiliser des procédures d'optimisation des impulsions de prélocalisation au cours des analyses multi-impulsionnelles multi-modèles.

Après cette phase bibliographique nécessaire pour la thèse et l'application de méthodes de modélisation existantes aux signaux IEMN, ces remarques nous ont conduit à étudier en détail les performances de la détection d'instant de départ de composantes oscillantes par intercorrélation.

Analyse de la détection d'instant par intercorrélation

Ce point constitue un des points originaux de la thèse. En effet, nous nous sommes livrés à une étude minutieuse sur l'influence de différents paramètres sur la détection d'instant par intercorrélation.

En notant que l'analyse multi-modèle repose, dans sa phase de prélocalisation des différents événements, sur une analyse mono-modèle, nous nous sommes placés dans un contexte mono-modèle, décrit par (6.2).

Dans le cadre mono-modèle, la détection des instants est liée à la détection d'un maximum d'une fonction de décision, correspondant au carré de la fonction d'intercorrélation entre le signal (ou le résidu dans une analyse par synthèse) et la forme d'onde générique $h(n)$ (ou son estimée).

Dans un premier temps, nous avons supposé la réponse impulsionnelle $h(n)$ parfaitement connue et nous sommes intéressés à la procédure itérative des placements d'impulsions. Le contexte oscillatoire des signaux de l'étude nous a conduit à considérer deux cas particuliers de réponses impulsionnelles : une combinaison linéaire d'exponentielles amorties ou de cosinusoïdes amorties. Pour ces deux cas de réponses impulsionnelles, dans le cas où le nombre de termes de la combinaison est égal à 2, nous avons étudié l'influence du chevauchement des formes d'onde. Nous avons montré que si la procédure de localisation par intercorrélation estime la plupart du temps la position de l'impulsion prépondérante avec une erreur minimale, dans certains cas, l'erreur de localisation devient de l'ordre de $\Delta/2$, Δ représentant l'intervalle de temps séparant l'apparition des deux composantes (exponentielles ou cosinusoïdes amorties) ! Nous avons aussi étudié l'influence des itérations dans l'algorithme, permettant de corriger les problèmes induits par la superposition des formes d'onde de la réponse impulsionnelle. L'influence de l'estimateur de corrélation a aussi été analysée.

Dans un deuxième temps, nous avons mis en évidence l'influence de l'estimation biaisée de la réponse impulsionnelle sur la prélocalisation des impulsions. Celle-ci a été mise en évidence en prenant en considération le cas d'une forme d'onde en cosinusoïde amortie dans laquelle l'erreur d'estimation porte soit sur le coefficient d'amortissement, soit sur la fréquence d'oscillation. Mais dans ce cas, les calculs deviennent trop complexes pour être menés à bien.

Toutefois, cette étude permet de dégager quelques conclusions. La détermination des instants de prélocalisation par des méthodes d'intercorrélation constitue une méthode simple mais dont les nombreux paramètres de réglage sont susceptibles d'offrir, pour un même signal, plusieurs jeux d'impulsions de localisation différents des événements énergétiques.

C'est pourquoi, il nous a semblé important de s'intéresser à ce point particulier de la modélisation

Prony multi-impulsionnelle : proposer une alternative à la procédure de détection des instants par inter-corrélation. Des travaux menés en parallèle sur d'autres thèses dans l'équipe nous ont suggéré l'utilisation de la transformée en ondelettes comme un bon détecteur de discontinuités.

6.2.2 Analyse multi-impulsionnelle par ondelettes

La nouvelle approche proposée consiste à conserver l'idée de la modélisation multi-impulsionnelle multi-modèle en associant l'analyse modale classique (modélisation paramétrique de Prony) à une segmentation par transformée en ondelettes. Cette association "Prony - Ondelettes" a été définie sous le nom d'analyse Multi-Prony Multi-Date (MPMD).

Avant de s'intéresser aux performances de la détection des instants par ondelettes, nous avons préalablement justifié l'importance de cette approche en menant une étude originale sur l'influence du positionnement de la fenêtre de modélisation sur l'estimation des paramètres d'amplitudes complexes d'un modèle de Prony. Ainsi, nous avons montré [70] qu'une erreur de positionnement d'un modèle de Prony influe sur le résultat de l'estimateur des paramètres d'amplitudes b_m . Nous avons déterminé l'expression de la trajectoire des amplitudes estimées en fonction de l'erreur commise sur l'instant de départ du modèle. En particulier, nous avons retrouvé qu'en cas de retard à l'estimation de l'instant de départ ($\widehat{n}_k > n_k$), les amplitudes complexes estimées correspondent exactement à l'estimation d'un modèle de Prony qui aurait pour instant de départ \widehat{n}_k . Ce résultat évident se retrouve sous forme d'une trajectoire en colimaçon dans la figure 6.10. Par contre, dans le cas d'une avance sur l'estimation de l'instant de départ ($\widehat{n}_k < n_k$), nous avons déterminé l'expression des amplitudes complexes estimées en fonction de cette avance, conduisant à des trajectoires curieuses comme celle présentée dans la figure 6.10.

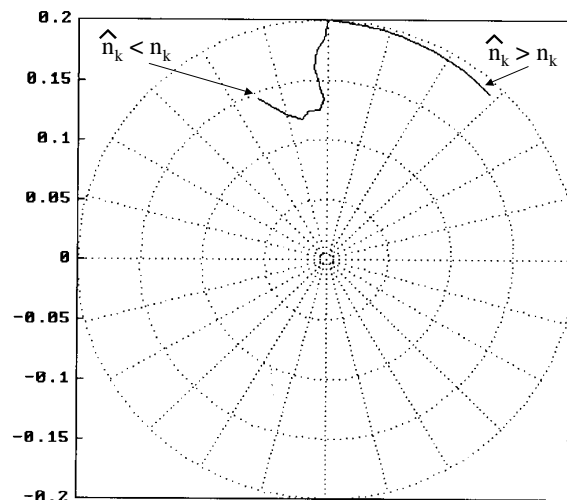


Fig. 6.10: Trajectoire d'une amplitude complexe estimée en fonction de l'erreur Δ sur la date de départ ($-9 < \Delta < 10$).

Il ressort de cette étude que la modélisation de Prony est sensible à l'erreur sur la date de départ du modèle, en particulier dans le cas d'une estimation des instants de départ en avance par rapport aux

véritables instants de départ.

Cette étude justifie l'attention particulière de la phase de prélocalisation des instants de départ de la modélisation multi-impulsionnelle utilisant la modélisation de Prony. C'est pourquoi nous avons ensuite envisagé d'estimer ces instants par une transformée en ondelettes.

Après avoir passé en revue les principales caractéristiques relatives à la transformée en ondelettes, ainsi que leur domaine d'application privilégié, nous nous sommes orientés vers une analyse multi-résolution : l'apport essentiel d'une analyse multi-résolution réside dans la possibilité d'extraire d'un signal large-bande compliqué, plusieurs signaux à bandes plus étroites et comportant moins d'interférences.

Ainsi, la méthode proposée [71] consiste à réaliser tout d'abord un filtrage en sous-bande adapté au contenu fréquentiel du signal. A partir de ces composantes, nous cherchons à réaliser une segmentation en zones stationnaires réduites, de façon à estimer les différents modes oscillants par une modélisation de Prony. L'apport de la transformée en ondelettes intervient en deux points. De leurs réussites dépend toute la qualité de la méthode. Le premier point correspond à la décomposition adaptative en sous-bande du signal. La méthode proposée consiste à réaliser une décomposition en paquets d'ondelettes puis à fusionner les sous-bandes non pertinentes au moyen de l'algorithme du "best-basis", selon un critère de dénombrement des composantes oscillantes. Toutefois, ce critère s'avérant parfois instable sur des signaux réels d'IEMN, il est alors préférable de reprendre un découpage en sous-bandes selon un banc de filtres bi-orthogonal à phase linéaire. Le deuxième point est la segmentation temporelle opérée par la transformée en ondelettes. Une segmentation par transformée en ondelettes de Malvar s'avérant inefficace sur les signaux IEMN, nous avons choisi d'utiliser la recherche des lignes de maxima dans le plan temps-échelle.

6.2.3 Comparaison des analyses

Nous avons ensuite évalué les performances de la méthode MPMD proposée sur des signaux simulés (construits en accord avec le CEG) et sur des données réelles. Un résultat sur un signal réel est donné dans la figure 6.11. Dans cet exemple, le rapport signal à bruit de modélisation est de 14 dB. De plus, les paramètres modaux (amplitudes, fréquences et facteur de qualité) directement issus des modélisations de Prony ont été validés par les experts du CEG.

6.2.4 Conclusion

Ce travail de thèse nous a permis de nous intéresser à la modélisation multi-impulsionnelle appliquée à des signaux d'IEMN. Nous avons repris des résultats précédemment obtenus dans l'équipe [18] et mené une étude théorique sur le problème d'estimation des instants de départ par intercorrélation en cas de chevauchement de formes d'ondes oscillantes simples. De plus, le but étant de déterminer les paramètres modaux constituant le signal (amplitudes, fréquences, facteur de qualité (lié au facteur d'amortissement)), la modélisation de Prony multi-impulsionnelle nous a semblé la plus adéquate. Nous avons alors étudié l'influence de l'erreur sur l'instant de départ d'une forme d'onde dans la modélisation de Prony. Nous avons montré qu'une estimation en avance de ce départ se traduit par des erreurs non négligeables dans l'estimation des paramètres oscillants. C'est pourquoi nous avons proposé un nouvel algorithme de modélisation de Prony multi-impulsionnelle dans lequel la prélocalisation des instants de départ ne se fait plus par intercorrélation mais par transformée en ondelettes. Cette méthode baptisée MPMD (Multi Prony Multi Date) fournit des résultats performants tant sur des signaux simulés que sur des signaux

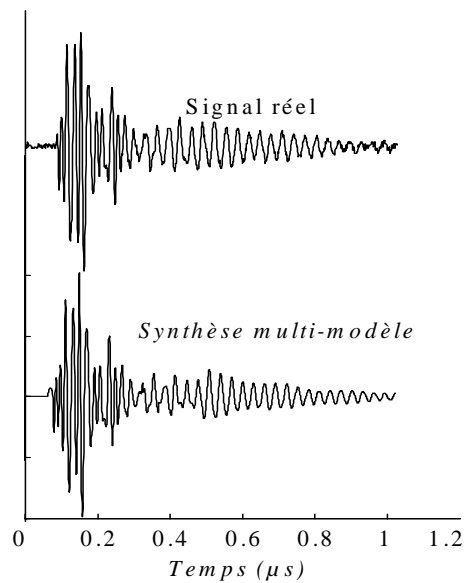


Fig. 6.11: Exemple de signal réel et du modèle MPMD obtenu.

réels d'IEMN et satisfait les experts du domaine du CEG.

6.3 Estimation de sous-harmoniques à l'aide de modèles paramétriques

Des discussions avec des membres du Laboratoire d'Electrotechnique et d'Electronique Industrielle (LEEI) de l'ENSEEIH ont permis de mettre en évidence un problème d'analyse spectrale et d'estimation de sous-harmoniques. En effet, le LEEI travaille sur l'élaboration de signaux de commande de moteurs. La commande élabore les impulsions nécessaires au fonctionnement de l'onduleur, lequel délivre une alimentation proche d'une source alternative triphasée. Le problème est que l'imperfection de ce signal d'alimentation favorise l'apparition d'harmoniques et de sous-harmoniques. Or, il est démontré que des composantes sous-harmoniques basses fréquences, même de très faibles puissances, provoquent des résonances mécaniques dans les moteurs qui peuvent aller jusqu'à des destructions d'arbres moteur. Ainsi, le LEEI était à la recherche d'un outil efficace et fiable d'analyse spectrale des signaux courants et vitesse du moteur, afin de permettre, s'il y a présence de sous-harmoniques, d'agir sur la commande de l'onduleur afin de tenter de les éliminer. Nous avons effectué une pré-étude, mettant en évidence la difficulté de l'analyse spectrale de tels signaux. En effet, compte-tenu de la fréquence d'échantillonnage des signaux et du nombre de points d'acquisition (paramètres sur lesquels il était difficile d'influer), les sous-harmoniques apparaissent à de très basses fréquences, noyées dans du bruit et les outils classiques à base de transformée de Fourier ne permettent pas leur estimation précise. Un exemple d'analyse spectrale du signal de vitesse à base de transformée de Fourier est donné sur la figure 6.12. Les signaux étant échantillonnés à 1kHz, ils présentent une fréquence fondamentale à 50Hz, soit 0.05 en fréquence normalisée. On soupçonne tout de même sur la figure la présence d'une ou plusieurs sous-harmoniques. Toutefois, une estimation précise du

nombre de sous-harmoniques et de leurs caractéristiques (fréquence, puissance) ne paraît pas possible.

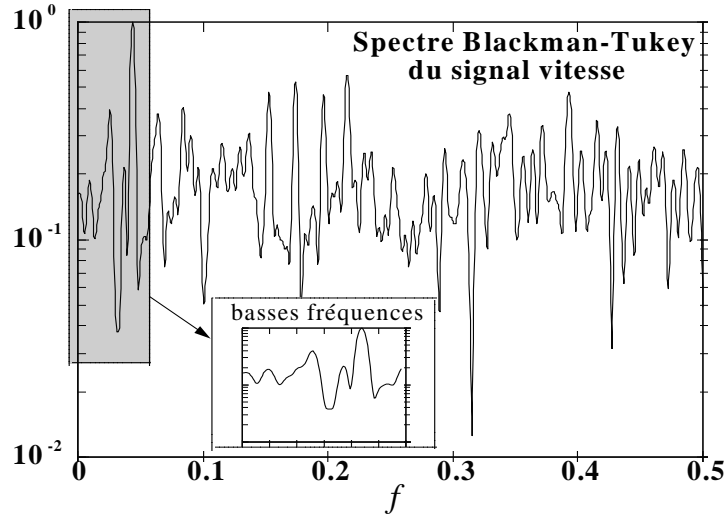


Fig. 6.12: Spectre Blackman-Tukey du signal vitesse.

Un sujet de thèse a donc été proposé. Ce sujet a intéressé Alain Ducasse, étudiant de l'ENSEEIHHT qui avait fait ses 1ère et 2ème années d'études à l'ENSEEIHHT dans le département Génie Electrique (donc proche du LEEI) et qui était venu faire sa 3ème année en spécialisation Traitement du Signal et des Images. La thèse a commencé en octobre 1993, financée par une bourse MESR, et a été soutenue en janvier 1997 [11]. La recherche de sous-harmoniques à des fréquences inférieures à 0.05 pose des problèmes numériques d'estimation et nous a conduit tout naturellement à rééchantillonner le signal avant tout traitement. Le sous-échantillonnage (décimation) conduit nécessairement à la réduction du nombre d'échantillons ce qui a orienté notre étude vers l'utilisation de méthodes d'estimation spectrale paramétriques.

6.3.1 Estimation de fréquences sinusoïdales : méthodes paramétriques

La première partie du travail a consisté à passer en revue les principales méthodes d'estimation basées sur les moments du signal (corrélation ou cumulants) et à préciser les performances de chacune face à un signal de type sinusoïdal (amorti ou non) et en présence de bruit. Un grand nombre de méthodes sont ainsi étudiées : les méthodes basées sur les équations de Yule-Walker, les méthodes géométriques (SVD, Pisarenko, Root-MUSIC, ESPRIT), les méthodes utilisant les cumulants, l'estimateur du maximum de vraisemblance ainsi que les techniques bayésiennes sont présentées. L'efficacité de toutes ces méthodes étant liée au choix de l'ordre du modèle, les principales méthodes d'estimation de l'ordre sont aussi rappelées. Ce travail, essentiellement bibliographique au départ, est agrémenté de simulations afin d'illustrer le comportement de certaines méthodes en présence de bruit et se termine par un tableau comparatif des méthodes donnant les avantages et inconvénients de chacune d'entre elles.

Méthode	Avantages	Inconvénients	Résolution
Covariances	Algorithme de Morf	Sensibilité aux phases initiales	Moyenne
Covariances modifiées	Algorithme de Burg, stabilité des \hat{a}_k	Sensibilité aux phases initiales, dédoublement de raies spectrales	Moyenne
Yule-Walker	Levinson-Durbin	Estimateur biaisé	Moyenne
Yule-Walker modifié	Estimateur non biaisé (bruit blanc)	Problème d'inversion	Moyenne
LSMYW (1)	Moindres carrés <i>lattice</i> , bonne tolérance au bruit	Problème d'inversion	Bonne
TLSMYW (2)	Algorithme récursif	Mauvaise tolérance au bruit : pôles du bruit attirés sur le cercle unité	Bonne
Pseudo-inverse par SVD (3) (HOYW) (4)	Stabilité numérique	Coût de calcul élevé lorsque les dimensions du système sont importantes	Très bonne
SVD tronquée (HOYW)	Elimination du sous-espace bruit	Détermination de la dimension du sous-espace signal. La surestimation de cette dimension est moins critique que pour ESPRIT et MUSIC	Excellente
Root-MUSIC (5) ESPRIT (6)		Détermination de la dimension du sous-espace signal	Très bonne
Pisarenko		Détermination de la dimension du sous-espace signal	Moyenne
Capon	Spectre proportionnel aux puissances des sinusoïdes	Pas d'estimation directe des pôles du signal	Faible
Cumulants (HOYW)	Peut être performant quand le bruit est coloré	Génération d'harmoniques	Très bonne
MLE (7) Méthodes bayésiennes	S'adapte aux propriétés statistiques du signal	Coût de calcul très important	Excellente

(1) : *Least Squares Modified Yule-Walker*

(2) : *Total Least Squares Modified Yule-Walker*

(3) : *Singular-Value Decomposition*

(4) : *High Order Yule-Walker*

(5) : *MUltiple SIgnal Characterization*

(6) : *Estimation of Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques*

(7) : *Maximum Likelihood Estimator*

Cet effort de synthèse et de précision a permis la publication d'un article dans la revue *Traitement du Signal* [13].

6.3.2 Modèle de Prony

Le cahier des charges donné par le LEEI impliquait d'estimer les différentes composantes spectrales présentes dans les signaux d'études en termes de fréquence et de puissance. Ceci revenait à poser le problème de l'estimation des fréquences et amplitudes d'un signal connu pour être une somme de composantes sinusoïdales. Ceci nous a donc conduit à nous orienter vers la modélisation de Prony. La première partie du travail, présentée dans le paragraphe précédent a consisté à étudier les performances des divers algorithmes d'estimation fréquentielle d'un signal de nature sinusoïdale. Ceci correspond à la première étape de la modélisation de Prony. Une fois les pôles du signal estimés, la deuxième étape de la modélisation de Prony correspond à l'estimation des amplitudes et des phases des différentes composantes à travers la résolution d'un système de Vandermonde. Ainsi, la deuxième partie du travail de thèse s'est intéressée à l'étude des performances des estimations de ces termes. Il est évident que l'estimation des pôles joue un rôle important dans la précision des amplitudes et des phases estimées. Pour une estimation donnée des pôles, nous avons étudié l'influence du nombre M d'équations dans le système de Vandermonde. Nous avons montré que la variance d'estimation des amplitudes complexes du modèle de Prony décroît en $1/M$ tandis que le biais est proportionnel à M . Ainsi, nous obtenons l'expression théorique du nombre optimal d'équations M_{opt} qui minimise l'erreur quadratique d'estimation des amplitudes complexes [12] :

$$E \left[\left| \hat{\underline{b}} - \underline{b} \right|^2 \right] \quad (6.5)$$

où \underline{b} est le vecteur des amplitudes complexes et $\hat{\underline{b}}$ son estimation. Cette expression faisant intervenir les erreurs sur les pôles, nous déduisons à partir des bornes de Rao-Cramér sur l'estimation des pôles que

$$M_{opt} \leq 0.7N \quad (6.6)$$

où N est le nombre d'échantillons du signal.

Ce résultat, accompagné de ceux du paragraphe précédent, permet de préciser la stratégie d'analyse spectrale qui pourra être adoptée face au problème d'estimation des sous-harmoniques. Ainsi, nous proposons d'utiliser la modélisation de Prony avec dans la première étape d'estimation des pôles, l'utilisation de l'algorithme LSMYW et dans la deuxième étape d'estimation des amplitudes complexes, la résolution du système de Vandermonde en employant un nombre d'équations de l'ordre de $0.7N$. Toutefois, la recherche de ces harmoniques possède une caractéristique particulière : les sous-harmoniques recherchées sont, non seulement à des fréquences normalisées très faibles mais peuvent aussi posséder une puissance très faible, comparée à celle du fondamental ($50Hz$). Nous montrons qu'une sinusoïde de forte amplitude dégrade l'estimation de la fréquence et de l'amortissement d'une sinusoïde d'amplitude plus faible et ce malgré le relatif éloignement des 2 sinusoïdes. Ces résultats justifient la mise en oeuvre d'une technique de déflation dont le principe peut-être résumé de la façon suivante :

- *Etape 1* : modélisation de Prony du signal $y(n)$,
- *Etape 2* : soustraction de la composante correspondant au pôle \hat{Z}_k le plus proche du cercle unité :

$$z(n) = y(n) - \left(\hat{b}_k \hat{Z}_k^n + \hat{b}_k^* \left(\hat{Z}_k^* \right)^n \right) \quad (6.7)$$

- *Etape 3* : modélisation de Prony de $z(n)$.

Cette procédure peut être itérée afin d'éliminer les principales sinusoïdes du signal pour permettre une meilleure estimation des plus faibles composantes. Cependant, cette soustraction ne peut pas conduire à une élimination totale d'une composante. En supposant l'estimation des pôles très performante, nous avons alors calculé la puissance restante après déflation d'une composante donnée P_{ε_k} en fonction de la puissance P_{x_k} de la sinusoïde soustraite :

$$\boxed{\frac{P_{\varepsilon_k}}{P_{x_k}} \approx \frac{5}{RSB_k N}} \quad (6.8)$$

où RSB_k est le rapport signal-à-bruit local. Ce résultat permet de chiffrer les performances de la déflation dans le cas où l'estimation des pôles est réalisée par une méthode très efficace (comme par exemple LSMYW).

Cette technique de déflation sera ensuite reprise dans le cas de l'opération ASPECT ainsi que dans la thèse de P. Goupil (voir paragraphe 6.4).

6.3.3 Influence de l'échantillonnage sur l'estimation des pôles et des amplitudes

Dans la mesure où les signaux à analyser présentaient des composantes de fréquences très faibles, nous avons envisagé d'effectuer une analyse après filtrage et rééchantillonnage. Villalba [66] a mis en évidence que l'estimation des pôles par des méthodes de type Yule-Walker dont les fréquences normalisées sont proches de 0 peut être améliorée en décimant le signal de façon à centrer les fréquences normalisées autour de 0.25. Il s'appuie pour cela sur le nombre de conditionnement du système de Yule-Walker. Quirk [58] montre que la résolution du spectre AutoRégressif augmente lorsqu'on modélise le signal décimé. Nous nous sommes alors posé la question de l'influence de la fréquence d'échantillonnage sur les erreurs d'estimation des fréquences et des amplitudes associées. Nous avons complété les résultats de Villalba en montrant que, dans le cas d'un signal composé d'une somme de sinusoïdes bruitées, la meilleure précision est obtenue lorsque la fréquence baycentre des fréquences normalisées du signal se situe autour de 0.25. Ce comportement est effectivement lié au nombre de conditionnement de la matrice d'autocorrélation du système de Yule-Walker : le conditionnement est minimal lorsque la fréquence normalisée barycentre est proche de 0.25. Ce comportement nous a conduit à étudier les performances des méthodes "Haute Résolution" ainsi que des estimateurs de l'ordre du modèle (AIC, MDL) basés sur les valeurs et vecteurs propres de cette matrice. Paradoxalement, les méthodes "Haute Résolution" conduisent à une précision maximale lorsque l'échantillonnage est proche de la limite de Shannon. Les critères d'ordre sont, quant à eux, efficaces dans un domaine de fréquences beaucoup plus large. Nous avons ensuite montré l'intérêt du rééchantillonnage sur l'analyse spectrale d'un signal basse fréquence. Les simulations montrent clairement l'utilité d'un rééchantillonnage afin d'améliorer non seulement les erreurs d'estimation des fréquences mais aussi l'estimation du nombre de sinusoïdes. La figure 6.13 présente les erreurs d'estimation sur les fréquences obtenues par une méthode de type moindre carré (LS) dans le cas d'un signal composé de deux sinusoïdes, additionnées de bruit blanc. Pour un facteur de rééchantillonnage $D = 2$, les erreurs diminuent d'un facteur de l'ordre de 10.

Après avoir étudié l'influence de l'échantillonnage sur l'estimation des fréquences, nous nous sommes intéressés au comportement du système de Vandermonde intervenant dans l'estimation des amplitudes

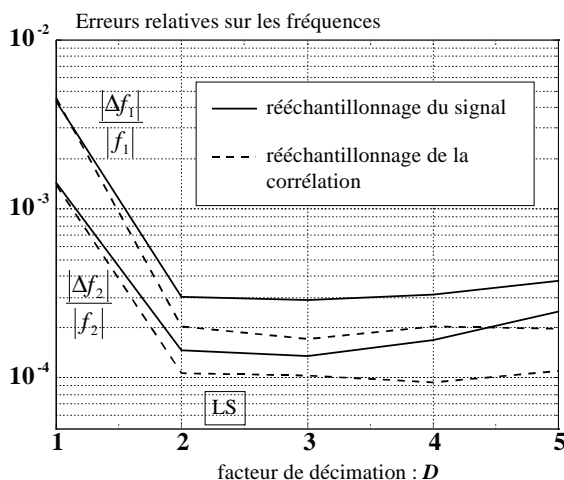


Fig. 6.13: Erreurs d'estimation des fréquences après rééchantillonnage (méthode LS).

complexes du modèle de Prony. Dans un premier temps, les résultats sont établis dans le cas d'un signal composé d'une sinusoïde bruitée. En supposant les pôles du signal parfaitement connus, la variance d'estimation des amplitudes complexes est minimale à la fréquence normalisée 0.25. Dans le cas d'une sinusoïde amortie, nous avons démontré l'existence d'un minimum de variance dont la position dépend de l'amortissement. Plus l'amortissement est important, plus la position du minimum est dans les basses fréquences. La résolution du système de Vandermonde au sens des moindres carrés améliore le conditionnement, en ce sens qu'il reste minimal dans le domaine de fréquence $[\frac{1}{2M}, 0.5 - \frac{1}{2M}]$ où M est le nombre d'équations. En faisant intervenir les erreurs d'estimation des pôles, nous avons démontré que l'erreur sur l'amplitude complexe dépend de l'échantillonnage et est minimale lorsque les erreurs sur les pôles sont minimales.

Lorsque le signal est composé d'une somme de sinusoïdes, le conditionnement du système de Vandermonde est proche de 1 si les fréquences du signal sont séparées de plus de $\frac{1}{M}$. Les calculs et les simulations montrent que le minimum d'erreur d'estimation des amplitudes complexes est en correspondance avec le minimum d'erreur sur les pôles. Enfin, nous analysons les performances du rééchantillonnage d'un signal basse-fréquence composé de 2 sinusoïdes non amorties et bruitées. L'amélioration de l'estimation des pôles déjà montrée dans la figure 6.13 conduit à l'amélioration de l'estimation des amplitudes complexes, comme l'illustre la figure 6.14. Pour un facteur de décimation $D = 2$, les erreurs sur les amplitudes sont réduites dans un facteur compris entre 20 et 60.

6.3.4 Conclusion

Ce travail de thèse s'est terminé avec le développement d'un logiciel d'analyse spectrale paramétrique, fourni au LEEI, intégrant tous les résultats donnés par l'étude. Toute cette thèse a permis de dégager des points importants concernant l'analyse spectrale paramétrique. En particulier, le choix d'une méthode paramétrique doit être impérativement lié à la nature du spectre du signal. Si l'échantillonnage a été fait à la limite de Shannon, les méthodes "Hautes Résolution" (Pisarenko, Root-MUSIC et ESPRIT) s'imposent.

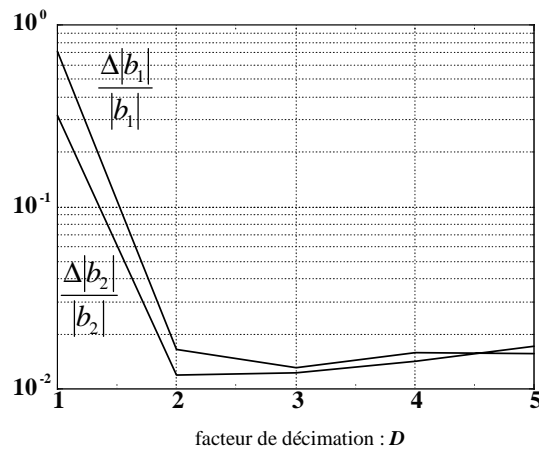


Fig. 6.14: Erreurs relatives sur les amplitudes en fonction du facteur de décimation.

Par contre, si la fréquence d'échantillonnage a été choisie suffisamment élevée, une décimation judicieuse centrant le spectre du signal autour de 0.25 permet d'obtenir un maximum d'efficacité des méthodes basées sur les équations de Yule-Walker. Ces résultats seront repris et complétés par d'autres étudiants en thèse, en particulier dans le cas de l'étude du couple "*analyse en sous-bande, modélisation paramétrique*" de la thèse de D.Bonacci (voir paragraphe 4.2, page 20).

6.4 Mesure des profils de température virtuelle par analyse spectrale

Toujours dans le thème de l'analyse spectrale, j'ai co-encadré un étudiant en thèse, Philippe Goupil, sur un contrat avec le Centre National de Recherches Météorologiques (CNRM) de Toulouse. Cette thèse a démarré en octobre 1997, et a été soutenue en novembre 2002 [20]. Le travail de cette thèse s'articulait autour de l'analyse spectrale d'un type particulier de signaux permettant d'accéder à la mesure de la température dans l'atmosphère. Jusque là, des méthodes à base de transformée de Fourier étaient traditionnellement utilisées. Le but de la thèse était d'étudier l'apport d'autres techniques de traitement du signal dans le but d'améliorer les estimations de température qui découlent de l'analyse spectrale.

Les signaux étudiés proviennent d'un système appelé RASS (Radio Acoustic Sounding System) qui se compose d'un radar profileur de vent, radar ST (Strato-Troposphérique) auquel on adjoint une source acoustique. L'ensemble permet de mesurer la vitesse des ondes sonores dans l'atmosphère grâce au radar. Le RASS exploite ensuite la propriété suivante : la vitesse c_s d'une onde sonore dans l'air dépend de la température virtuelle ambiante T_V :

$$c_s \approx 20.047 \sqrt{T_V} \quad (6.9)$$

Ainsi, le signal rétrodiffusé recueilli sur les antennes permet d'accéder, par effet Doppler, à la mesure de la vitesse des ondes sonores et donc à la mesure de la température à la verticale du radar. En faisant varier les fréquences des ondes sonores émises, la condition de Bragg permet de mesurer la température à différentes hauteurs dans l'atmosphère. Ceci permet d'établir un "profil de température" en effectuant

une analyse spectrale du signal rétrodiffusé, appelé signal RASS. Traditionnellement, l'estimation de la fréquence Doppler des signaux RASS se faisait à l'aide d'une technique identique à celle utilisée pour estimer les composantes du vecteur vent. Cette technique, stable et éprouvée, présentait l'avantage d'être utilisable très simplement. Elle comporte plusieurs étapes :

1. Le niveau moyen de bruit \bar{B} est préalablement estimé. Pour cela, on utilise essentiellement deux techniques qui ont été étudiées ensuite dans la thèse et pour lesquelles des suggestions d'amélioration ont été apportées.
2. Ce niveau moyen de bruit \bar{B} est soustrait à la DSP (Densité Spectrale de Puissance calculée par transformée de Fourier), les valeurs négatives étant mises arbitrairement à zéro.
3. La contribution RASS est isolée de la DSP. Pour cela, on peut simplement chercher le maximum de la DSP puis les premiers points nuls à droite et à gauche du maximum. Une méthode plus efficace consiste à délimiter la composante RASS en calculant la puissance du signal par fenêtre glissante, sur la DSP. Il convient alors d'avoir une idée de la largeur de la fenêtre.
4. Les paramètres physiques intéressants sont ensuite estimés. Pour cela, une méthode a été mise en place au CNRM. On modélise l'écho RASS par une gaussienne. En pratique, on ajuste au sens des moindres carrés un polynôme d'ordre 2 sur le logarithme de la DSP. La fréquence est la moyenne de la gaussienne. La largeur du pic RASS n'est pas calculée car elle n'a pas de signification physique immédiate. La puissance du signal est donnée par le moment d'ordre 0. Cette méthode sera désignée par la suite comme la méthode "classique".

Une illustration de l'ajustement de gaussienne sur la DSP du signal RASS est donnée sur la figure 6.15. La mesure de la fréquence Doppler permet ensuite la mesure de la température.

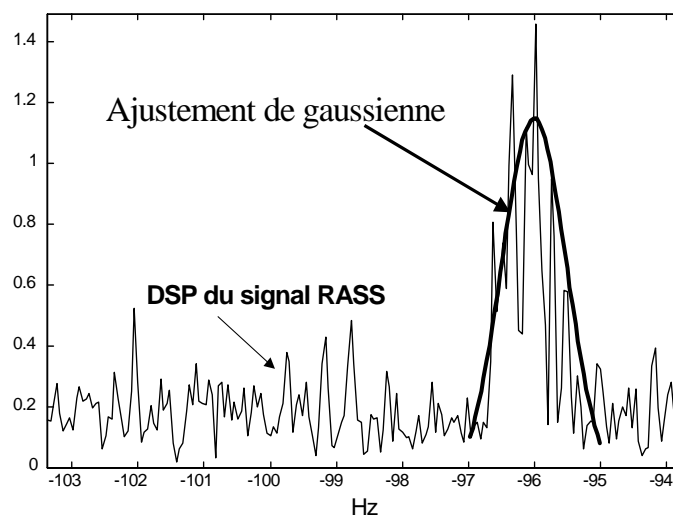


Fig. 6.15: Exemple d'ajustement de gaussienne sur la DSP d'un signal RASS pour estimer la fréquence Doppler.

Les résultats des différentes mesures sont présentés sous forme de "profil de température" comme celui présenté sur la figure 6.16.

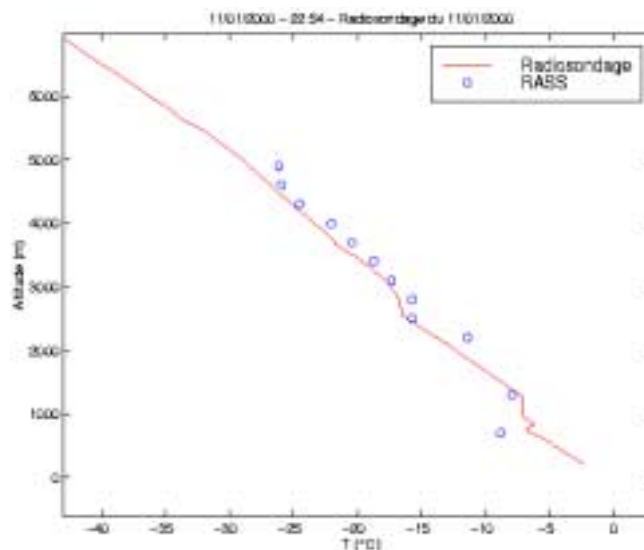


Fig. 6.16: Exemple de profil de température obtenu avec le système RASS. Les mesures sont comparées à un radiosondage effectué in situ.

Dans un premier temps, le travail de thèse a consisté à étudier le système RASS existant et tous les travaux relatifs à cet instrument, démontrant les performances et les limitations du système et proposant certaines corrections à apporter permettant d'améliorer l'estimation de la température. Cette étude a permis de vérifier que le point de vue traitement du signal n'avait jamais été abordé dans le cadre du système RASS. Dans la continuité de cette étude et avant d'aborder l'étude traitement du signal proprement dite, les influences de la géométrie du radar et des conditions météorologiques ont été étudiées. Cette étude a permis d'expliquer (a posteriori malheureusement) certains mauvais résultats obtenus avec le RASS, en particulier lors d'une campagne d'essais menée en Antarctique. En effet, la post-étude montre clairement que le radar utilisé en Antarctique possédait une surface d'antenne trop faible pour permettre la mesure de la température à des altitudes élevées. De plus, le vent faisant dévier les échos RASS hors du faisceau radar, une antenne de faible puissance et de faible surface devient un élément très pénalisant pour la mesure des signaux rétrodiffusés et l'antenne recueille le plus souvent du bruit plutôt que les signaux attendus. Suite à cette étude, une amélioration du dispositif est proposée sous la forme d'une disposition particulière des ondes sonores. L'intérêt théorique de la disposition est montré mais chose plus importante, le CNRM prendra en compte la remarque, mettra en place le dispositif suggéré (avec l'aide de l'étudiant en thèse) et les résultats obtenus seront améliorés de manière significative.

Commence alors le véritable travail de traitement du signal. Dans la mesure où le but de la thèse est de pouvoir proposer d'autres techniques d'analyse spectrale plus performantes que celle déjà utilisée, le premier travail a consisté à étudier les signaux RASS, à comprendre leur formation et à proposer un modèle de ces signaux. L'objectif est double : construire un modèle de signal mettant en évidence le paramètre de température virtuelle (et sans doute d'autres paramètres) permettant ensuite d'accéder aux

bornes de Rao-Cramer de ces paramètres et aux estimateurs du maximum de vraisemblance. De plus, posséder un modèle de signal permet de générer des signaux numériques qui peuvent être utilisés pour des simulations ultérieures. Cette deuxième raison était aussi très importante dans le cadre de notre étude au cours de laquelle le système RASS était en constante évolution et pour lequel, nous ne possédions pas de signaux mesurés sur de longues durées temporelles, couplés à des mesures fiables de température de référence.

6.4.1 Modélisation du signal RASS

Elaboration et validation d'un modèle

La première étape d'une analyse dite "primaire" de signaux consiste à visualiser l'allure temporelle de ces signaux. La figure 6.17 montre deux séries temporelles RASS de 256 points, correspondant à deux altitudes différentes. On voit apparaître des signaux transitoires, sous forme de sinusoïde modulée en amplitude, comportant une cinquantaine de points. Il s'agit des signaux radars renvoyés par les fronts d'onde acoustique. Leur fréquence diffère d'une altitude à une autre car la température, et donc la fréquence Doppler des signaux rétrodiffusés, évolue avec l'altitude. Sur cette figure, on remarque aussi que le niveau de bruit évolue en fonction de l'altitude. Ceci a d'ailleurs été confirmé par les mesures de RSB (Rapport Signal à Bruit) effectuées sur les DSP.

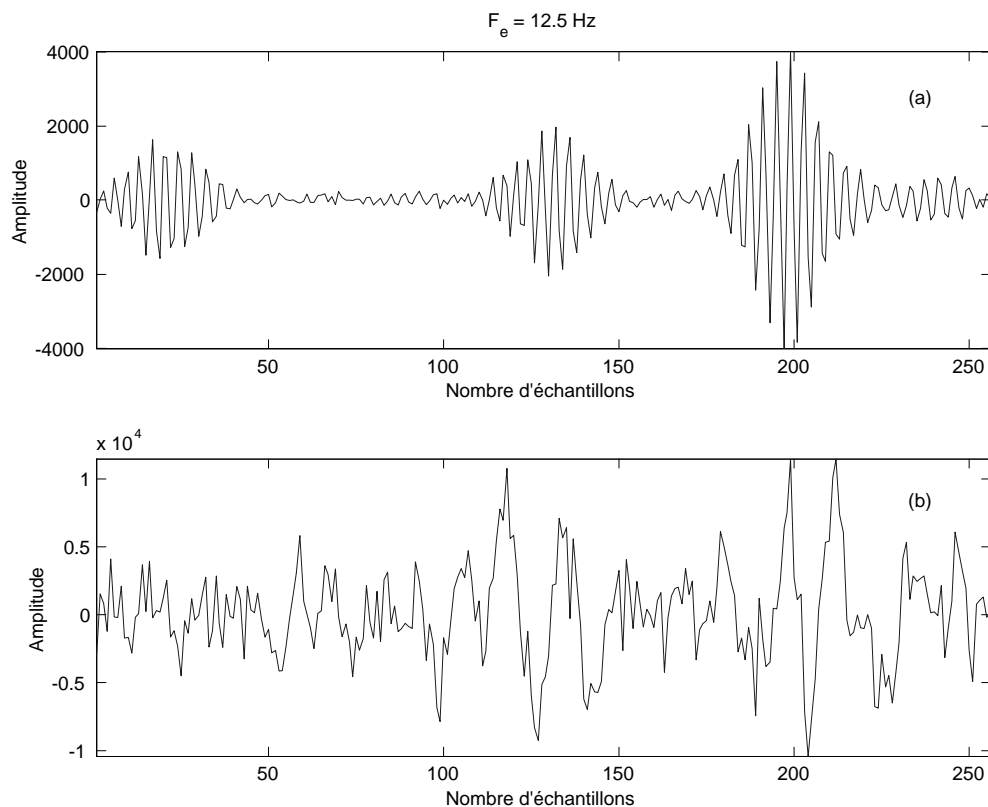


Fig. 6.17: Deux séries temporelles RASS correspondant à deux altitudes différentes.

C'est pourquoi nous nous sommes intéressés dans un premier temps à étudier le bruit contenu dans les signaux RASS. L'origine ou plutôt les origines des différentes composantes du bruit sont précisées : bruit cosmique (le plus important), bruit atmosphérique (souvent négligeable), bruit lié aux interférences avec des relais, des câbles, etc... Disposant de plusieurs minutes de données RASS en continu ne comportant visiblement pas de données exploitables mais plutôt du bruit, nous avons complété ce travail en essayant de valider les hypothèses couramment utilisées de bruit *blanc* et *gaussien*. Un test du χ^2 et un test basé sur les cumulants permettent de valider l'hypothèse de bruit gaussien. Deux tests de blancheur sont ensuite mis en place : un classique, basé sur la fonction d'autocorrélation et un autre permettant de valider la blancheur du signal aux ordres 3 et 4. L'hypothèse de bruit blanc et gaussien semble bien validée sur le bruit contenu dans les signaux RASS.

Nous nous sommes ensuite attachés à construire un modèle des signaux RASS. Dans la mesure où ce modèle devait servir ensuite à calculer les bornes de Rao-Cramer sur l'estimation de la température virtuelle, il était important de proposer un modèle proche du processus physique engendrant les signaux et non pas de valider un modèle plus générique (comme un Prony multi-pulse par exemple) dans lequel il aurait été plus difficile de faire intervenir le paramètre d'intérêt (la température). Ainsi, une étude détaillée de la formation des signaux RASS a permis de proposer un modèle de ces signaux. Ce modèle peut s'écrire de façon plus ou moins complexe ; nous en retiendrons la forme suivante :

$$y(n) = \exp(2i\pi K\sqrt{T}n) \sum_{k=1}^M B_k g(n - n_k) \exp(i\phi_k) + b(n) \quad (6.10)$$

dans laquelle

- K est une constante fonction de la longueur d'onde radar,
- T représente la température virtuelle,
- M est le nombre d'"échos" présents dans le signal : sur la figure 6.17 (a), ce nombre peut être estimé à 4,
- B_k note l'amplitude associée au $k^{\text{ème}}$ écho, fonction elle-même de la température, de la fréquence de l'onde acoustique émise et de la durée d'émission de cette onde,
- $g(n)$ représente l'enveloppe de chaque écho dont la forme peut être entièrement caractérisée, liée à la réponse impulsionnelle du filtre adapté du récepteur, à la durée de l'impulsion sonore ainsi qu'à la largeur d'impulsion radar,
- ϕ_k représente la phase du $k^{\text{ème}}$ écho,
- $b(n)$ note le bruit blanc gaussien additif contenu dans les signaux RASS.

L'équation (6.10) permet de mettre en évidence que l'estimation de la température peut se faire au travers de l'analyse fréquentielle du signal RASS puisque fréquence (Doppler) f_D et température T sont liées par

$$f_D = K\sqrt{T}. \quad (6.11)$$

Une fois ce modèle proposé, il était évidemment très important de le valider. Cette validation s'est effectuée en deux temps. Tout d'abord, une comparaison est faite entre des données simulées et des données réelles

correspondant aux mêmes conditions physiques. Cette comparaison se fait sur les DSP correspondantes. La figure 6.18 montre la superposition de la DSP d'un signal réel et du signal simulé correspondant aux mêmes conditions de fonctionnement. On constate un bon accord entre la puissance et la largeur du pic RASS.

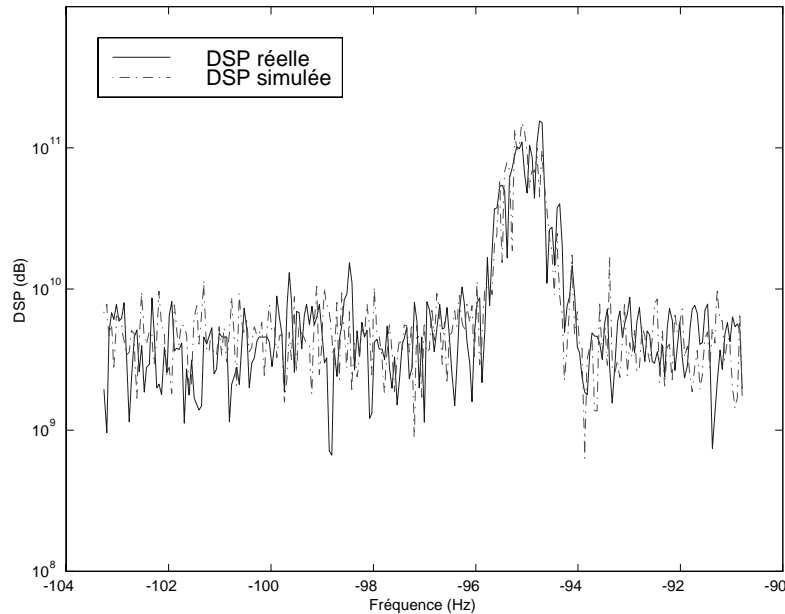


Fig. 6.18: Comparaison entre une DSP d'un signal RASS réel (16 décembre 1998) et la DSP du modèle correspondant.

Nous avons aussi comparé des profils de température obtenus à l'aide du modèle à un profil de température réellement mesuré et l'accord entre les mesures et les simulations est convaincant. Dans un deuxième temps, la validation du modèle est faite au travers de mesures de distances spectrales entre le modèle et les données réelles. Plusieurs mesures de distances spectrales ont été utilisées sur un ensemble de données réelles obtenues le 16 décembre 1998 sur plusieurs hauteurs (la mesure de la température avait pu se faire ce jour-là jusqu'à 8500m de hauteur). Les profils de distances ainsi générés démontrent une bonne adéquation du modèle dans diverses conditions de RSB (le RSB varie en fonction de la hauteur visée).

Estimation des paramètres

L'élaboration et la validation d'un modèle des signaux RASS, prenant en compte divers paramètres dont la température virtuelle T que l'on cherche à estimer, conduit tout naturellement à calculer les bornes de Rao-Cramer sur tous les paramètres du modèle. Ainsi, les bornes de Rao-Cramer sur tous les paramètres du modèle sont données : sur la température, sur les fréquences acoustiques assurant les conditions de Bragg à la hauteur étudiée, sur les phases associées aux ondes sonores et sur la puissance du bruit additif. Une fois ces bornes de Rao-Cramer connues, on se pose logiquement la question de l'estimateur du maximum de vraisemblance de ces paramètres, ou tout au moins, du paramètre température. L'estimateur

du maximum de vraisemblance est présenté sous la forme classique d'une solution d'un problème de minimisation. Toutefois, un tracé du critère à minimiser nous a montré la difficulté du problème, nécessitant de mettre en œuvre des algorithmes sophistiqués d'optimisation. L'implantation de l'estimateur du maximum de vraisemblance de la température a été réalisée mais les temps de traitement nécessaires rendent l'application de cet estimateur incompatible avec les besoins "temps-réel" de l'estimation de la température. Même s'il ne s'agit pas de véritable besoin "temps-réel", les météorologues ne peuvent concevoir de remplacer leur méthode classique d'estimation de la température qui fournit un résultat très rapidement par une méthode, certes plus précise, mais qui leur fournit un résultat au bout de quelques heures...C'est pourquoi l'estimateur du maximum de vraisemblance n'est pas la réponse à apporter aux utilisateurs du système RASS et la suite de la thèse a consisté à étudier d'autres estimateurs, tout en les comparant aux bornes de Rao-Cramer désormais connues.

6.4.2 Mesure de la température

Dans un premier temps, nous nous sommes intéressés aux prétraitements possibles des signaux RASS : élimination de parasites par la méthode de Prony-déflation (voir 6.3) et débruitage par filtrage par ondelettes. Des méthodes d'analyse spectrale non paramétriques sont ensuite étudiées : le périodogramme et le corrélogramme bien sûr mais aussi une technique de moindres carrés non linéaires (NLS) inspirée de [5]. Ces trois méthodes permettent l'estimation de la fréquence Doppler. Elle peut être faite de façon classique, en estimant le maximum de la DSP ainsi estimée mais nous avons aussi envisagé de conserver une partie de la méthode classique de l'estimation de la température, i.e. d'ajuster une gaussienne sur les DSP estimées (par le périodogramme, le corrélogramme ou l'estimateur NLS). Nous avons pu vérifier que cet ajustement de gaussienne permet d'obtenir de meilleurs résultats, en termes de biais et de variance, qu'une méthode basée sur la recherche du maximum de la DSP. Ceci s'explique simplement par la forme des DSP obtenues : en observant la DSP présentée sur la figure 6.18 par exemple, on comprend qu'estimer la fréquence Doppler en recherchant le maximum de la DSP conduit à des erreurs liées à l'aspect "bruité" du pic RASS, tandis que l'ajustement d'une gaussienne est une façon de lisser la DSP. Après avoir exploré ces techniques non paramétriques, nous nous sommes tournés vers des méthodes paramétriques, motivées par le faible nombre d'échantillons contenus dans une série temporelle RASS (256 échantillons). De plus, si les méthodes paramétriques ont largement été étudiées et utilisées dans le cadre de signaux sinusoïdaux bruités, l'intérêt de la modélisation AutoRégressive (AR) et sa supériorité par rapport au périodogramme ont été démontrés dans le cas de l'estimation de la fréquence d'une sinusoïde à enveloppe variable [4], type de signal très proche des signaux RASS. C'est pourquoi l'estimation de la température a aussi été envisagée à partir de l'estimation de la fréquence Doppler par modélisation AR. Dans ce cas, le spectre du modèle AR étant par nature lissé, la fréquence Doppler est estimée classiquement, comme l'abscisse du maximum du spectre. Les performances de ces quatre méthodes proposées ont été comparées en terme de variance d'estimation de la température et en fonction du RSB des signaux RASS. Pour ces comparaisons, le modèle RASS a été utilisé pour générer des signaux simulés dans diverses conditions de fonctionnement et de RSB. La comparaison des différentes méthodes d'estimation de la température fait apparaître deux méthodes supérieures au périodogramme, classiquement utilisé en radarmétéorologie. Si l'on souhaite ou si l'on doit, pour des raisons matérielles ou logicielles, utiliser des méthodes non paramétriques, un aiguillage vers le corrélogramme ou l'estimateur NLS en fonction du RSB est la méthode la plus performante. Nous

proposons ainsi un couple "corrélogramme/NLS" : pour des forts RSB jusqu'à 0 dB environ, l'estimateur NLS donne les meilleurs résultats parmi les méthodes non paramétriques tandis qu'en cas de faible RSB (en dessous de 0 dB), le corrélogramme est plus indiqué. Mais, parmi toutes les méthodes testées, la modélisation AR des signaux RASS reste la méthode la plus précise. Cependant, une validation complète de ces méthodes impose le traitement de données réelles (et non plus de données simulées).

6.4.3 Application aux données du radar RASS

La dernière étape du travail de thèse a consisté à appliquer et à comparer les techniques d'estimation proposées sur des données réelles. De nombreux problèmes liés à l'évolution permanente du système RASS tout au long de la thèse, évolution destinée à corriger certains défauts du système, ont conduit au recueil d'un faible volume de données exploitables. De plus, afin de pouvoir comparer les méthodes et calculer des biais et variances d'estimation de la température, en plus des données RASS, une référence fiable d'estimation de la température (par un autre système) est nécessaire. Les ballons sondes permettent d'obtenir les performances souhaitées mais leur lancer est trop onéreux pour avoir été fait à chaque enregistrement de données RASS. Néanmoins, les quatre méthodes proposées ont été mises en place sur plusieurs séries de données pour lesquelles soit un radio-sondage, soit la sortie de modèles numériques de prévision (moins précis qu'un radio-sondage) était disponible. On retrouve la classification établie à partir des signaux simulés : la méthode la plus précise en terme de variance d'estimation est la modélisation AR, vient ensuite le couple "corrélogramme/NLS", puis dans les moins performantes le périodogramme (méthode "classique" utilisée par les météorologues).

6.4.4 Conclusion

Ce travail de thèse a été l'occasion de travailler sur des algorithmes d'analyse spectrale destinés à être directement implantés sur un système prêt à fonctionner. Les expériences sur le "terrain" ont été nombreuses et ont permis à l'étudiant en thèse de partir en expédition faire fonctionner le système RASS en Terre Adélie ! Même si les résultats de cette expédition ont été décevants car le radar embarqué possédait une antenne trop petite et trop peu puissante pour fournir et recueillir de nombreuses données, les travaux de dépouillement des données de cette campagne, fournissant enfin des données sur de longues durées temporelles, a été très palpitant. Quelle surprise de découvrir un bruit dont la variance évoluait de manière périodique, sur 24 heures et de confirmer ensuite qu'il s'agissait du "bruit du ciel". En effet, ce bruit se compose principalement du bruit cosmique, provenant du rayonnement du fond du ciel et du rayonnement des radiosources, d'origine galactique ou extra-galactique, qui sont interceptés par le faisceau radar. Ce bruit est donc fonction de la fréquence du radar (le ciel ne rayonne pas à la même puissance dans toutes les longueurs d'onde), du lieu d'observation (latitude et longitude), de la direction d'observation et, surtout, *du jour et de l'heure de l'expérience* : la rotation de la Terre autour du soleil fait que l'on n'observe pas le même ciel tout au long de l'année. Le bruit du ciel varie donc de façon périodique. Finalement, à l'heure actuelle, les ingénieurs du CNRM ont remplacé en toute confiance la technique classique d'estimation de la température par une modélisation AR, ce qui est sans doute la meilleure conclusion de ce travail de thèse !

6.5 Compression de signaux biomédicaux

Les travaux précédemment présentés ont tous des points communs évidents : la modélisation paramétrique et l'analyse spectrale. L'intérêt que je porte à la modélisation paramétrique et à l'analyse spectrale vient sans aucun doute de mon travail de thèse. Toutefois, ma thèse incluait aussi le thème de la compression de signaux. Poursuivre dans ce domaine m'intéresse aussi. C'est pourquoi, suite à un contrat avec le Conseil Régional de Midi-Pyrénées, nous avons proposé un sujet de thèse autour de la compression de signaux biomédicaux. Ainsi, Alfonso Prieto Guerrero a démarré sa thèse en octobre 1995 et l'a soutenue en novembre 1999, financé par une bourse mexicaine (bourse SFÈRE) [53].

L'objectif de cette thèse était de proposer des méthodes de compression de signaux biomédicaux, en prenant en compte la diversité des signaux recueillis dans le contexte biomédical. Les signaux étudiés sont de trois catégories : les ElectroMyoGrammes (EMG), les ElectroCardioGrammes (ECG) et les ElectroEncéphaloGrammes (EEG). Le choix de ces signaux a été basé sur leur ample utilisation dans le diagnostic et la surveillance des patients, en milieu hospitalier ou en ambulatoire. Après une étude sur la nature physique des trois catégories de signaux, nous avons mené une étude comparative sur diverses techniques de compression avant de proposer deux méthodes originales pour la compression des ECG.

6.5.1 Comparaison de méthodes de compression

Les méthodes de compression pouvant être utilisées sur les signaux biomédicaux se découpent en deux grandes classes : les méthodes prédictives et les méthodes par transformées. La quantification vectorielle a volontairement été écartée d'office. En effet, sa mise en place efficace demande l'élaboration d'un dictionnaire optimal et pour cela, un nombre conséquent de signaux est nécessaire, l'ensemble de ces signaux devant être représentatif des signaux à quantifier. Ceci paraît extrêmement difficile dans un contexte médical où il faudrait pouvoir disposer de suffisamment de signaux de toutes les pathologies possibles. Ne disposant pas de toutes ces données et surtout n'ayant pas établi de collaboration avec des médecins spécialistes des trois domaines (ECG, EMG et EEG) dont l'expertise serait indispensable pour construire une base d'apprentissage appropriée, nous avons préféré ne pas prendre en considération la quantification vectorielle.

Parmi les méthodes prédictives, nous avons choisi d'étudier le DPCM (Differential Pulse Code Modulation) pour sa simplicité et son universalité ainsi que la Modélisation Multi-Impulsionnelle (MMI) et le codeur CELP (Code Excited Linear Predictor). La MMI peut être vue comme un cas particulier du CELP et l'utilisation potentielle de ces méthodes pour la compression de signaux biomédicaux a été justifiée dans des études précédentes [18], [65]. Parmi les méthodes par transformées, nous avons retenu la Transformée en Cosinus Discrète (TCD) pour sa popularité parmi les méthodes de compression par transformées (partie intégrante de JPEG à l'époque de la thèse) et la Transformée en Ondelette Discrète (TOD) pour ses résultats prometteurs sur de nombreuses classes de signaux. Les performances de ces deux classes de méthodes ont été comparées à celles spécifiquement développées pour les signaux biomédicaux : AZTEC, CORTES ou SAPA pour les ECG, par exemple [28]. Les comparaisons se font en termes de RSB (rapport signal à bruit (erreur) de reconstruction après compression - décompression) et de taux de compression. Les signaux utilisés sont issus de trois banques de signaux expertisés (EMG, ECG et EEG) dont nous disposons : 166 signaux EMG dits de profondeur (acquis à l'aide d'une aiguille), 142 signaux EMG de surface (acquisition par électrode de surface), 125 signaux ECG composés de 15 dérivations et

de 170 signaux EEG. La figure 6.19 présente un exemple des résultats obtenus par les diverses méthodes de compression testées en termes de RSB et de taux de compression [54], [55].

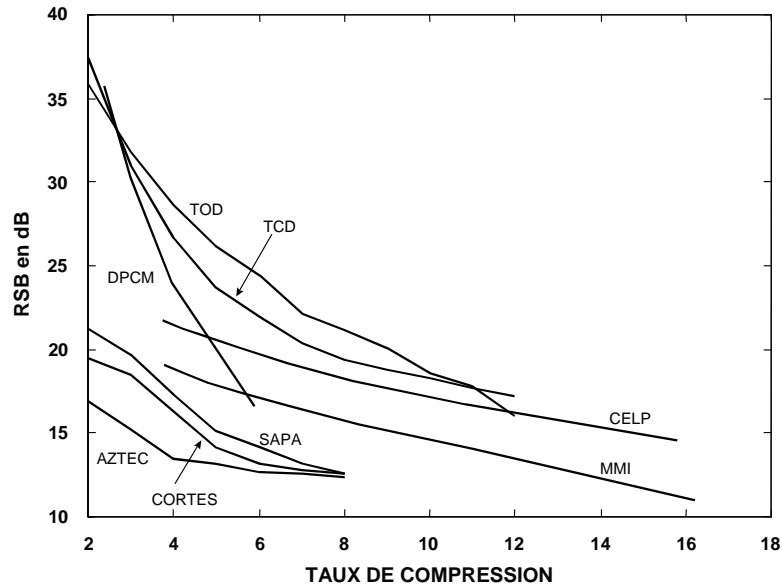


Fig. 6.19: Compression des ECG, dérivation I.

Le classement des méthodes est le même pour les trois catégories de signaux étudiés : les méthodes par transformées donnent des résultats supérieurs aux méthodes prédictives. De plus, dans le cas des ECG, toutes ces méthodes proposées conduisent à des performances plus intéressantes que les méthodes spécifiques développées pour ces signaux comme AZTEC, CORTES et SAPA. En plus d'une comparaison en terme de RSB, il nous a semblé important de tenir compte aussi de critères plus médicaux. Ainsi, pour les ECG et pour les EMG, nous avons aussi choisi d'utiliser comme mesure supplémentaire de la distorsion produite par la compression, des critères plus spécifiques de ces signaux. Par exemple, pour les ECG, nous avons mesuré la WDD (Weighted Diagnostic Distorsion) [72]. L'utilisation de critères objectifs spécifiques à chaque type de signal conduit aux mêmes conclusions que celles obtenues à partir d'un critère de RSB. Ceci conforte l'utilisation du RSB en tant que critère de distorsion. Ainsi, si un RSB autour de 15dB paraît une valeur de reconstruction acceptable, l'utilisation de la TOD permet d'envisager des taux de compression de l'ordre de 10 pour les EMG, de l'ordre de 12 pour les ECG et de l'ordre de 6 pour les EEG.

Nous avons alors choisi de nous intéresser plus particulièrement à la compression des signaux ECG pour lesquels nous allons proposer une méthode de compression originale à base de Transformée en Ondelettes Continue (TOC).

6.5.2 Une ondelette spécifique pour la compression des ECG

Il est bien connu que les signaux ECG possèdent un caractère "pseudo-périodique", avec un motif du battement cardiaque qui se répète plus ou moins régulièrement et une forme qui varie quelque peu. La

figure 6.20 présente plusieurs exemples de signaux ECG avec au centre de la figure la représentation du battement cardiaque élémentaire connu sous le nom de "*complexe PQRST*", chaque lettre correspondant à une partie précise du battement.

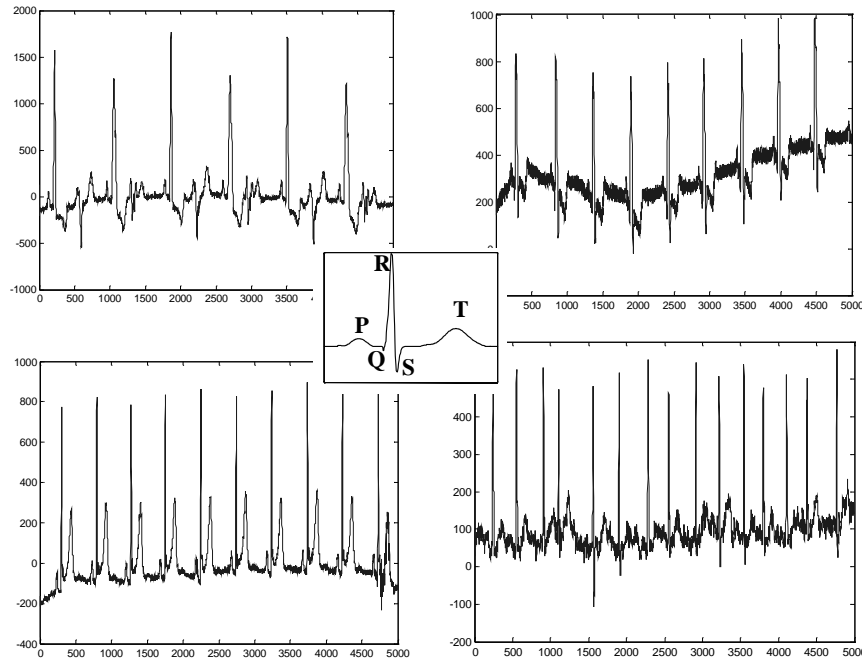


Fig. 6.20: Plusieurs exemples de signaux ECG et son modèle de battement PQRST.

Ainsi, les signaux ECG peuvent être considérés comme la succession d'un même motif au cours du temps, qui se répète avec certaines variations dans les ondes (P, T et complexe QRS). Nous avons alors proposé un modèle des ECG sous la forme suivante :

$$x(t) = \hat{x}(t) + e(t) = \sum_{k=1}^p A_k \psi_{ecg} \left(\frac{t - \tau_k}{a_k} \right) + e(t) \quad (6.12)$$

où ψ_{ecg} représente ce que nous appellerons "ondelette mère de l'ECG", dilatée et translatée respectivement par les paramètres a_k et τ_k , $e(t)$ est l'erreur de modèle et p représente le nombre de battements constituant la portion d'ECG modélisée. Une fois ce modèle établi, il peut bien évidemment servir à la compression des signaux ECG dans la mesure où il suffit de coder les p paramètres d'amplitude A_k , de dilatation a_k et de phases τ_k , ainsi que l'erreur de modèle $e(t)$ (mais qui pourra être codée sur peu de bits). Ainsi, dans un premier temps, nous avons construit l'ondelette mère de l'ECG, i.e. un motif proche du battement cardiaque, remplissant la condition d'admissibilité. Le résultat de la construction de l'ondelette est donné sur la figure 6.21 dans laquelle ψ_{ecg} représente l'ondelette mère de l'ECG normalisée.

Une fois l'ondelette mère construite, nous nous sommes intéressés à l'estimation des paramètres du modèle (6.12). Nous avons proposé une méthode basée sur la transformée en ondelettes continue (TOC), construite avec l'ondelette mère de l'ECG, en utilisant une des propriétés de la transformée en ondelettes qui est de détecter et de localiser des formes dans les signaux proches de l'ondelette mère. Ainsi, on montre

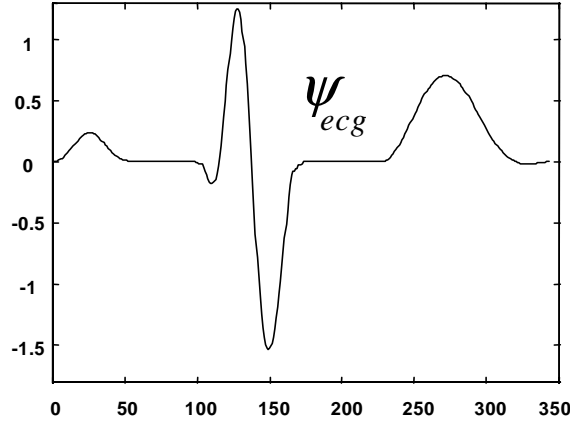


Fig. 6.21: L'ondelette mère de l'ECG proposée.

aisément que la transformée en ondelettes continue utilisant ψ_{ecg} comme ondelette mère et appliquée au modèle (6.12), en négligeant l'erreur de modèle, conduit au résultat suivant :

$$TOC(a = a_k, \tau) = \sum_{k=1}^p A_k \sqrt{a_k} R_\psi \left(\frac{\tau - \tau_k}{a_k} \right) \quad (6.13)$$

où $R_\psi(\tau)$ représente la fonction d'autocorrélation de l'ondelette ψ_{ecg} . Cette fonction présente une valeur maximum pour $\tau = \tau_k$. C'est pourquoi nous avons proposé de construire des estimateurs des paramètres à partir de l'estimation du maximum de la TOC dans un battement, l'estimation se faisant battement par battement :

$$(\hat{a}_k, \hat{\tau}_k) = \arg \left[\max_{\text{battement}} TOC(a, \tau) \right] \quad (6.14)$$

et

$$\hat{A}_k = \frac{\max_{\text{battement}} TOC(a, \tau)}{\sqrt{\hat{a}_k}} \quad (6.15)$$

Un exemple de la TOC appliquée sur un signal ECG réel est donné sur la figure 6.22. Les battements sont clairement visibles, rendant la technique d'estimation battement par battement possible.

Afin d'utiliser ce modèle comme une méthode de compression, nous avons ensuite étudié la quantification des paramètres du modèle. En particulier, nous avons montré qu'un codage de l'erreur par transformée en cosinus discrète apporte une nette amélioration par rapport à la quantification directe de cette erreur. Toutefois, cette méthode ne fournit pas des résultats supérieurs mais plutôt comparables en termes de RSB et de taux de compression à la TCD directement appliquée sur les signaux [56]. L'intérêt de cette méthode de compression par rapport à une autre méthode par transformées est d'apporter une modélisation des signaux ECG qui pourrait être aussi employée dans la détection des complexes QRS ou dans la classification des signaux pathologiques.

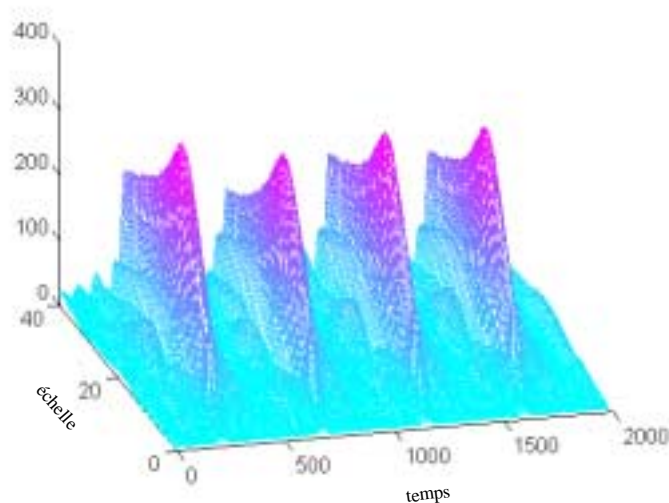


Fig. 6.22: $|TOC(a, \tau)|$ d'un ECG de la banque de signaux.

6.5.3 Cas multi-dérivation

Dans toute l'étude précédente, les méthodes de compression ont été appliquées sur un seul signal à la fois, par exemple sur une seule dérivation de l'ECG. Cependant, certains signaux comme les ECG et les EEG peuvent être obtenus avec plusieurs électrodes permettant de recueillir des informations complémentaires de la même mesure physique. L'ensemble de ces enregistrements simultanés, appelé multi-dérivations, présente un intérêt non moindre dans le domaine de la compression des signaux. Toutefois, dans la littérature, nous avons trouvé peu de travaux sur la compression de signaux biomédicaux s'intéressant au cas multi-dérivation plutôt qu'à la compression d'un seul signal. C'est pourquoi, la dernière phase de notre étude a porté sur les méthodes de compression appliquées à l'ECG multi-dérivation. Ainsi, dans un premier temps, nous avons généralisé au cas multi-dérivation deux des méthodes précédemment présentées : le DPCM devient un DPCM multi-canal et la TCD s'applique sur 2 dimensions (les résultats de la TCD et de la TOD étant relativement proches, nous privilégions la TCD pour sa simplicité algorithmique). A ces deux méthodes classiques mais non appliquées à notre connaissance aux signaux ECG multi-dérivation, nous ajoutons une méthode originale baptisée "identification multi-dérivation". La méthode repose sur l'idée suivante : par nature, les différentes dérivations mesurent une même grandeur physique. Nous allons les modéliser comme les sorties de filtres linéaires excités par une dérivation convenablement choisie parmi les L existantes. D'un point de vue compression, une fois les filtres identifiés, il suffira de coder les coefficients des filtres et la dérivation d'entrée pour pouvoir retrouver toutes les autres dérivations. Pour affiner la méthode de compression en terme de RSB de reconstruction, il pourra être nécessaire de considérer le codage de l'erreur de modèle, c'est-à-dire la différence entre le signal de sortie original et le signal de sortie du filtre. La comparaison des trois techniques proposées sur la figure 6.23 permet de retrouver les conclusions du mono-dimensionnel : la TCD à deux dimensions est bien plus performante que le DPCM multi-canal [57]. De plus, la méthode proposée d'"identification multi-dérivation", couplée à un codage de l'erreur par TCD fournit des résultats légèrement supérieurs à la TCD à 2 dimensions.

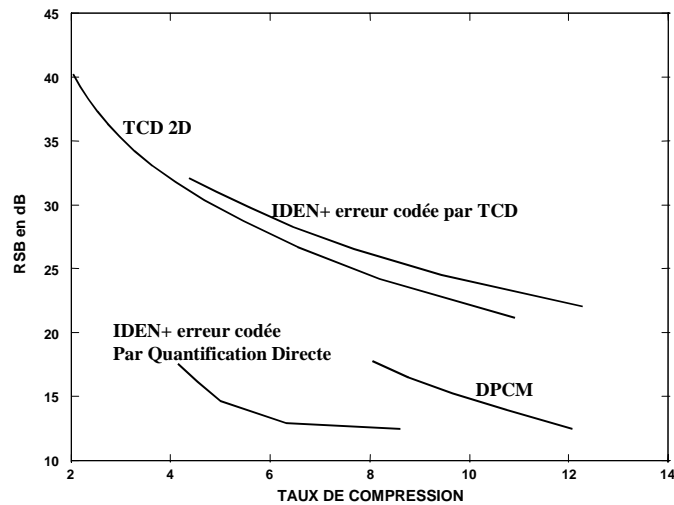


Fig. 6.23: Résultats du DPCM multi-canal, de la TCD à 2 dimensions et de la méthode "identification multi-dérivation" (IDENT) incluant le codage de l'erreur soit par quantification directe, soit par TCD.

6.5.4 Conclusion

Ce travail de thèse m'a permis de travailler dans deux domaines très intéressants : la compression et les applications du traitement du signal en biomédical. Par la suite, j'ai continué de travailler dans le domaine biomédical à travers le projet U-R-Safe (voir paragraphe 4.5) mais la grande différence réside dans le partenariat qu'offre le projet avec les médecins qui fournissent une aide indispensable dans l'interprétation des résultats non plus en termes de critères objectifs comme le RSB mais en termes subjectifs liés au diagnostic d'un médecin. La compression reste aussi un sujet d'actualité dans mes activités de recherche puisque je devrais démarrer en octobre 2003 le co-encadrement d'une thèse sur la compression d'images hyperspectrales (voir conclusion et perspectives, page 83).

7 - Analyse Spectrale et Echantillonnage

Le groupe Signal et Communications auquel j'appartiens s'intéresse depuis longtemps à la théorie de l'échantillonnage, à travers les travaux de Bernard Lacaze. Plusieurs articles de B. Lacaze sont consacrés au problème de la reconstruction des processus à temps continu à partir de valeurs observées échantillonnées, sous diverses hypothèses de bruit, de bande spectrale etc...[36], [38], [39], [42], [43]. Un de ses domaines privilégiés d'étude est le changement d'horloge [33], [34], [41], ainsi nommé car il consiste à modifier l'échelle des temps de manière aléatoire. De manière très générale, le changement d'horloge consiste à construire un processus aléatoire $\mathbf{U} = \{U(t), t \in \mathbb{R}\}$ à partir de deux autres processus aléatoires $\mathbf{Z} = \{Z(t), t \in \mathbb{R}\}$ et $\mathbf{A} = \{A(t), t \in \mathbb{R}\}$ de la façon suivante :

$$U(t) = Z(t - A(t)) \quad (7.1)$$

Les propriétés des processus \mathbf{Z} et \mathbf{A} restent à préciser. En général, \mathbf{Z} est une fonction aléatoire stationnaire, réelle ou complexe, de moyenne nulle, continue et \mathbf{A} est une fonction aléatoire réelle, indépendante de \mathbf{Z} , de moyenne nulle, continue et stationnaire. La stationnarité de \mathbf{A} se traduit de façon différente de celle de \mathbf{Z} qui est supposé stationnaire à l'ordre 2. Dans tout ce manuscrit, lorsqu'on suppose que \mathbf{A} est stationnaire, cela signifie que les fonctions caractéristiques de $A(t)$ et de $A(t+\tau) - A(t)$ sont indépendantes du temps t .

Ce formalisme possède l'intérêt de s'appliquer dans divers domaines :

- L'une des premières applications des changements d'horloge se trouve dans la théorie de l'échantillonnage et plus particulièrement dans l'étude des erreurs du processus d'échantillonnage. Un échantillonnage périodique peut être présenté comme la discrétisation périodique en temps d'un signal continu, résultant en la formation d'une suite échantillonnée $\mathbf{Z}_{ech} = \{Z(n), n \in \mathbb{Z}\}$. En pratique, il est impossible de garantir une parfaite synchronisation de l'horloge et ces phénomènes d'erreurs sur l'horloge du processus, appelés "*jitter*" ou *gigue* en français peuvent se modéliser parfaitement à travers le modèle initial défini dans (7.1). En effet, la gigue sur l'échantillonnage consiste à prendre en compte que la suite échantillonnée observée n'est pas \mathbf{Z}_{ech} mais plutôt $\mathbf{U}_{ech} = \{U(n), n \in \mathbb{Z}\}$ tel que

$$U(n) = Z(n - A(n)) \quad (7.2)$$

dans lequel $A(n)$ modélise les erreurs (aléatoires) sur les instants d'échantillonnage. Plusieurs études sur la gigue de l'échantillonnage découlent de ce modèle, permettant de mettre en évidence l'influence de cette gigue sur les propriétés de la suite observée. Le problème de la reconstruction (au sens des moindres carrés) de $Z(t)$ à partir de l'observation de $\{U(n), n \in \mathbb{Z}\}$ peut aussi être résolu à partir de cette modélisation. De plus, ce modèle permet d'étudier l'échantillonnage non uniforme.

- Ces changements d'horloge permettent aussi de modéliser les phénomènes de multi-trajets ou plus simplement de retards de propagation en considérant que le processus \mathbf{A} modélise le retard (aléatoire) dû au trajet de l'onde \mathbf{Z} [31], [32], [35], [37].

- D'autres applications des changements d'horloge peuvent être trouvées en télécommunications où ils peuvent servir à brouiller le signal d'intérêt \mathbf{Z} [2], [16], [17], [47].

Est-ce le fait de partager un bureau depuis longtemps avec Bernard Lacaze ? Est-ce l'envie de travailler sur des aspects du traitement du signal plus théoriques ? Toujours est-il que j'ai commencé à travailler avec B. Lacaze sur les changements d'horloge et la théorie de l'échantillonnage et que petit-à-petit, cet aspect de la théorie du signal a pris une part de plus en plus importante dans mes activités de recherche.

7.1 Les changements d'horloge et les multi-trajets

7.1.1 Intérêt des changements d'horloge dans la modélisation de phénomènes de propagation

Une première étude s'est intéressée à l'apport d'un modèle à base de changement d'horloge dans un contexte multitrajets [46]. Classiquement, le problème des multitrajets est étudié à partir du modèle de Watterson, initialement proposé pour modéliser un canal stationnaire de transmission ionosphérique HF [1], [67]. Ce modèle s'écrit :

$$Z(t) = \sum_{k=1}^n b_k(t) x(t - \tau_k) \quad (7.3)$$

dans lequel $x(t)$ représente le signal d'entrée émis, τ_k correspond aux différents retards de chaque trajet, tandis que $b_k(t)$ modélise la modulation en amplitude et en phase du signal d'entrée dans chaque trajet et n est le nombre total de trajets. De plus, les fonctions de modulation $b_k(t)$ sont supposées être des processus gaussiens (complexes) et indépendants. Nous avons étudié une alternative au modèle de Watterson en incluant le caractère aléatoire non pas dans l'amplitude, comme le fait le modèle de Watterson, mais plutôt dans les retards de chaque trajet :

$$Z(t) = \sum_{k=1}^n b_k x(t - \tau_k(t)). \quad (7.4)$$

Dans ce modèle, les amplitudes b_k sont déterministes et les retards $\tau_k(t)$ sont des processus aléatoires dont les propriétés peuvent être précisées en fonction du type de canal de transmission auquel on s'intéresse.

En particulier, si on s'intéresse dans un premier temps au cas du trajet unique ($n = 1$) d'une onde monochromatique $e^{i\omega_0 t}$ dont le retard $\tau(t)$ peut être supposé gaussien et stationnaire, on montre que l'onde reçue correspondante $Z(t)$ peut être divisée en deux parties :

$$Z(t) = G(t) + V(t) \quad (7.5)$$

avec

$$G(t) = \exp \left[i\omega_0 (t - m) - (\omega_0 \sigma)^2 / 2 \right] \text{ et } K_V(t) = \exp \left[i\omega_0 t - (\omega_0 \sigma)^2 (1 - \rho(t)) \right] - \exp \left[i\omega_0 t - (\omega_0 \sigma)^2 \right], \quad (7.6)$$

m et σ^2 représentant respectivement la moyenne et la variance du retard gaussien, $\rho(t)$ son coefficient de corrélation et $K_V(t)$ correspond à la fonction d'autocorrélation du processus $V(t)$. Ainsi, dans cette décomposition du processus $Z(t)$ reçu, $G(t)$ est la partie monochromatique déterministe restante et $V(t)$ peut être considéré comme un bruit additif dû au retard aléatoire. Nous avons ensuite montré que ce

modèle permet de s'adapter à de nombreuses situations par le biais de ses paramètres et conduit à la modélisation de nombreux phénomènes physiques.

Ce modèle monochromatique a ensuite été étendu au cas multi-composantes dans lequel le processus reçu $Z(t)$ est modélisé par :

$$Z(t) = \sum_{k=1}^n b_k e^{i\omega_k(t-\tau_k(t))}, 0 < b_k < 1, \sum_{k=1}^n b_k^2 = 1 \quad (7.7)$$

dans lequel les $\tau_k(t)$ sont considérés comme des processus gaussiens stationnaires et indépendants et ω_k est caractéristique de l'effet Doppler $\Delta\omega_k = \omega_0 - \omega_k$. Dans ce cas, sous certaines hypothèses, la décomposition de $Z(t)$ en la somme de deux composantes $G(t)$ et $V(t)$ reste valable mais la contribution de $G(t)$ peut être négligée dès que $\omega_0\sigma_k$ est suffisamment grand. L'expression de la densité spectrale de $V(t)$ peut être donnée, permettant de faire correspondre ce modèle dans de nombreux exemples physiques. Notons que cette expression conduit à une modélisation du spectre sous forme d'une somme de composantes gaussiennes :

$$s_V(\omega) = \sum_{k=1}^n b_k^2 \phi[c_k, \omega - \omega_k] \quad \text{avec} \quad \phi[x, y] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} x \exp\left[-\frac{1}{2}(xy)^2\right], c_k = a_k/\omega_k\sigma_k, \quad (7.8)$$

a_k étant un paramètre particulier de la fonction d'autocovariance normalisée des retards $\tau_k(t)$ (pour plus de détails, voir [46]).

Nous présentons ci-après un exemple d'utilisation de ce modèle sur la réflexion d'ondes sur la surface de la mer à des angles d'incidence très faibles. Des expériences ont été menées [49] et les auteurs proposent des modèles spectraux compliqués (et non justifiés) basés sur la somme de Gaussiennes, Lorentziennes et Voigtiennes. Le modèle que nous proposons permet de modéliser correctement les spectres présentés de [49]. La figure 7.1 présente un exemple de modélisation d'une densité spectrale mesurée expérimentalement.

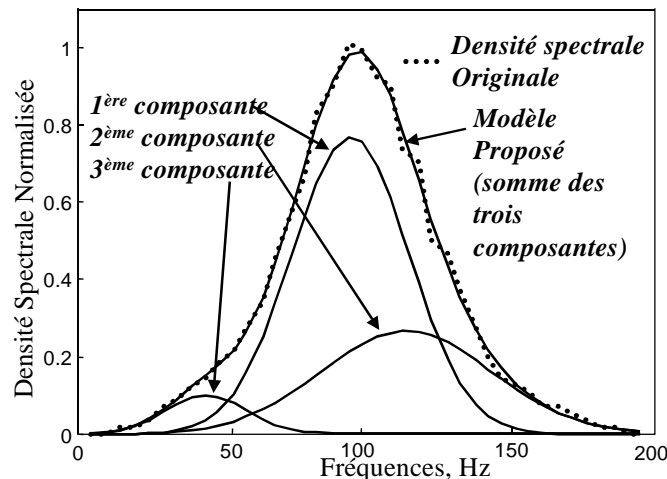


Fig. 7.1: Exemple d'utilisation du modèle proposé pour un spectre de [49] correspondant à une expérience d'émission d'onde sur la surface de la mer à des angles de très faibles incidences.

Finalement, les changements d'horloge permettent de proposer un modèle convenant bien pour le

phénomène de propagation multitrajets. Considérer un unique trajet conduit forcément à une forme de densité spectrale symétrique, ce qui n'est pas forcément bien adapté aux exemples physiques de densités spectrales que l'on mesure expérimentalement. Par contre, prendre en considération dans le modèle plusieurs changements d'horloge permet d'obtenir un modèle de densité spectrale non symétrique.

7.1.2 L'effet du jitter dans un contexte multitrajets

Nous nous sommes ensuite intéressés au problème de reconstruction d'un processus à temps continu à partir de l'observation de ce même processus échantillonné mais perturbé par du jitter, en contexte multitrajets [51]. Ainsi, un processus aléatoire stationnaire (au sens large) $Z(t)$ perturbé par du jitter, des phénomènes de multitrajets et du bruit additif peut s'écrire :

$$U(t) = \sum_{k=1}^p c_k Z(t - A_k(t)) + B(t) \quad t \in \mathbb{R}. \quad (7.9)$$

Dans cette expression, $A_k(t)$ modélise le jitter (qui est ici un processus aléatoire), p représente le nombre de trajets, c_k est l'amplitude complexe associée à chaque trajet et $B(t)$ le bruit additif. Les processus de jitter sont supposés stationnaires dans la mesure où ils sont caractérisés par les deux fonctions caractéristiques suivantes :

$$\begin{aligned} \Psi_k(\omega) &= E \left[e^{i\omega A_k(t)} \right] \\ \Phi_k(\tau, \omega) &= E \left[e^{i\omega(A_k(t) - A_k(t-\tau))} \right]. \end{aligned} \quad (7.10)$$

Le processus obtenu $U(t)$ est supposé observé aux instants d'échantillonnage $t = n \in \mathbb{Z}$. Le problème posé est de construire le meilleur estimateur linéaire $\hat{Z}(t)$ du processus continu $Z(t)$ à partir de l'observation de $\mathbf{U}_{ech} = \{U(n), n \in \mathbb{Z}\}$. Le terme de "meilleur estimateur linéaire" correspond à l'estimateur qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) $E \left[\left| Z(t) - \hat{Z}(t) \right|^2 \right]$. Dans un premier temps, on décompose le processus $U(t)$ en la somme de deux composantes orthogonales $G(t) + W(t)$ dans laquelle $G(t)$ correspond à la projection de $U(t)$ sur l'espace de Hilbert engendré par le processus original $Z(t)$, comme l'illustre la figure 7.2.

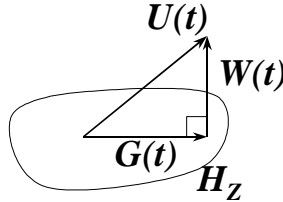


Fig. 7.2: Projection de $U(t)$ sur l'espace de Hilbert engendré par $Z(t)$.

Cette projection permet de donner l'expression de la densité spectrale $s_G(\omega)$ de $G(t)$ en fonction de la densité spectrale $s_Z(\omega)$ du processus $Z(t)$:

$$s_G(\omega) = \left| \sum_{k=1}^p c_k \Psi_k^*(\omega) \right|^2 s_Z(\omega) \quad (7.11)$$

dans laquelle $\Psi_k(\omega)$ correspond à la fonction caractéristique (7.10) du processus aléatoire $A_k(t)$. Ceci nous permet ensuite de déduire l'expression de la densité spectrale $s_W(\omega)$ de $W(t)$ et donc d'obtenir celle de $U(t)$. L'expression de la densité spectrale du processus échantillonné correspondant peut alors être donnée :

$$s_{U_{ech}}(\omega) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} s_U(\omega + 2\pi m). \quad (7.12)$$

Dès que l'expression de la densité spectrale du processus observé a été établie, l'estimateur linéaire $\hat{Z}(t)$ du processus continu $Z(t)$ est défini comme la projection de $Z(t)$ sur l'espace de Hilbert engendré par la suite échantillonnée observée $\mathbf{U}_{ech} = \{U(n), n \in \mathbb{Z}\}$. Nous montrons alors que cet estimateur peut être vu comme la sortie d'un filtre linéaire variant dans le temps de fonction de transfert :

$$R(t, \omega) = \frac{\alpha(t, \omega)}{s_{U_{ech}}(\omega)} \quad (7.13)$$

avec

$$\alpha(t, \omega) = \sum_{k=1}^p \sum_{m=-\infty}^{+\infty} c_k^* e^{i2\pi mt} \Psi_k(\omega + 2\pi m) s_Z(\omega + 2\pi m). \quad (7.14)$$

La mise en place de l'estimateur sous forme de la sortie d'un filtre linéaire avec \mathbf{U}_{ech} en entrée permet de déterminer aussi l'expression de la puissance de l'erreur de reconstruction. Nous illustrons ce procédé de reconstruction sur un signal NRZ soumis à 3 trajets avec un jitter gaussien sur chacun d'entre eux et un bruit additif de 10 dB. La figure 7.3 présente le signal NRZ original en haut ($Z(t)$), puis le signal distordu par le multitrajet, la présence de jitter et de bruit additif ($U(n)$), puis le résultat du filtrage proposé ($\hat{Z}(t)$) et enfin un post-traitement spécifique de ces signaux binaires : le résultat d'un seuillage (binaire) de $\hat{Z}(t)$.

Ainsi, nous avons montré que pour un signal en présence de multitrajets, de jitter et de bruit additif, il est possible de construire en utilisant un filtre linéaire une estimation optimale du processus original à temps continu, minimisant un critère d'erreur quadratique. De manière générale, ce filtre est variant dans le temps. Toutefois, si le processus original respecte les conditions du théorème d'échantillonnage, ce filtre devient invariant dans le temps, rendant son implantation beaucoup plus facile.

7.2 Les problèmes de l'échantillonnage

7.2.1 Influence du processus d'échantillonnage

Après ces études sur les problèmes de multitrajets et l'apport d'un formalisme incluant les changements d'horloge, nous nous sommes intéressés au procédé d'échantillonnage [44]. En effet, dans un véritable système d'acquisition, l'échantillonnage est le résultat d'une intégration autour d'un instant (périodique ou non). On peut ainsi écrire que l'échantillonnage du processus aléatoire $Z(t)$ fournit la suite échantillonnée $\mathbf{U}_{ech} = \{U(n), n \in \mathbb{Z}\}$ par l'opération suivante :

$$U_n = \int_{n-\Delta_n/2}^{n+\Delta_n/2} Z(t) dt. \quad (7.15)$$

Le processus aléatoire $Z(t)$ est supposé stationnaire au sens large et centré. Sa densité spectrale est notée $s_Z(\omega)$. Dans ce qui suit, nous nous intéressons à la reconstruction du processus $Z(t)$ à partir

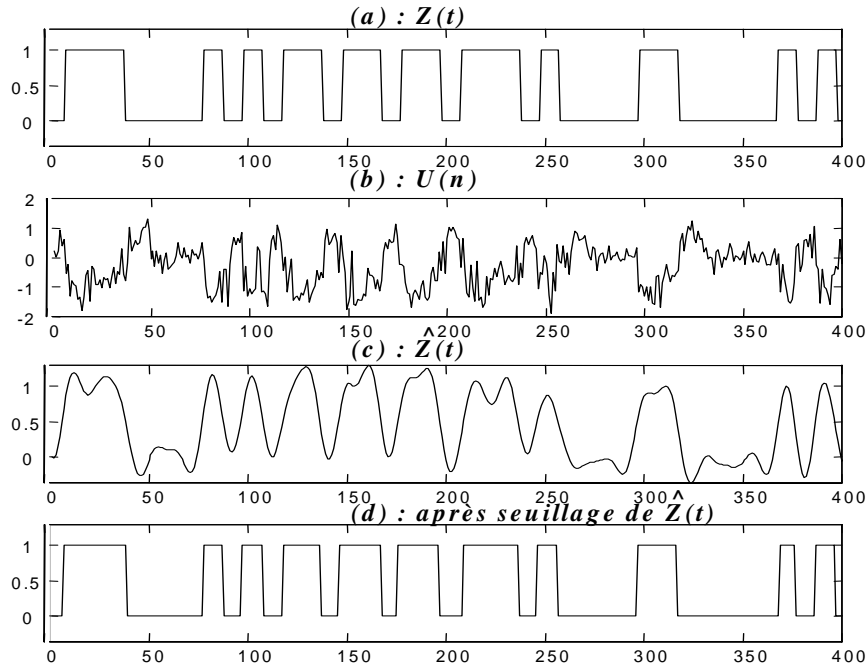


Fig. 7.3: Exemple de reconstruction d'un processus NRZ : (a) NRZ original, (b) NRZ soumis à des multitrajets, au jitter et au bruit additif, (c) signal reconstruit par filtrage, (d) signal reconstruit après filtrage et seuillage.

de l'observation de la suite échantillonnée \mathbf{U}_{ech} , en fonction des propriétés du processus $Z(t)$ et des caractéristiques du système d'échantillonnage, i.e. de Δ_n . Dans tous les cas, le meilleur estimateur linéaire $\hat{Z}(t)$ au sens de l'EQM est la projection orthogonale de $Z(t)$ sur l'espace de Hilbert engendré par les observations $U(n), n \in \mathbb{Z}$. En ce qui concerne le procédé d'échantillonnage, vu ici comme une intégration sur un intervalle de largeur Δ_n , deux cas peuvent être pris en compte. D'un côté, le problème peut être abordé d'un point de vue déterministe en postulant que la largeur d'intégration reste constante, i.e. $\Delta_n = \delta$ mais de l'autre, il est sans doute intéressant de prendre en compte les imperfections du système d'acquisition en considérant que cette largeur est une grandeur aléatoire. Nous nous sommes intéressés au problème de reconstruction du processus $Z(t)$ dans les deux cas.

Dans le cas où la largeur d'intégration est supposée déterministe, notée δ , nous avons montré que la reconstruction optimale de $Z(t)$ (au sens de l'EQM) peut être obtenue à partir des observations $U(n), n \in \mathbb{Z}$ comme la sortie d'un filtre linéaire variant dans le temps dont la fonction de transfert s'écrit :

$$R(t, \omega) = \frac{\alpha(t, \omega)}{s_{U_{ech}}(\omega)} \quad (7.16)$$

avec

$$\alpha(t, \omega) = \delta \sum_{k=-\infty}^{+\infty} e^{2i\pi kt} \operatorname{sinc} \left[\frac{\delta}{2} (\omega + 2k\pi) \right] s_Z(\omega + 2k\pi) \quad (7.17)$$

et $s_{U_{ech}}(\omega)$ correspond à la densité spectrale de puissance du processus échantillonné observé U_{ech}

$$s_{U_{ech}}(\omega) = \delta^2 \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sin^2 \left[\frac{\delta}{2} (\omega + 2k\pi) \right] s_Z(\omega + 2k\pi). \quad (7.18)$$

L'expression de la puissance d'erreur de reconstruction peut aussi être donnée. Remarquons que si le processus $Z(t)$ respecte la condition d'échantillonnage (de largeur spectrale inférieure ou égale à 2π), les deux sommes ci-dessus ne contiennent plus qu'un seul terme ($k = 0$ si $s_Z(\omega) = 0$ pour $\omega \notin (-\pi, \pi)$) et le filtre devient invariant dans le temps. En particulier, l'expression de la transmittance devient :

$$R(\omega) = \frac{1}{\delta \sin c \left[\frac{\delta\omega}{2} \right]} \quad (7.19)$$

De plus, dans cas, la reconstruction est parfaite (la puissance de l'erreur est nulle). Par contre, si à la place de ce filtre optimal, on utilise l'interpolateur classique de Shannon [40], la puissance de l'erreur obtenue n'est pas nulle comme l'illustre la figure 7.4.

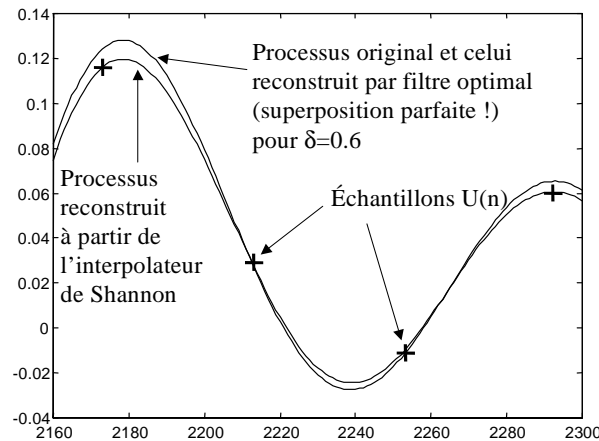


Fig. 7.4: Exemple d'un processus $Z(t)$, des échantillons $U(n)$ observés, de la reconstruction optimale $\hat{Z}(t)$ et du résultat de l'interpolateur de Shannon.

Dans un deuxième temps, afin de modéliser les imperfections du système d'acquisition, la largeur d'intégration Δ_n est supposée être une séquence aléatoire, indépendante de \mathbf{Z} et stationnaire dans le sens où les fonctions caractéristiques suivantes ne dépendent pas de n :

$$\begin{cases} E [e^{i\omega\Delta_n}] = \psi(\omega) \\ E [e^{i\omega(\Delta_n + \Delta_{n-m})}] = \phi_m^+(\omega) \\ E [e^{i\omega(\Delta_n - \Delta_{n-m})}] = \phi_m^-(\omega) \end{cases} \quad (7.20)$$

Dans ce cas, nous montrons que la reconstruction peut aussi être obtenue comme la sortie d'un filtre linéaire variant dans le temps, de la même forme que dans le cas déterministe, avec toutefois, des expressions du numérateur $\alpha(t, \omega)$ et de la densité spectrale en dénominateur $s_{U_{ech}}(\omega)$ plus compliquées, dépendant des fonctions caractéristiques mentionnées ci-dessus. Dans ce cas, comme dans le cas déterministe, l'expression de la puissance de l'erreur de reconstruction peut aussi être donnée. Dans la figure 7.5, nous

donnons un exemple de rapport signal à bruit (erreur de reconstruction) obtenu dans le cas d'un processus $Z(t)$, de densité spectrale de puissance constante sur $(-\pi, \pi)$, vérifiant la condition d'échantillonnage ($s_Z(\omega) = 0$ pour $\omega \notin (-\pi, \pi)$). La largeur d'intégration est supposée être une séquence gaussienne corrélée. La figure 7.5 présente l'évolution du rapport signal à bruit en fonction de la valeur moyenne de la largeur d'intégration. Deux valeurs d'écart-type de la largeur d'intégration ont été envisagées et des comparaisons sont faites avec le résultat obtenu en utilisant un classique interpolateur de Shannon. Dans le cas aléatoire, nous montrons aussi clairement l'intérêt de ce filtre optimal par rapport à l'interpolateur classique de Shannon qu'on aurait pu penser utiliser dans ce cas d'échantillonnage.

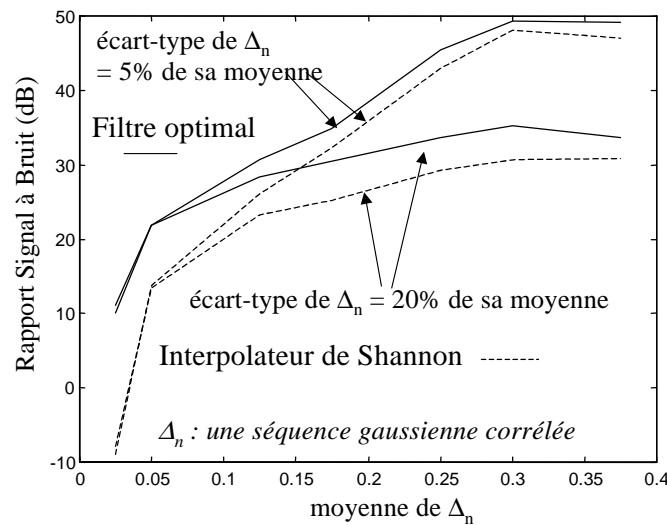


Fig. 7.5: Rapport Signal à Bruit obtenu en fonction de la valeur moyenne de largeur d'intégration pour deux valeurs différentes d'écart-type. Comparaison des résultats obtenus par filtrage optimal et par l'interpolateur de Shannon.

7.2.2 Echantillonnage entrelacé bruité

La reconstruction d'un processus à temps continu à partir de l'observation d'une série échantillonnée a fait l'objet d'une autre étude [45], dans un cadre différent. Dans cette étude, nous nous sommes intéressés au problème de l'échantillonnage entrelacé c'est-à-dire un échantillonnage dans lequel les instants d'échantillonnage sont définis par :

$$\begin{aligned} t_{kn} &= n + a_k \quad n \in \mathbb{Z} \\ 0 &\leq a_k < 1 \quad k = 1, \dots, K \\ a_k &\neq a_j \text{ for } k \neq j. \end{aligned} \quad (7.21)$$

Un exemple de ce type d'échantillonnage périodique est donné sur la figure 7.6.

Les travaux de Yen [68] et de Papoulis [52] apportent une solution pour la reconstruction optimale (au sens de l'EQM) du processus à temps continu à bande spectrale limitée à partir de l'observation de ses échantillons. Une généralisation de la formule de reconstruction de Yen a été étudiée par B.Lacaze [39]

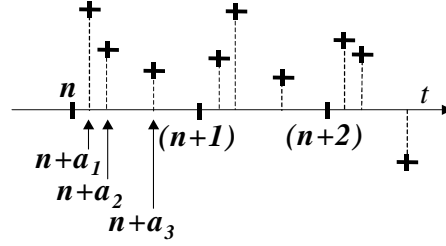


Fig. 7.6: Exemple d'échantillonnage entrelacé, $K = 3$.

en considérant un échantillonnage de la forme $t_{kn} = nT_k + a_k$, dans lequel les périodes d'échantillonnage T_k sont différentes.

Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes intéressés au cas de l'échantillonnage entrelacé bruité. Les observations sont faites aux instants t_{kn} précédemment définis et s'écrivent sous la forme :

$$U_{kn} = Z(t_{kn}) + N_{kn}. \quad (7.22)$$

Dans cette expression, le processus aléatoire $\mathbf{Z} = \{Z(t), t \in \mathbb{R}\}$ est un processus centré stationnaire de densité spectrale $s_Z(\omega)$ à support borné sur $[-K\pi, +K\pi]$. Les suites de bruit $\mathbf{N}_{k_{ech}} = \{N_{kn}, n \in \mathbb{Z}\}$, $k = 1, \dots, K$ sont K suites de variables aléatoires à moyenne nulle, à variance finie et indépendantes de \mathbf{Z} . Le problème de reconstruction optimale, au sens d'un critère d'erreur quadratique, du processus $Z(t)$ à temps continu à partir de l'observation des suites échantillonnées $\mathbf{U}_{k_{ech}} = \{U_{kn}, n \in \mathbb{Z}\}$, $k = 1, \dots, K$ est posé dans deux conditions différentes relatives au bruit additif :

- le bruit additif est le résultat de l'échantillonnage entrelacé d'un unique processus aléatoire stationnaire $\mathbf{N} = \{N(t), t \in \mathbb{R}\}$ aux instants t_{kn} (le bruit étant lui aussi un processus à bande spectrale limitée sur $[-K\pi, +K\pi]$),
- les suites $\mathbf{N}_{k_{ech}} = \{N_{kn}, n \in \mathbb{Z}\}$, $k = 1, \dots, K$ sont des suites stationnaires indépendantes. Cette deuxième situation modélise le cas de trajectoires multiples avec un bruit relatif à chaque trajectoire.

Dans le premier cas, nous montrons que la reconstruction optimale de $Z(t)$ peut s'obtenir comme la sortie d'un système constitué de deux parties. Une première partie correspond à l'application de la formule de reconstruction de Yen sur les suites échantillonnées, tandis que la deuxième partie est un filtre linéaire invariant dans le temps. Cette procédure est illustrée sur la figure 7.7.

Plus précisément, $V(t)$ est obtenu de la manière suivante :

$$V(t) = f(t) \sum_{n \in \mathbb{Z}} (-1)^{nK} \sum_{k=1}^K \frac{U_{kn}}{\pi(t - t_{kn}) g_k} \quad (7.23)$$

avec

$$f(t) = \prod_{k=1}^K \sin \pi(t - a_k) \quad \text{et} \quad g_k = \prod_{m \neq k} \sin \pi(a_k - a_m). \quad (7.24)$$

Le filtre $G(\omega)$ est le filtre de Wiener [30] :

$$G(\omega) = \frac{s_Z(\omega)}{s_Z(\omega) + s_N(\omega)}. \quad (7.25)$$

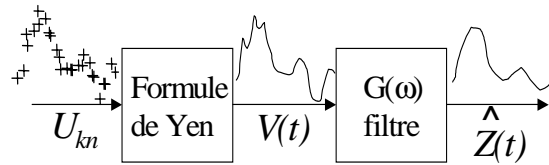


Fig. 7.7: Reconstruction optimale dans le cas d'un échantillonnage entrelacé avec un seul processus de bruit à bande spectrale limitée.

Dans le deuxième cas considéré pour le bruit, les suites $\mathbf{N}_{k_{ech}} = \{N_{kn}, n \in \mathbb{Z}\}, k = 1, \dots, K$ sont des suites stationnaires indépendantes. Des calculs plus délicats nous conduisent à un résultat semblable au cas précédent. La reconstruction optimale est obtenue comme la sortie d'un système à deux composantes, comme l'illustre la figure 7.8.

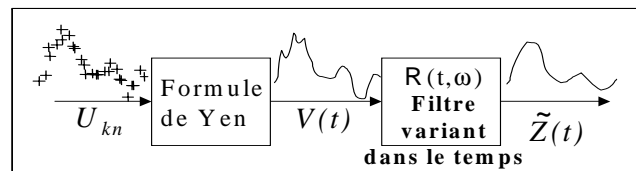


Fig. 7.8: Reconstruction optimale dans le cas d'un échantillonnage entrelacé amenant K suites de bruit.

La différence avec le cas précédent réside dans le filtre impliqué dans le procédé de reconstruction : il ne s'agit plus d'un filtre classique de Wiener mais d'un filtre linéaire, variant dans le temps dont l'expression de la transmittance $R(t, \omega)$ dépend de la densité spectrale $s_Z(\omega)$ de $Z(t)$ et de grandeurs relatives aux spectres de puissance des suites de bruit (voir [45] pour de plus amples renseignements). À titre d'exemple, le système total a été implanté dans un cas particulier d'un échantillonnage entrelacé avec $K = 2$ et d'un seul trajet bruité, le second étant supposé sans bruit. La figure 7.9 présente le résultat obtenu sur une portion de signal de parole. Le processus original est en rouge et en trait fin, les échantillons obtenus après échantillonnage entrelacé bruité sont les points bleus et la reconstruction optimale, suivant la technique présentée ci-dessus, est tracée en noir et en trait gras. Si la reconstruction visuelle peut paraître globalement satisfaisante, un test d'écoute renforce cette impression et démontre l'intérêt de la méthode.

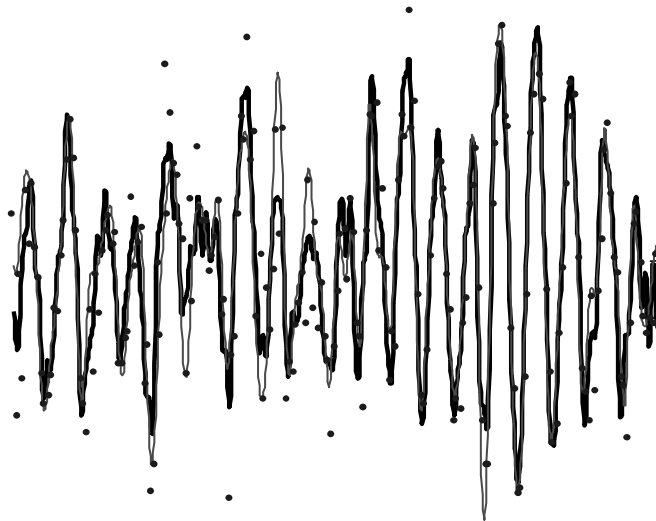


Fig. 7.9: Exemple d'un signal de parole (en rouge, trait fin), des échantillons entrelacés bruités (points bleus) et de la reconstruction optimale (en noir, trait gras).

Partie III

Conclusions et Perspectives

Avant de clôre ce manuscrit, il est important de parler de l'avenir. Quelles sont mes perspectives en tant qu'enseignant-chercheur ?

Tout d'abord en termes de recherche : une thèse est en cours et devrait se soutenir en décembre 2003. Cette thèse est liée à la modélisation paramétrique dans un contexte d'analyse spectrale. Elle se déroule dans le cadre d'une bourse MESR et étudie le couple, très souvent utilisé en analyse spectrale, constitué par le filtrage en sous-bande et la modélisation paramétrique (voir paragraphe 4.2, page 20). Cette thèse est dans la continuité du thème d'**analyse spectrale par modélisation paramétrique** qui reste et continuera d'être un de mes thèmes favoris en traitement du signal.

La **compression de données** est aussi un thème présent dans mes activités. Initié au cours de ma thèse, ce thème me permet d'étudier l'intérêt de techniques basées sur la modélisation : modélisation de Prony pour la compression d'interférogrammes au cours de ma thèse et modélisation par ondelettes continues pour la compression d'électrocardiogrammes au cours de la thèse d'A. Prieto Guerrero (voir paragraphe 6.5). Des techniques originales à base de décomposition en ondelettes couplées à de la décomposition en valeurs singulières (SVD) ont aussi été testées pour la compression d'ECG dans le cadre du projet européen U-R-Safe. Je poursuivrai ce thème de compression en démarrant une thèse sur la *compression d'images hyperspectrales* en septembre 2003. La compression d'images acquises à bord des véhicules spatiaux (satellites d'observation de la terre, sondes scientifiques, ...) est devenue au cours de ces dernières années un sujet de très grand intérêt. Etant donné, d'une part les sévères limitations qui s'appliquent sur la capacité de stockage et la capacité de transmission et d'autre part, l'inflation du nombre de données à sauvegarder ou à transmettre, suite à l'augmentation du nombre de bandes spectrales des futurs instruments, la compression hyperspectrale devient un sujet d'intérêt majeur. Les images hyperspectrales se caractérisent par une forte corrélation à la fois spatiale (intra-image) et spectrale (inter-image). Les études de compression, menées dans le passé ou en cours, ont permis d'approfondir la compression spatiale (avec une compression indépendante de chaque bande) ou la compression multi-spectrale (avec au maximum 8 bandes). Le sujet de la thèse est l'étude de la compression hyperspectrale (pour des instruments avec un nombre de bandes spectrales supérieur à 20) avec pour objectif l'obtention d'un gain significatif sur les taux de compression. Il s'agira d'étudier à la fois la compression des images au sol et la compression embarquée en prenant en compte les contraintes de complexité mais aussi le problème de la registration à bord. Cette thèse s'effectuera en partenariat avec le CNES, site de Toulouse et j'assurerai la co-direction de cette étude avec P. Duhamel, du laboratoire LSS de Supélec.

Finalement, ces deux thèmes que sont la **modélisation paramétrique** et la **compression** sont directement issus de mon travail de thèse de doctorat. Naturellement, mon investissement dans ces deux thèmes s'est poursuivi au cours des années et j'envisage de maintenir des activités de recherche dans ces deux domaines. De plus, ils sont aussi liés à mes activités d'enseignement, surtout pour la partie compression de données.

À côté de ces deux thèmes, je m'intéresse aussi à la **théorie de l'échantillonnage**, en lien avec les travaux de B. Lacaze. Mon investissement dans ce domaine est beaucoup plus récent puisqu'il a commencé depuis quatre ans. Un article est en cours de soumission dans la revue *IEEE Trans. On Instrumentation and Measurements* sur la reconstruction à temps continu de processus aléatoires complexes présentant du jitter. Suite à l'étude sur l'influence du processus d'échantillonnage (paragraphe 7.2.1 ou [44]), un article a été soumis au GRETSI 03 sur la recherche de la forme optimale d'échantillonnage permettant de lutter

contre les effets de la gigue. Plusieurs aspects de ce problème d'échantillonnage des processus aléatoires restent encore à explorer et j'espère poursuivre cet investissement dans les années à venir.

L'évolution de mon profil d'enseignante est déjà nette : tout d'abord très investie dans les enseignements de base du traitement du signal (probabilités, statistique, théorie du signal, filtrage numérique), j'ai peu-à-peu abandonné ce profil pour des enseignements plus spécialisés, centrés autour de la théorie de la communication, la compression des données et dernièrement, la compression audio. J'imagine qu'avec le besoin croissant en compression de données et les évolutions constantes de ce domaine, mon enseignement en la matière va prendre une part croissante dans les besoins à l'ENSEEIH, me conduisant à conserver ce profil "pointu" d'enseignement, qui reste très cohérent avec mon profil recherche.

Toutefois, je continue d'être impliquée dans l'enseignement du traitement du signal et des images au sens large du terme, en restant la responsable de l'enseignement spécialisé en ce domaine délivré en 3ème année à l'ENSEEIH. Ceci me permet de garder une vision générale de cet enseignement et de veiller à ce que l'ENSEEIH puisse toujours se réclamer comme une école dans laquelle le traitement du signal et des images a la place qu'il lui revient.

Partie IV

Bibliographie

Bibliographie

- [1] HF ionospheric channel simulators. Technical Report CCIR 549-3, CCIR documents, 1990.
- [2] N. Aakvaag, B. Lacaze, and A. Duverdier. On the use of periodic timebase companding in the scrambling of stationary processes. *Lecture notes in computer Sc*, (1133):53–63, 1996.
- [3] B. S. Atal and J. M. Remde. A new model of LPC excitation for producing natural speech at low bit rates. In *Proc. IEEE ICASSP-82*, pages 614–618, 1982.
- [4] O. Besson and P. Stoica. Statistical analysis of the least-squares autoregressive frequency estimator for random amplitude sinusoidal signals. *Signal Processing*, 46:203–210, Oct. 1995.
- [5] O. Besson and P. Stoica. Frequency estimation and detection for sinusoidal signals with arbitrary envelope : a non linear least squares approach. In *Proc. IEEE ICASSP-98*, pages 33–36, Istanbul, Turkey, June 2000.
- [6] D. Bonacci, C. Mailhes, and P. Djuric. Improving frequency resolution for correlation-based spectral estimation methods using subband decomposition. In *Proc. IEEE ICASSP-03*, Hong-Kong, China, may 2003.
- [7] D. Bonacci, P. Michel, and C. Mailhes. Spectral estimation using subband decomposition and frequency warping. In *Proc. IEEE ICASSP-02*, Orlando, USA, may 2002.
- [8] D. Bonacci, P. Michel, and C. Mailhes. Subband decomposition and frequency warping for spectral estimation. In *Proc. EUSIPCO-02*, volume 3, pages 147–150, Toulouse, France, sep 2002.
- [9] F. Castanié, C. Mailhes, and A. Prieto Guerrero. The AR/ARMA approaches in voluntary and stimulated contractions. In *SENIAM, 3rd Workshop on Signal Processing Methods for Surface ElectroMyography*, pages 72–78, Nice, France, Oct. 1998.
- [10] B. Dubuisson. *Diagnostic et reconnaissance des formes*. Hermès, 1990.
- [11] A. Ducasse. *Estimation de sous-harmoniques à l'aide de méthodes paramétriques*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 1997. in French.
- [12] A. Ducasse, C. Mailhes, and F. Castanié. Amplitude and phase estimator study in Prony method for noisy exponential data. In *Proc. IEEE ICASSP-95*, pages 1796–1799, Detroit, USA, May 1995.
- [13] A. Ducasse, C. Mailhes, and F. Castanié. Estimation de fréquences : Panorama des méthodes paramétriques. *Revue Traitement du Signal*, 15(2):149–162, 1998.

-
- [14] M. Durnerin, N. Martin, C. Mailhes, G. Lejeune, J. Liénard, J.L. Lacoume, F.P. Castanié, Prieur, G. Goulet, and A. Silvent. Cyclostationnarités d'ordre 1 et 2 : application à des signaux vibratoires d'engrenages. In *Proc. GRETSI-97*, volume 1, pages 323–326, Grenoble, France, Sept. 1997.
- [15] M. Durnerin, N. Martin, C. Mailhes, G. Lejeune, J. Liénard, J.L. Lacoume, F.P. Castanié, Prieur, G. Goulet, and A. Silvent. Démarche d'analyse spectrale en vue d'une interprétation automatique, application à un signal d'engrenages. In *Proc. GRETSI-97*, volume 1, pages 539–542, Grenoble, France, Sept. 1997.
- [16] A. Duverdier and B. Lacaze. On the use of periodic clock changes to implement periodic time-varying filters. *IEEE Trans. Circuits and Systems*, 47(11):1152–1158, 2000.
- [17] A. Duverdier, B. Lacaze, and N. Aakvaag. A novel approach to spread spectrum communication using linear periodic time-varying filters. *Lecture notes in computer Sc*, (1133):64–75, 1996.
- [18] F. Gasmi. *La modélisation multi-impulsionnelle*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 1993. in French.
- [19] A. Gersho and R.M. Gray. *Vector quantization and signal compression*. Kluwer Academic Press, 1992.
- [20] P. Goupil. *Estimation de la température virtuelle de l'atmosphère : modélisation et analyse spectrale de signaux de télédétection radio acoustique (RASS)*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 2002. in French.
- [21] P. Goupil, C. Mailhes, and V. Klaus. Analyse par ondelettes et méthodes paramétriques en météorologie : application aux mesures de température par télédétection radio-acoustique. In *Proc. GRETSI-99*, volume 2, pages 519–522, Vannes, France, Sept. 1999.
- [22] P. Goupil, C. Mailhes, and V. Klaus. Improvement in temperature measurements with RASS : a parametric modeling and wavelet-packet based analysis. In *General Assembly of the European Geophysical Society, published in the Journal of Geophysical Research Abstracts*, The Hague, Netherlands, April 1999.
- [23] P. Goupil, C. Mailhes, and V. Klaus. RASS time serie parametric modeling : a way to overcome the classical Fourier analysis. In *General Assembly of the European Geophysical Society, published in the Journal of Geophysical Research Abstracts*, The Hague, Netherlands, April 1999.
- [24] P. Goupil, C. Mailhes, and V. Klaus. RASS signal processing improvement : a parametric approach. In *9th Int. Workshop on technical and scientific aspects of MST Radar*, Toulouse, France, March 2000.
- [25] P. Goupil, C. Mailhes, and V. Klaus. Using Prony modeling for advanced RASS signal processing. In *5th Int. Symp. on Tropospheric profiling : needs and technology*, Adelaide, Australia, Dec. 2000.
- [26] P. Goupil, C. Mailhes, and V. Klaus. RASS time serie parametric modeling : a way to overcome the classical Fourier analysis. *Physics and Chemistry of the Earth, Journal of the European Geophysical Society*, B:231–237, 2001.

-
- [27] D.E. Gustafson and W.C. Kessel. Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix. In *Proceedings of IEEE CDC*, pages 761–766, San Diego, USA, Jan. 1979.
- [28] S.M.S. Jalaleddine, C.G. Hutchens, D.D. Strattan, and W.A. Coberly. ECG data compression : a unified approach. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 37(4):329–343, April 1990.
- [29] E.W. Kamen. The poles and zeros of a linear time-varying system. *Linear Algebra and its application*, 98:263–289, 1988.
- [30] S. M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing - estimation theory*. Prentice Hall, Englewood Cliffs (NJ), 1993.
- [31] B. Lacaze. Modifications de propagation dues aux retards aléatoires. *Journal de Physique*, suppl. JP3(5):1343–1346, 1994.
- [32] B. Lacaze. Statistical remarks about multipath-fading in microwave links. *Signal Processing*, 36:233–237, 1994.
- [33] B. Lacaze. A note about stationary random process sampling. *Stat. Prob. Lett.*, 31:133–137, 1996.
- [34] B. Lacaze. Stationary clock changes on stationary processes. *Signal Processing*, 55(2):191–205, 1996.
- [35] B. Lacaze. A random equivalent transit time for backscattering on trees. *Signal Processing*, 58:223–225, 1997.
- [36] B. Lacaze. La formule d'échantillonnage et A.L.Cauchy. *Revue Traitement du Signal*, 14(4):289–295, 1998.
- [37] B. Lacaze. Modeling the HF channel with Gaussian random delays. *Signal Processing*, 64:215–220, 1998.
- [38] B. Lacaze. Periodic bi-sampling of stationary processes. *Signal Processing*, 68:283–293, 1998.
- [39] B. Lacaze. About a multi-periodic sampling scheme. *IEEE Signal Processing Letters*, 6(12):307–308, 1999.
- [40] B. Lacaze. *Processus Aléatoires pour les communications numériques*. Hermes, 2000.
- [41] B. Lacaze. Reconstruction of stationary processes sampled at random times. In F. Marvasti, editor, *Nonuniform Sampling - Theory and Practice*, pages 361–390. Kluwer Academic Press, 2001.
- [42] B. Lacaze. Improving the nyquist rate for complex stationary process sampling. *Sampling Theory in Signal and Image Proc.*, 1(1):33–52, Jan. 2002.
- [43] B. Lacaze. Errorless uniform sampling of complex stationary processes. *Signal Processing*, 83:913–917, 2003.
- [44] B. Lacaze and C. Mailhes. Influence of a random integration width on periodic sampling. In *Proc. IEEE ICASSP-02*, pages II.1189 – II.1192, 2002.

-
- [45] B. Lacaze and C. Mailhes. Interlaced sampling corrupted by noise. *Sampling Theory in Signal and Image Proc.*, 2(1):1–24, Jan. 2003.
- [46] B. Lacaze, C. Mailhes, and F. Castanié. Using clock changes in multipath applications. In *Proc. IEEE ICASSP-00*, Ankara, Turkey, 2000.
- [47] B. Lacaze and D. Roviras. Effect of random permutations applied to random sequences and related applications. *Signal Processing*, 82:821–831, 2002.
- [48] C. Lambert-Nebout. *Etude des moyens d'analyse du signal basse-fréquence d'un récepteur d'alignement de piste*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 1989. in French.
- [49] P.H.Y. Lee and al. Power spectral lineshapes of microwave radiation backscattered from sea surfaces at small grazing angles. *IEE Proc. Radar, Sonar and Navigation*, 142(5):252–258, 1995.
- [50] C. Mailhes, F. Castanié, and A. Prieto Guerrero. Compression of SEMG signals with application to monitoring. In *SENIAM, 3rd Workshop on Signal Processing Methods for Surface Electromyography*, pages 194–199, Nice, France, Oct. 1998.
- [51] C. Mailhes and B. Lacaze. Jitter effects in a multipath environment. In *Proc. IEEE ICASSP-01*, Salt Lake City, USA, 2001.
- [52] A. Papoulis. *Systems and Transforms with applications in optics*. McGraw-Hill, New York, 1968.
- [53] A. Prieto Guerrero. *Compression de signaux biomédicaux*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 1999. in French.
- [54] A. Prieto Guerrero and C. Mailhes. Comparaison de méthodes de compression appliquées aux électromyogrammes. In *Proc. GRETSI-97*, volume 1, pages 47–50, Grenoble, France, Sept. 1997.
- [55] A. Prieto Guerrero and C. Mailhes. On the choice of an electromyogram data compression. In *Proc. IEEE EMBS-97*, pages 1558–1561, Chicago, USA, Oct. 1997.
- [56] A. Prieto Guerrero and C. Mailhes. First results on new modeling-based ECG data compression methods. In *Proc. IEEE EMBS-98*, pages 194–197, Hong-Kong, China, Oct. 1998.
- [57] A. Prieto Guerrero and C. Mailhes. Multi-channel ECG data compression method based on a new modeling method. In *28th Annual Computers in Cardiology Conference*, pages 261–264, Rotterdam, Netherlands, Sept. 2001.
- [58] M.P. Quirk and B. Liu. Improving resolution for autoregressive spectral estimation by decimation. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 31(3):630–637, June 1983.
- [59] T. Robert. *Modélisation continue de signaux non stationnaires à ruptures brutales*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 1996. in French.
- [60] T. Robert and C. Mailhes. Autoregressive estimation on signals presenting abrupt changes. In *Proc. of EUSIPCO 94*, pages 1728–1731, Edinburgh, England, Sept. 1994.

-
- [61] T. Robert and C. Mailhes. Effet d'une perturbation sur l'estimation de modèles autorégressifs. *J. de Physique*, 4(5):1383–1386, 1994.
- [62] T. Robert and C. Mailhes. New abrupt change detector using Walsh functions. In *IEEE Int. Symp. on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, pages 213–216, Philadelphie, USA, Oct. 1994.
- [63] T. Robert and C. Mailhes. Continuously evolving classification using time-varying AR modeling. In *IEEE Int. Symp. on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, Paris, France, June 1996.
- [64] T. Robert and J-Y. Tourneret. Continuously evolving classification of signals corrupted by an abrupt change. In *IEEE Workshop on Information Theory and Statistics*, pages 97–97, Alexandria, USA, Oct. 1994.
- [65] S. Sitbon. *Analyse du couple optimal modélisation paramétrique - classification automatique, application à l'aide au diagnostic en électromyographie*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 1989. in French.
- [66] M.J. Villalba and B.K. Walker. Spectrum manipulation for improved resolution. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, 37(6):820–831, June 1989.
- [67] C.C. Watterson, J.R. Juroshek, and W.D. Bensema. Experimental confirmation of an HF channel model. *IEEE Trans. Comm. Technol.*, 18:792–803, 1970.
- [68] J.L. Yen. On the nonuniform sampling of bandlimited signals. *IEEE Trans. Circ. Theory*, 3:251–257, 1956.
- [69] S. Yvetot. *Analyse de Prony multi-modèle de signaux transitoires*. Ph.D. dissertation, INP Toulouse, Toulouse, France, 1996. in French.
- [70] S. Yvetot, C. Mailhes, and F. Castanié. L'analyse de Prony multi-modèle et multi-date de signaux transitoires. In *Proc. GRETSI-93*, pages 109–112, 1993.
- [71] S. Yvetot, J-P. Percaille, and C. Mailhes. EMP signal modal analysis. In *Proc. of EUROEM 94*, volume II, pages 1333–1340, 1994.
- [72] Y. Zigel, A. Cohen, and A. Katz. A diagnostic meaningful distortion measure for ECG compression. In *Proc. 19th Conv. of Electrical and Electronic Eng. in Israel*, pages 117–120, 1996.