



**HAL**  
open science

# Estimation et suivi de temps de retard pour la tomographie acoustique océanique

Fabienne Porée

► **To cite this version:**

Fabienne Porée. Estimation et suivi de temps de retard pour la tomographie acoustique océanique. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Rennes 1, 2001. Français. NNT: . tel-00439634

**HAL Id: tel-00439634**

**<https://theses.hal.science/tel-00439634>**

Submitted on 8 Dec 2009

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

N° d'ordre : 2536

# THÈSE

présentée

**DEVANT L'UNIVERSITÉ DE RENNES 1**

pour obtenir

le grade de : *DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE RENNES 1*

Mention : TRAITEMENT du SIGNAL et TÉLÉCOMMUNICATIONS

PAR

**Fabienne PORÉE**

Équipe d'accueil : Département Signal et Communications, ENST Bretagne, BREST

École Doctorale : Mathématiques, Informatique, Signal, Électronique, Télécommunications

Composante universitaire : U.F.R. de Structure et Propriétés de la Matière

TITRE DE LA THÈSE :

## **Estimation et suivi de temps de retard pour la Tomographie Acoustique Océanique**

SOUTENUE LE 12 Juillet 2001 devant la Commission d'Examen :

### COMPOSITION DU JURY

<b>Président :</b>	<b>Monsieur Jean-Jacques FUCHS</b>
<b>Rapporteurs :</b>	<b>Monsieur Xavier LURTON</b> <b>Monsieur Jérôme IDIER</b>
<b>Directeur de Thèse :</b>	<b>Monsieur Jean-Marc BOUCHER</b>
<b>Examineurs :</b>	<b>Madame Fabienne GAILLARD</b> <b>Monsieur Jean-Pierre LE CADRE</b> <b>Monsieur Thierry CHONAVEL</b>



# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Monsieur Jean-Jacques FUCHS, Professeur à l'IRISA, pour l'honneur qu'il m'a fait en présidant le jury de cette thèse.

Je remercie aussi Monsieur Xavier LURTON, Ingénieur de Recherche à l'IFREMER, et Monsieur Jérôme IDIER, Chargé de Recherche à SUPÉLEC, pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce travail, ainsi que Monsieur Jean-Pierre LE CADRE, Directeur de Recherche à l'IRISA, pour avoir accepté d'en être examinateur.

J'adresse toute ma reconnaissance à Monsieur Thierry CHONAVEL, Enseignant Chercheur à l'ENST Bretagne, pour son encadrement au cours de ces quatre années, ainsi qu'à Monsieur Jean-Marc BOUCHER, Professeur à l'ENST Bretagne et Directeur de ma thèse. Leur disponibilité et leur soutien tout au long de cette étude m'ont permis de travailler dans les meilleures conditions.

C'est un merci très particulier que j'adresse à Madame Fabienne GAILLARD, Chercheur à l'IFREMER, et à Monsieur Thierry TERRE, Ingénieur de Recherche à l'IFREMER, pour toute leur gentillesse et leur disponibilité. Je les remercie en particulier de m'avoir accueillie au sein de leur équipe pendant plusieurs mois, et d'avoir rendue possible ma participation à la campagne en mer Cambios.

De la même façon, j'ai été très heureuse de ma collaboration avec l'EPSHOM, et tout particulièrement avec Messieurs Yann STÉPHAN, Xavier DÉMOULIN et Thomas FOLÉGOT. Je les remercie pour leurs conseils et leur bonne humeur au cours de nos différentes rencontres.

Je n'oublierai pas toutes les personnes que j'ai côtoyées au cours de ces années : l'ensemble des personnes du LPO à l'IFREMER, l'équipage de la Thalassa pendant Cambios, les personnes du laboratoire RESO à l'ENIB, et bien sûr toutes les personnes du département SC à l'ENST Bretagne.

Enfin, je remercie tous mes amis, LIONEL, mes parents et ma famille, pour leur soutien permanent et leur présence à mes côtés. Je leur dédie ce travail.



# Table des matières

Table des figures	7
Notations et abréviations	13
<b>1 Introduction générale</b>	<b>15</b>
<b>I Principes et méthodes de la Tomographie Acoustique Océanique</b>	<b>19</b>
<b>2 Principes de la Tomographie Acoustique Océanique</b>	<b>21</b>
2.1 Introduction . . . . .	21
2.2 Le canal acoustique sous-marin . . . . .	22
2.2.1 Le champ de célérité . . . . .	22
2.2.2 Modélisation de la propagation dans le canal acoustique . . . . .	24
2.3 Le problème direct . . . . .	25
2.3.1 Modèles de propagation du son . . . . .	25
2.3.2 La méthode des rayons . . . . .	26
2.4 Le problème inverse . . . . .	30
2.4.1 Equations du problème inverse . . . . .	30
2.4.2 Solutions au problème inverse . . . . .	31
2.5 Les méthodes d'observation . . . . .	32
2.5.1 Les objectifs . . . . .	32
2.5.2 Le signal d'émission . . . . .	32
2.5.3 Choix de la fréquence porteuse . . . . .	33
2.5.4 La chaîne de transmission . . . . .	34
2.5.5 Les signaux exploitables . . . . .	35
2.5.6 Le traitement des données . . . . .	37
2.5.7 Étude spatio-temporelle . . . . .	40
2.6 Conclusion . . . . .	41

<b>3</b>	<b>Le traitement du signal en TAO</b>	<b>43</b>
3.1	Introduction . . . . .	43
3.2	Modélisation de la chaîne de traitement . . . . .	44
3.2.1	Le signal émis . . . . .	44
3.2.2	Expression du signal reçu . . . . .	47
3.2.3	Démodulation . . . . .	48
3.2.4	Moyennage des séquences successives . . . . .	49
3.2.5	Le filtrage adapté . . . . .	49
3.2.6	Moyennage en sortie de filtrage adapté . . . . .	49
3.3	Schéma général . . . . .	51
3.3.1	Modélisation des signaux . . . . .	51
3.3.2	Discrétisation du problème . . . . .	51
3.3.3	Remarques sur le terme de phase . . . . .	52
3.4	Les méthodes d'estimation de temps de retard en TAO . . . . .	53
3.4.1	Estimation dans le domaine temporel . . . . .	54
3.4.2	Estimation dans le domaine fréquentiel . . . . .	56
3.4.3	Les méthodes bayésiennes . . . . .	57
3.4.4	Les méthodes Haute Résolution . . . . .	58
3.4.5	Utilisation de la corrélation entre les tirs successifs . . . . .	58
3.5	Présentation de quelques méthodes . . . . .	59
3.5.1	La méthode de M. A. Pallas . . . . .	59
3.5.2	La méthode de V. Nimier . . . . .	59
3.5.3	La méthode de D. Mauuary . . . . .	60
3.5.4	La méthode de S. Bozinoski . . . . .	61
3.5.5	Commentaires . . . . .	61
3.6	Objectifs et orientations . . . . .	63
3.6.1	Définition des objectifs . . . . .	63
3.6.2	Séparation en 2 sous-problèmes . . . . .	64
3.6.3	Une étape intermédiaire : la modélisation des transducteurs . . . . .	65
3.7	Conclusion . . . . .	66
<b>II</b>	<b>Approches bayésiennes pour la TAO</b>	<b>67</b>
<b>4</b>	<b>Déconvolution en sortie de détecteur quadratique</b>	<b>69</b>
4.1	Introduction . . . . .	69
4.2	Formulation du problème . . . . .	69

4.2.1	Rappels . . . . .	69
4.2.2	Schéma du détecteur . . . . .	70
4.2.3	Expression du signal en sortie du détecteur . . . . .	71
4.3	Mise en oeuvre de l'algorithme de déconvolution par une approche bayésienne	72
4.3.1	Rappels sur la stratégie bayésienne . . . . .	72
4.3.2	Application de la stratégie bayésienne en sortie du détecteur quadratique	73
4.3.3	Le critère MAP . . . . .	75
4.3.4	Formulation discrète du critère . . . . .	75
4.4	Les critères de norme $l_1$ dans la littérature . . . . .	77
4.4.1	Les différents types de critère . . . . .	77
4.4.2	Problème du choix de la valeur de $\lambda$ . . . . .	78
4.5	Remarques concernant le critère obtenu . . . . .	79
4.6	Optimisation du critère . . . . .	80
4.7	Performances de l'algorithme . . . . .	81
4.7.1	Préliminaires . . . . .	81
4.7.2	Exemple . . . . .	83
4.7.3	Concaténation des pics proches . . . . .	85
4.7.4	Augmentation de la résolution . . . . .	87
4.7.5	Comportement de l'algorithme $l_1$ en fonction de $\lambda$ . . . . .	88
4.7.6	Performances pour un trajet unique . . . . .	91
4.7.7	Etude des trajets proches . . . . .	91
4.8	Prise en compte de la déformation des signaux . . . . .	99
4.8.1	Introduction . . . . .	99
4.8.2	Modélisation du problème . . . . .	99
4.8.3	Comment prendre en compte des distorsions? . . . . .	100
4.8.4	Mise en évidence de l'intérêt de tenir compte des distorsions . . . . .	101
4.8.5	Solution proposée . . . . .	103
4.8.6	Estimation de $z_d(t)$ . . . . .	105
4.8.7	Performances pour un trajet unique en présence de distorsions . . . . .	105
4.8.8	Performances pour deux trajets en présence de distorsions . . . . .	106
4.9	Conclusion . . . . .	109
<b>5</b>	<b>Méthodes MCMC pour la TAO</b>	<b>111</b>
5.1	Introduction . . . . .	111
5.2	Les méthodes MCMC : généralités . . . . .	112
5.2.1	Intérêts des méthodes de Monte-Carlo . . . . .	112



5.2.2	Les méthodes MCMC pour l'estimation bayésienne . . . . .	114
5.2.3	L'échantillonneur de Gibbs . . . . .	115
5.2.4	Conclusion . . . . .	115
5.3	Déconvolution Bernoulli-Gaussienne par une approche MCMC . . . . .	115
5.3.1	Présentation du modèle . . . . .	115
5.3.2	L'approche MCMC . . . . .	117
5.3.3	L'échantillonneur de Gibbs : application au problème étudié . . . . .	119
5.3.4	Quelques résultats de comparaison . . . . .	120
5.4	Déconvolution aveugle en présence de distorsions . . . . .	122
5.4.1	Formulation du problème . . . . .	122
5.4.2	Estimation des paramètres . . . . .	123
5.4.3	Résultats obtenus . . . . .	125
5.5	Conclusion . . . . .	128
<b>6</b>	<b>Traitement multi-traces</b>	<b>129</b>
6.1	Introduction . . . . .	129
6.2	Utilisation de la corrélation pour l'estimation des temps de retard . . . . .	130
6.3	Adaptation du critère de V. Nimier après la déconvolution . . . . .	131
6.4	Détection et suivi des réflecteurs pour la sédimentologie . . . . .	132
6.4.1	Détection des réflecteurs . . . . .	133
6.4.2	L'algorithme de suivi automatique des réflecteurs . . . . .	133
6.5	Mise en oeuvre d'une méthode de suivi pour la TAO . . . . .	135
6.5.1	Enoncé de la méthode . . . . .	135
6.5.2	Remarques sur le choix des paramètres . . . . .	137
6.5.3	Complexité des calculs . . . . .	138
6.6	Illustration avec un exemple complet . . . . .	138
6.6.1	Simulation des données . . . . .	138
6.6.2	Estimation de $z_d(t)$ . . . . .	139
6.6.3	Déconvolution trace par trace . . . . .	139
6.6.4	Suivi des temps de retards . . . . .	141
6.7	Conclusion . . . . .	145
<b>III</b>	<b>Application au traitement de données réelles</b>	<b>147</b>
<b>7</b>	<b>Données réelles par grands fonds</b>	<b>149</b>
7.1	Contexte de l'expérience . . . . .	149

7.2	Les données . . . . .	150
7.3	Estimation de la loi du bruit . . . . .	150
7.4	Mise en oeuvre de la méthode de déconvolution et suivi sur un échantillon . . .	152
7.4.1	Estimation de la fonction d'autocorrélation déformée . . . . .	152
7.4.2	Mise en évidence sur une trace de l'importance des distorsions . . . . .	154
7.4.3	Suivi . . . . .	157
7.5	Traitement du fichier complet . . . . .	161
7.5.1	Résultats obtenus . . . . .	161
7.5.2	Validation du modèle des amplitudes . . . . .	162
7.6	Conclusion . . . . .	163
<b>8</b>	<b>Données réelles par petits fonds</b>	<b>165</b>
8.1	Problèmes spécifiques de la tomographie petits fonds . . . . .	165
8.2	Traitement des données Intimate 98 . . . . .	166
8.2.1	Contexte de l'expérience . . . . .	166
8.2.2	Etude du bruit . . . . .	167
8.2.3	Présentation des données . . . . .	168
8.2.4	Estimation de la forme d'onde $z_d(t)$ . . . . .	168
8.2.5	Suivi . . . . .	169
8.2.6	Commentaires . . . . .	170
8.3	Traitement des données Intimate 96 . . . . .	171
8.3.1	Contexte de l'expérience . . . . .	171
8.3.2	Présentation des données . . . . .	172
8.3.3	Estimation de la forme d'onde $z_d(t)$ . . . . .	172
8.3.4	Suivi . . . . .	173
8.3.5	Etude de la loi du bruit . . . . .	174
8.4	Remarques . . . . .	175
8.5	Conclusion . . . . .	176
<b>9</b>	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>177</b>
<b>A</b>	<b>L'approximation sur l'expression du signal</b>	<b>181</b>
A.1	Schéma du problème . . . . .	181
A.2	Expression de $y(t)$ . . . . .	182
A.3	Caractérisation du terme d'erreur . . . . .	183

<b>B</b>	<b>La loi exponentielle</b>	<b>185</b>
B.1	Définitions . . . . .	185
B.2	La fonction de répartition . . . . .	185
B.3	Expression du rapport signal à bruit . . . . .	186
<b>C</b>	<b>Influence de la contrainte de positivité du bruit</b>	<b>187</b>
<b>D</b>	<b>Etude de la complexité du suivi sur un exemple</b>	<b>191</b>
D.1	1 <sup>er</sup> cas: $Q^{(n)} < P^{(n-1)}$ . . . . .	191
D.2	2 <sup>ème</sup> cas: $Q^{(n)} \geq P^{(n-1)}$ . . . . .	192
D.3	Conclusion . . . . .	193
<b>E</b>	<b>Exemples de suivi de temps de retard</b>	<b>195</b>
E.1	Test sur les valeurs de $\mu$ . . . . .	195
E.2	Rapport signal à bruit égal à 20 dB . . . . .	196
<b>F</b>	<b>Suivi sur les données Thetis 2</b>	<b>199</b>
F.1	Influence du paramètre $\mu$ . . . . .	199
F.2	Influence du paramètre $n_{max}$ . . . . .	200
	<b>Références bibliographiques</b>	<b>201</b>

# Table des figures

2.1	Exemples de profils bathycélérimétriques. . . . .	23
2.2	Profils de célérité le long de 150°W. . . . .	24
2.3	Modélisation du canal acoustique sous-marin. . . . .	25
2.4	Propagation des rayons sonores dans les cas du profil polaire et du profil tempéré. . . . .	27
2.5	Tracé de rayons propres pour les profils polaire et tempéré. . . . .	28
2.6	Schéma du canal sous-marin. . . . .	33
2.7	Atténuation en fonction de la fréquence. . . . .	34
2.8	La chaîne de traitement. . . . .	35
2.9	Autocorrélations, multi-tirs. . . . .	36
2.10	Diagramme de points. . . . .	37
2.11	Corrections. . . . .	39
2.12	Le problème d'identification des trajets reconnus aux trajets prédits. . . . .	39
2.13	Schéma du milieu de propagation. . . . .	40
2.14	Angles d'arrivées en fonction du temps. . . . .	41
3.1	Schéma du canal sous-marin. . . . .	43
3.2	Exemple d'une SBLM de longueur $N = 511$ . . . . .	45
3.3	Régistre à décalage pour le polynôme d'équation $x^9 + x^4 + 1$ . . . . .	45
3.4	Fonction d'autocorrélation d'une SBLM. . . . .	46
3.5	Schéma de la démodulation. . . . .	48
3.6	Le filtrage adapté. . . . .	49
3.7	Exemple de traces successives. . . . .	50
3.8	Résultat du moyennage. . . . .	50
3.9	Schéma des post-traitements. . . . .	51
3.10	Matrice de convolution. . . . .	52
3.11	Partie réelle, partie imaginaire et module du signal reçu. . . . .	53
3.12	Exemple de traces différentes issues des données Thetis 2. . . . .	63

4.1	Schéma des post-traitements appliqués au signal reçu. . . . .	70
4.2	Structure du récepteur quadratique. . . . .	71
4.3	Matrice de convolution. . . . .	76
4.4	Autocorrélation de la SBLM. . . . .	81
4.5	Schéma de simulation des données synthétiques. . . . .	82
4.6	Exemple. . . . .	84
4.7	Solution des moindres carrés. . . . .	84
4.8	Résultat après concaténation. . . . .	85
4.9	Comparaisons des résultats avant et après l'étape de concaténation des pics proches. . . . .	86
4.10	Biais du temps de retard estimé. . . . .	87
4.11	Biais absolu du temps de retard estimé. . . . .	88
4.12	EQM du temps de retard estimé. . . . .	88
4.13	Comportement en fonction des valeurs de $\lambda$ avec et sans la contrainte de posi- tivité. . . . .	90
4.14	Performances des estimateurs de temps de retard et d'amplitude . . . . .	92
4.15	Exemples de signaux $y(t)$ . . . . .	93
4.16	Performances des estimateurs de temps de retard en présence de 2 trajets, RSB = 40 dB. . . . .	94
4.17	Performances des estimateurs de temps de retard en présence de 2 trajets, RSB = 30 et 20 dB. . . . .	95
4.18	Performances des estimateurs de temps de retard à 40 dB en fonction de $\cos(\phi_1 -$ $\phi_2)$ . . . . .	96
4.19	Performances des estimateurs de temps de retard à 30 dB et 20 dB en fonction de $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ . . . . .	98
4.20	Histogramme des échantillons $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ . . . . .	98
4.21	Schéma du canal sous-marin. . . . .	99
4.22	Comparaison $z(t)$ et $z_d(t)$ . . . . .	101
4.23	Le signal $y(t)$ généré avec (-) et sans (:) les distorsions. . . . .	102
4.24	Résultat de la déconvolution avec la fonction théorique $z(t)$ . . . . .	103
4.25	Résultat de la déconvolution avec la fonction déformée $z_d(t)$ . . . . .	103
4.26	Comparaison entre le signal déformé simulé (-) et le signal déformé estimé (-). . . . .	105
4.27	Comparaison entre le signal déformé simulé et le signal déformé estimé lors- qu'on ne fait pas la concaténation. . . . .	106
4.28	Performances des estimateurs de temps de retard et d'amplitude en présence de distorsions . . . . .	107

4.29 Performances des estimateurs de 2 temps de retard à 40 dB, 30 dB et 20 dB en présence de distorsions . . . . .	108
5.1 Schéma des post-traitements. . . . .	116
5.2 Exemple de signaux obtenus. . . . .	121
5.3 Résultats obtenus sur 100 traces. . . . .	121
5.4 Schéma du canal sous-marin. . . . .	122
5.5 Temps d'arrivée. . . . .	126
5.6 Module du signal reçu. . . . .	126
5.7 Résultat de l'estimation de $\Lambda_d$ . . . . .	126
5.8 Résultat de la déconvolution. . . . .	127
5.9 Résultat final. . . . .	127
5.10 Résultat obtenu avec $g(t) = (s * \tilde{s})(t)$ . . . . .	128
6.1 Exemple de suivi de l'évolution des temps d'arrivée au cours des enregistrements. . . . .	130
6.2 Lissage de l'enveloppe pour limiter le nombre de maxima locaux extraits. . . . .	134
6.3 Principe du seuillage par hystérésis. . . . .	134
6.4 Trajets réels. . . . .	139
6.5 Signal en sortie de détecteur quadratique. . . . .	139
6.6 Evolution des estimations. . . . .	140
6.7 Estimation de $z_d(t)$ . . . . .	140
6.8 Superposition des estimations au cours des 100 traces. . . . .	140
6.9 Déconvolution avec le signal théorique. . . . .	140
6.10 Déconvolution avec le signal estimé. . . . .	140
6.11 Concaténation des pics proches. . . . .	141
6.12 Résultat de la déconvolution indépendante des 100 traces. . . . .	141
6.13 Histogramme de l'image obtenue après la déconvolution. . . . .	142
6.14 Répartition des pixels non nuls. . . . .	142
6.15 Recherche des seuils. . . . .	143
6.16 Seuillage de l'image. . . . .	144
6.17 Résultat du suivi. . . . .	144
7.1 Bassin méditerranéen occidental. Réseau d'observation tomographique de l'expérience Thetis 2. . . . .	149
7.2 Signal émis par W2 et reçu par W3 de l'expérience Thetis 2. . . . .	150
7.3 Histogramme des échantillons de bruit. . . . .	151

7.4	Allure de la fonction de répartition complémentaire du bruit. . . . .	151
7.5	Echantillon de 500 traces. . . . .	152
7.6	Evolution des estimations de la fonction $z_d(t)$ . . . . .	153
7.7	Estimation des 100 traces à la 4 <sup>ème</sup> itération. . . . .	153
7.8	Estimation de la fonction $z_d(t)$ . . . . .	153
7.9	Résultat de la déconvolution avec la forme théorique. . . . .	154
7.10	Résultat de la déconvolution avec la forme estimée. . . . .	154
7.11	Résultat après concaténation des pics proches. . . . .	154
7.12	Exemple de déconvolution de traces différentes issues des données Thetis 2. . .	155
7.13	Résultat de la déconvolution sur les 500 traces. . . . .	156
7.14	Histogramme du résultat de la déconvolution sur les 500 traces. . . . .	157
7.15	Recherche des seuils. . . . .	157
7.16	Pixels d'amplitude non nulle. . . . .	158
7.17	Seuillage de l'image au-dessus de 0.05 (seuil bas). . . . .	159
7.18	Seuillage de l'image au-dessus de 0.2 (seuil haut). . . . .	159
7.19	Résultat du suivi superposé au résultat de la déconvolution. . . . .	160
7.20	Résultat du suivi superposé au signal obtenu en sortie de détecteur quadratique. .	161
7.21	Traitement après suivi du fichier entier de l'expérience Thetis 2. . . . .	162
7.22	Allure de la fonction de répartition complémentaire des amplitudes. . . . .	162
8.1	Configuration de l'expérience Intimate 96. . . . .	165
8.2	Les données Intimate 98. . . . .	166
8.3	Le signal d'émission lors de Intimate 98. . . . .	167
8.4	Histogramme des échantillons de bruit des données Intimate 98. . . . .	167
8.5	Fonction de répartition complémentaire du bruit. . . . .	167
8.6	Echantillon des données Intimate 98. . . . .	168
8.7	Estimation de la fonction $z_d(t)$ pour les 6 paquets. . . . .	169
8.8	Histogramme du résultat de la déconvolution du paquet 3 sur les 144 traces. . .	170
8.9	Résultat du suivi sur les 144 traces des données Intimate 98. . . . .	171
8.10	Le signal émis lors de l'expérience Intimate 96. . . . .	171
8.11	Données Intimate 96 en sortie du détecteur quadratique. . . . .	172
8.12	Résultats de l'estimation de $z_d(t)$ pour les 8 paquets. . . . .	173
8.13	Histogramme du résultat de la déconvolution du paquet 3 sur les 113 traces. . .	173
8.14	Histogramme des échantillons de bruit des données Intimate 96. . . . .	174
8.15	Résultat du suivi sur les 113 traces des données Intimate 96. . . . .	175

A.1	Structure du récepteur quadratique. . . . .	181
C.1	Comparaison sur un exemple du résultat obtenu sans (gauche) et avec (droite) les contraintes (C.4). RSB = 20 dB. Haut : résultat de la déconvolution. Bas : résultat après la concaténation des pics proches. Les ( $\times$ ) représentent les positions réelles des trajets. . . . .	189
D.1	$P^{(n-1)} = 4$ , et $Q^{(n)} = 3$ . . . . .	191
D.2	$P^{(n-1)} = 4$ , et $P^{(n)} = 3$ . . . . .	192
D.3	$P^{(n-1)} = 4$ , et $P^{(n)} = 2$ . . . . .	192
D.4	$P^{(n-1)} = 4$ , et $P^{(n)} = 1$ . . . . .	192
D.5	$P^{(n-1)} = 4$ et $Q^{(n)} = 5$ . . . . .	193
E.1	$\mu = 0.001$ . . . . .	195
E.2	$\mu = 0.01$ . . . . .	195
E.3	$\mu = 0.005$ . . . . .	196
E.4	$\mu = 0.002$ . . . . .	196
E.5	Recherche des seuils. . . . .	196
E.6	Résultat du suivi. . . . .	197
F.1	Tests sur la valeur de $\mu$ . . . . .	199
F.2	Tests sur la valeur de $\mu$ . . . . .	200
F.3	Tests sur la valeur de $n_{max}$ . . . . .	200





# Notations et abréviations

## Notations

### Vecteurs

- $\mathbf{u}$  =  $[u_1, \dots, u_n]^\top$
- $\underline{\mathbf{u}}$  vecteur complexe
- $\underline{\mathbf{u}}^H$  vecteur transposé conjugué de  $\underline{\mathbf{u}}$

### Matrices

- $S$  matrice quelconque
- $I_n$  matrice identité de taille  $n \times n$

### Fonctions

- $\delta$  distribution de Dirac
- $(x * y)(t)$  produit de convolution entre les signaux  $x(t)$  et  $y(t)$
- $\Re\{\underline{x}(t)\}$  partie réelle du signal complexe  $\underline{x}(t)$
- $\Im\{\underline{x}(t)\}$  partie imaginaire du signal complexe  $\underline{x}(t)$
- $\|\mathbf{u}\|_1 = \sum_{i=1}^n |u_i|$
- $\|\mathbf{u}\|_2 = (\sum_{i=1}^n u_i^2)^{1/2}$
- $\mathbb{E}[\mathbf{u}]$  espérance mathématique du vecteur aléatoire  $\mathbf{u}$
- $f^*(x)$  conjugué de  $f(x)$
- $C_n^p$  nombre de combinaisons à  $p$  éléments parmi  $n$  :  $C_n^p = \frac{n!}{p!(n-p)!}$

### Lois de probabilité

- $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$  loi gaussienne de moyenne  $m$  et de variance  $\sigma^2$
- $\mathcal{E}(\mu)$  loi exponentielle de moyenne  $1/\mu$

## Abréviations

EQM	Erreur Quadratique Moyenne
HR	Haute Résolution
MAP	Maximum <i>A Posteriori</i>
MCMC	Monte Carlo par Chaîne de Markov (Monte Carlo Markov Chain)
MDP2 (BPSK)	Modulation de Phase à 2 états (Binary Phase Shift Keying)
MV	Maximum de Vraisemblance
RSB (SNR)	Rapport Signal à Bruit (Signal to Noise Ratio)
SBLM	Séquence Binaire de Longueur Maximale
TAO	Tomographie Acoustique Océanique

# Chapitre 1

## Introduction générale

L'observation de l'océan a des objectifs tant civils que militaires : études de son interaction avec son environnement atmosphérique, surveillance maritime et côtière, exploitation des ressources énergétiques et alimentaires. Pour traiter ces problèmes, différentes techniques existent.

La Tomographie Acoustique Océanique (TAO) est un outil récent d'observation de l'océan à partir de l'étude d'ondes acoustiques. L'utilisation des données tomographiques a pour but l'étude des mouvements de l'océan dont les échelles spatiales et temporelles sont très larges. En effet la TAO permet des mesures instantanées sur de longues distances qui peuvent être répétées pendant plusieurs mois, ce qui rend possible un suivi de l'évolution de phénomènes océaniques concernant l'intérieur de l'océan et de sa variabilité saisonnière, voire interannuelle. Cette technique a été introduite par Munk et Wunsch en 1979 [MWW95] et sa faisabilité a été démontrée par différentes expériences d'observation de l'océan [Rém99]. Le terme tomographie vient du grec *tomos* qui signifie *tranche* et désigne la tranche verticale d'océan insonifiée. Les mesures acoustiques sont directement reliées aux hétérogénéités du champ de célérité et du son qui influent sur la propagation des ondes acoustiques en donnant lieu au phénomène de trajets multiples. Ainsi, le signal reçu est constitué de plusieurs versions atténuées et retardées du signal émis. On peut diviser l'étude tomographique en 2 parties. Le *problème direct* consiste à estimer les temps d'arrivée des différents trajets de la propagation. Le *problème inverse* a pour but, à partir d'un profil moyen de célérité, d'inverser la relation existant entre les différences entre les temps d'arrivée mesurés et prédits et celles sur le champ de célérité pour aboutir aux paramètres physiques de l'océan.

La TAO existe depuis quelques années déjà, mais il subsiste toujours des points à améliorer, en particulier pour le problème direct, celui de l'estimation des temps d'arrivée des trajets. Aux débuts de la TAO le fait que les trajets soient *résolus*, c'est-à-dire suffisamment séparés, et

*stables* c'est-à-dire ne subissant pas de brusques variations temporelles d'un enregistrement (ou *trace*) à l'autre, étaient deux conditions nécessaires pour effectuer une étude tomographique [SSM80]. On désire aujourd'hui exploiter l'information contenue dans les paquets non résolus d'une part, et pouvoir prendre en compte les trajets instables d'autre part. De plus, en pratique on dispose de plusieurs enregistrements successifs. Pour pouvoir effectuer l'inversion on doit pouvoir suivre l'évolution des temps d'arrivée des différents trajets au cours de ces enregistrements successifs. Enfin, un autre besoin de la TAO actuelle est d'automatiser les traitements, ceux-ci étant encore aujourd'hui effectués le plus souvent manuellement. Ces différents problèmes peuvent être résolus en faisant appel à des méthodes de traitement de signal.

D'un point de vue signal, on divise classiquement ce problème en 3 problèmes distincts [Mau94] :

- ◇ *la détection* : le signal observé correspond-il à une arrivée acoustique ?
- ◇ *l'estimation* : quelle est la valeur du retard (et éventuellement de l'amplitude et de la phase) du trajet ?
- ◇ *l'identification* : terme propre à la TAO qui désigne l'étape où l'on cherche à quel rayon prédit correspond le trajet détecté.

À ce jour, un certain nombre de travaux de traitement de signal ont déjà envisagé de tels objectifs et le travail effectué ici s'inscrit dans leur continuité. En fait, le canal océanique peut être modélisé par une série temporelle d'impulsions, c'est-à-dire une fonction à caractère parcimonieux. Le problème de l'estimation des temps de retard en présence de trajets multiples est un problème souvent rencontré en traitement du signal. Parmi les travaux existants il est important de distinguer ceux qui travaillent trace par trace [Pal88], et ceux qui utilisent l'information reçue de manière bi-dimensionnelle [Nim90, Mau94]. Mais aucune de ces méthodes n'est suffisamment performante pour pouvoir être appliquée dans différentes configurations, ou se ne comporte suffisamment bien dans des situations difficiles comme en présence de bruit de puissance élevée et/ou lorsque les trajets sont proches. En particulier dans ces différentes méthodes le nombre de trajets est supposé constant au cours des enregistrements, ce qui peut s'avérer inexact en pratique.

Notre travail consiste donc à définir une méthode permettant d'estimer les temps d'arrivée des différents trajets et à les suivre au cours des enregistrements. Cette méthode devra être capable d'estimer avec précision les instants d'arrivée et de séparer des trajets non résolus. De plus la complexité des calculs engendrés ne devra pas être trop importante pour que la méthode soit plus intéressante que les traitements manuels et pour qu'elle puisse être appliquée aux importants volumes de données enregistrés en TAO.

Pour notre part, nous avons choisi de décomposer le problème en deux parties distinctes. Dans un premier temps on cherche une première estimation des temps d'arrivée en effectuant la déconvolution des signaux reçus par le signal émis connu. Le problème de suivi des temps d'arrivée est considéré dans un deuxième temps et exploite le résultat de l'étape de déconvolution.

Pour la déconvolution l'approche générale est bayésienne, ce qui permet de prendre en compte le caractère impulsionnel de la séquence recherchée. Nous faisons de plus le choix d'une formulation non paramétrique ce qui présente l'intérêt de ne pas avoir à estimer le nombre de trajets de la propagation. Nous proposons deux approches différentes. La première méthode de déconvolution proposée exploite les sorties d'un détecteur quadratique. La prise en compte des lois suivies par le bruit et par les amplitudes des trajets conduit à un critère de formulation simple et facile à optimiser. Du fait des approximations effectuées au cours de l'élaboration de la méthode, celle-ci ne peut pas être considérée comme une méthode haute résolution. Pourtant on verra qu'elle se comporte très bien en présence de trajets proches.

La seconde méthode, plus lourde en calculs, se situe dans le cadre des méthodes MCMC (Monte Carlo par Chaîne de Markov). En utilisant des techniques de simulations on peut obtenir une estimation des temps d'arrivée en sortie du filtrage adapté, c'est-à-dire en considérant l'information obtenue avant la détection quadratique dans la chaîne de réception. La technique fournit des résultats légèrement meilleurs que la précédente mais au prix de calculs nettement plus importants. Pour ces raisons de coûts de calculs c'est la première méthode qui sera retenue pour le traitement de données réelles.

Lorsque l'on applique ces deux méthodes de déconvolution sur des données réelles, on s'aperçoit que les résultats sont fortement altérés. En fait les signaux transmis subissent des dégradations au cours de la propagation, et en réception on se trouve face à un problème de déconvolution aveugle. Les distorsions subies par les signaux sont généralement attribuées au transducteur d'émission, mais on peut aussi supposer que des distorsions supplémentaires peuvent apparaître dans l'océan, par exemple lors de la réflexion des trajets sur le fond ou sur la surface. Une étape d'estimation de ces distorsions est donc nécessaire. Une méthode a été étudiée pour chacune des deux méthodes de déconvolution.

Dans un deuxième temps, on aborde le problème de suivi des temps d'arrivée en appliquant une méthode de détection de contours. Le résultat de l'étape de déconvolution des enregistrements successifs est obtenu sous la forme d'une image sur laquelle on peut rechercher des courbes correspondant à l'évolution des différents trajets. On verra que cette approche permet de suivre les trajets tout en permettant une gestion des éventuels problèmes de disparition locale des trajets. L'intérêt d'effectuer le suivi après la déconvolution réside dans le fait que le nombre de candidats à tester à chaque enregistrement pour prolonger les

courbes est limité par le nombre, faible, de composantes non nulles du vecteur résultant de la déconvolution.

Dans la première partie nous présentons d'abord les principes de la tomographie acoustique océanique. Pour cela, on se place dans le cas de la tomographie par grands fonds. Ensuite nous montrons comment les techniques de traitement du signal peuvent être intégrées à la résolution des différents problèmes de la TAO. Nous décrivons les méthodes existantes puis nous précisons les objectifs de notre travail.

La deuxième partie du document présente notre contribution méthodologique. Nous y présentons d'abord les deux méthodes de déconvolution développées. De nombreuses simulations illustrent les performances et les limites des algorithmes développés. Des éléments de comparaison entre les deux algorithmes de déconvolution sont présentés. Puis, nous proposons de résoudre le suivi des temps de retard en adaptant une méthode de détection de contours. À la fin de cette partie, nous proposons l'étude d'un exemple complet.

La dernière partie de ce travail est consacrée à l'application de la méthode à des données réelles. Dans un premier temps on s'intéresse à des données obtenues par grands fonds. Une étude détaillée est menée sur un échantillon de données. Ensuite on s'intéresse à la tomographie par petits fonds. On précise ses spécificités par rapport à la tomographie grands fonds et on étudie des données issues de deux campagnes de mesures différentes. Pour ces différents types de données, la validité des hypothèses statistiques effectuées précédemment est étudiée.

**Première partie**

**Principes et méthodes de la  
Tomographie Acoustique Océanique  
(TAO)**





## Chapitre 2

# Principes de la Tomographie Acoustique Océanique

### 2.1 Introduction

La connaissance des propriétés du milieu marin et de leurs fluctuations au cours du temps présente un grand intérêt pour différents domaines d'applications comme la météorologie où les communications sous-marines.

Des recherches ayant montré que les océans sont animés de mouvements dont les échelles spatiales et temporelles couvrent une gamme très large, les techniques classiques d'investigation basées sur des observations ponctuelles se sont révélées inadaptées pour observer les phénomènes dits de moyenne échelle [DEGT90]. En effet :

- ◇ les instruments placés sur des mouillages doivent être déployés en très grand nombre pour couvrir de grandes étendues ;
- ◇ l'hydrologie, technique de mesure des paramètres physico-chimiques de l'eau de mer par sondage, qui fournit des profils verticaux détaillés des différents paramètres du milieu, est trop lente pour donner une image instantanée sur une grande échelle du milieu ;
- ◇ les satellites ne rendent compte que des phénomènes de surface.

La Tomographie Acoustique Océanique (TAO) a été introduite par Munk et Wunsch en 1979 [MWW95]. Par analogie avec les méthodes utilisées en géologie pour observer l'intérieur de la Terre, et profitant de l'excellente propagation du son dans l'océan, ils ont proposé d'extraire les propriétés du milieu marin à partir de mesures de temps de propagation, effectuées grâce à un réseau d'émetteurs-récepteurs répartis dans l'océan. Cette méthode est apparue comme un moyen nouveau d'observation de la dynamique des océans, puisqu'elle permet

d'effectuer des mesures "quasi-instantanées" sur de longues distances (de 100 à 1000 km), qui peuvent être répétées pendant plusieurs mois.

L'intérêt de la TAO réside dans le fait que les paramètres de la propagation, qui s'effectue suivant des trajets multiples, sont fonctions des paramètres océanographiques (température, salinité, ...), ce qui permet d'accéder aux propriétés de l'océan par des méthodes d'inversion. De plus, l'atténuation du son dans l'eau est proportionnelle au carré de la fréquence et l'utilisation de signaux basse-fréquence ( $< 500\text{Hz}$ ) permet de travailler sur de très grandes distances. Enfin, les mesures tomographiques n'étant plus locales mais globales, les variabilités locales non significatives sont lissées.

Dans ce chapitre [PT98] nous allons d'abord voir comment les variations du champ de célérité affectent la propagation des ondes acoustiques et donnent lieu au phénomène de trajets multiples. Puis, nous verrons que le problème tomographique peut être divisé en 2 étapes. D'abord *le problème direct* permet de simuler la réponse du milieu grâce à un modèle de propagation obtenu à partir des connaissances *a priori* de l'océan. La résolution *du problème inverse* permet ensuite d'estimer certains paramètres de l'océan grâce aux mesures de perturbations obtenues entre les signaux reçus et le modèle prédit par la résolution du problème direct. Enfin, les techniques d'observations fournissant les données qui permettent de calculer les perturbations entre les paramètres prédits et ceux mesurés seront présentées.

## 2.2 Le canal acoustique sous-marin

### 2.2.1 Le champ de célérité

Le milieu acoustique océanique est un milieu inhomogène et fluctuant où les variations de la célérité du son affectent la propagation des ondes acoustiques. La célérité du son augmente avec plusieurs paramètres : la température, la pression et la salinité. Par ailleurs :

- ◇ la température décroît globalement avec l'immersion, rapidement au début, puis très lentement, jusqu'à se stabiliser dans les grandes profondeurs ;
- ◇ la pression augmente linéairement avec l'immersion ;
- ◇ la salinité varie peu.

Des relations empiriques entre ces différents paramètres ont été obtenues sous différentes formes. Citons celle proposée par C.S. Clay et H. Medwin [CM77] :

$$C = 1449.2 + 4.6T - 0.055T^2 + 0.00029T^3 + (1.34 - 0.010T)(S_a - 35) + 0.016z, \quad (2.1)$$

où :

- ◇  $C$  est la célérité en  $m.s^{-1}$  ;

- ◇  $T$  est la température en degrés Celsius ;
- ◇  $S_a$  est la salinité en ‰ ;
- ◇  $z$  est la profondeur en  $m$ .

Du fait des effets contraires de la diminution de température et de l'augmentation de la pression, dans la plupart des océans le champ de célérité présente un minimum situé entre 500 et 1500m. Cette profondeur définit ce qu'on appelle *le chenal sonore*. Au-dessus, c'est l'action de la température qui domine, et la vitesse du son augmente avec la température, en se rapprochant de la surface ; en dessous, la température se stabilise, et la vitesse du son augmente avec la pression.

La variation la plus significative de la célérité dans le milieu marin s'effectuant en fonction de l'immersion, on représente le champ de célérité sous forme de profils verticaux, appelés *profils bathycélérimétriques*. Suivant la région du globe où l'on se situe et la période de l'année, le champ de célérité peut prendre différentes formes. Ces phénomènes sont illustrés sur la figure 2.1.

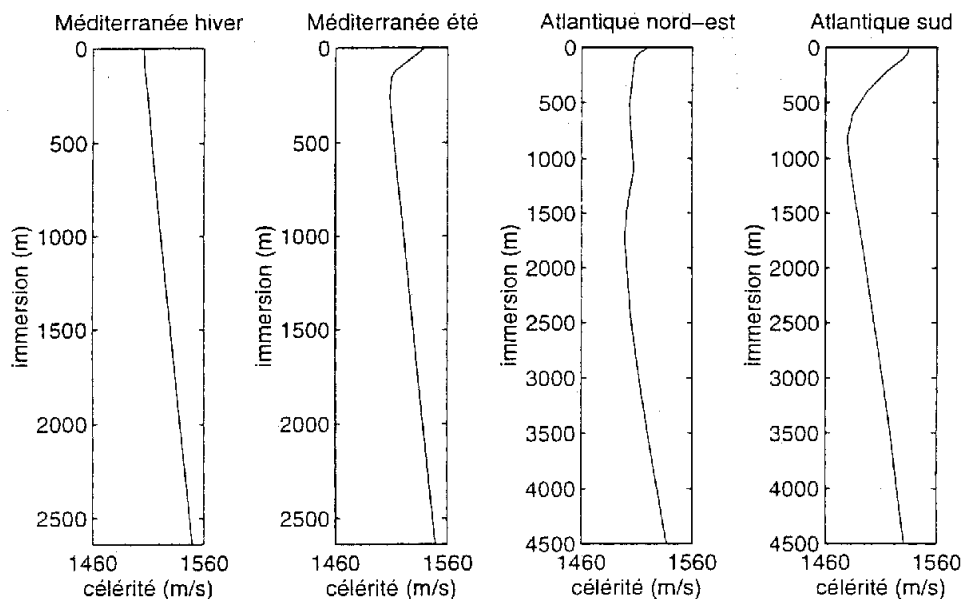


FIG. 2.1 – Exemples de profils bathycélérimétriques [Bra97].

Autour des hautes latitudes, nord et sud, le chenal sonore a tendance à se rapprocher de la surface, et dans certains cas même, le minimum de célérité est à immersion nulle, créant ainsi *un chenal de surface*. La figure 2.2 illustre ce phénomène en présentant les profils de célérité sous différentes latitudes, à la longitude  $150^\circ W$ .

Remarque : la manière la plus simple de paramétrer la célérité du son dans l'océan est de considérer que le profil de célérité est constant en distance sur la tranche d'eau insonifiée.

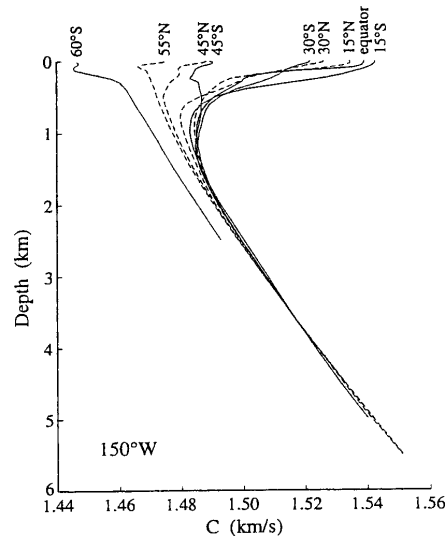


FIG. 2.2 – Profils de célérité le long de 150°W [MWW95].

Le milieu est *non évolutif* :

$$C(r,z) = C(z). \quad (2.2)$$

On peut rendre ce modèle plus compliqué en tenant compte de la variabilité du profil de célérité en distance. Le profil est alors considéré comme constant par morceaux dans la tranche d'eau. Le milieu est alors dit *évolutif* :

$$C(r,z) = C_j(z) \text{ pour } r \in [r_j, r_{j+1}]. \quad (2.3)$$

Étant données les différences observées sur le profil de célérité selon la latitude où l'on se trouve, deux modèles idéaux de profils de célérité ont été définis :

- ◇ le *profil polaire* (dit aussi *isotherme* ou *linéaire*) avec un gradient de célérité constant et un chenal de surface ;
- ◇ le *profil tempéré* contenant deux gradients inversés et un chenal profond.

Ces 2 profils seront souvent pris comme exemples dans la suite de ce chapitre.

## 2.2.2 Modélisation de la propagation dans le canal acoustique

Les variations du champ de célérité mises en évidence dans le paragraphe précédent affectent la propagation des ondes acoustiques. L'émission d'une impulsion par une source sonore donne alors naissance à un signal à trajets multiples constitué de plusieurs copies de l'impulsion originale diversement atténuées et retardées.

La propagation dans le canal acoustique sous-marin peut alors être modélisée comme l'action d'un filtre (figure 2.3) dont la réponse impulsionnelle  $h(t)$  s'écrit comme une somme

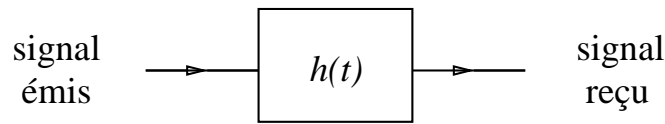


FIG. 2.3 – Modélisation du canal acoustique sous-marin.

de  $P$  impulsions de Dirac :

$$h(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \delta(t - \tau_p), \quad (2.4)$$

où  $P$  est le nombre de trajets de propagation,  $\alpha_p$  et  $\tau_p$  sont respectivement l'atténuation et le temps d'arrivée du  $p^{\text{ème}}$  trajet.

## 2.3 Le problème direct

Il s'agit, pour une configuration donnée, de prévoir les différents trajets acoustiques qui vont se propager et arriver au récepteur et d'en caractériser les différents paramètres. En d'autres termes, il s'agit de modéliser la réponse impulsionnelle  $h(t)$  précédemment introduite. En fait, le plus souvent on s'intéresse essentiellement aux temps de propagation, et c'est ce dont nous allons principalement parler ici. Mais on verra par la suite que l'on peut aussi étudier d'autres paramètres comme les angles d'arrivées ou les amplitudes des trajets.

### 2.3.1 Modèles de propagation du son

Il existe plusieurs méthodes numériques pour décrire la propagation du son dans l'eau :

- ◇ la méthode des rayons ;
- ◇ la théorie des modes ;
- ◇ l'intégration du nombre d'onde ;
- ◇ l'équation parabolique ;
- ◇ la méthode des éléments finis.

Ces méthodes partent toutes de la même équation appelée *équation d'onde*, appelée *équation de D'Alembert* pour la pression sonore :

$$\nabla^2 p(r,z,t) - \frac{1}{C^2(r,z)} \frac{\partial^2 p(r,z,t)}{\partial t^2} = -2 \frac{\delta(r)}{r} \delta(z - z_s) s(t), \quad (2.5)$$

qui représente les variations du champ de pression sonore  $p$ , pour une source située en  $z_s$ , émettant un signal  $s(t)$ , avec les conditions aux limites suivantes :

- ◇ annulation de la pression à la surface :  $p(r,0,t) = 0$
- ◇ annulation de la pression à l'infini en immersion :  $\lim_{z \rightarrow +\infty} p(r,z,t) = 0$

◇ annulation de la pression à l'infini en distance :  $\lim_{r \rightarrow +\infty} p(r,z,t) = 0$ .

Par transformée de Fourier vis-à-vis de la variable temporelle  $t$ , on obtient l'équation spatio-fréquentielle suivante, appelée *équation de Helmholtz* :

$$\nabla^2 P(r,z,\omega) + \frac{\omega^2}{C^2(r,z)} P(r,z,\omega) = -2 \frac{\delta(r)}{r} \delta(z - z_s) S(\omega). \quad (2.6)$$

Pour résoudre cette équation on part d'une information *a priori* : le profil de célérité. Cette donnée peut être obtenue grâce à des mesures hydrologiques de température et de salinité permettant de définir un profil moyen de célérité. Mais il peut aussi s'agir d'une connaissance historique du milieu, provenant d'études antérieures de cette partie de l'océan.

Nous ne présenterons ici que la méthode des rayons qui permet une bonne compréhension intuitive des phénomènes de propagation.

### 2.3.2 La méthode des rayons

La méthode des rayons s'appuie sur un *modèle* de propagation des ondes acoustiques basé sur la théorie géométrique des rayons. Elle fournit un diagramme des rayons pour une source et un récepteur de positions connues, c'est-à-dire les différents trajets empruntés par le signal source lors de sa propagation entre l'émetteur et le récepteur.

Avant de présenter un exemple de tracé de rayons, nous allons voir comment se modélise la propagation des rayons acoustiques.

#### La propagation des rayons sonores

La propagation des rayons sonores s'effectue selon la loi de Snell-Descartes : le long d'un rayon, l'angle  $\theta$  que fait le rayon avec l'horizontale vérifie :

$$\frac{\cos \theta}{C(z)} = \text{const.} \quad (2.7)$$

Ainsi, quand la célérité augmente avec la profondeur le rayon est réfracté vers la surface, et quand la célérité diminue le rayon sonore est réfracté vers le fond. Si le profil bathycélérimétrique contient deux gradients inversés les rayons sonores sont canalisés par réfractions successives vers la surface et vers le fond et il y a formation d'un chenal. Lorsqu'il est situé en pleine eau ce chenal est particulièrement intéressant car les rayons qui se propagent ne rencontrent ni le fond ni la surface, auxquels sont associés des phénomènes de diffusion et de pertes par réflexion et absorption. En plaçant une source au voisinage du minimum de célérité on obtient une zone qui se comporte comme un guide d'onde acoustique, *le chenal sonore profond*, dans lequel une bonne propagation de l'énergie acoustique est possible sans trop de pertes sur de longues distances.

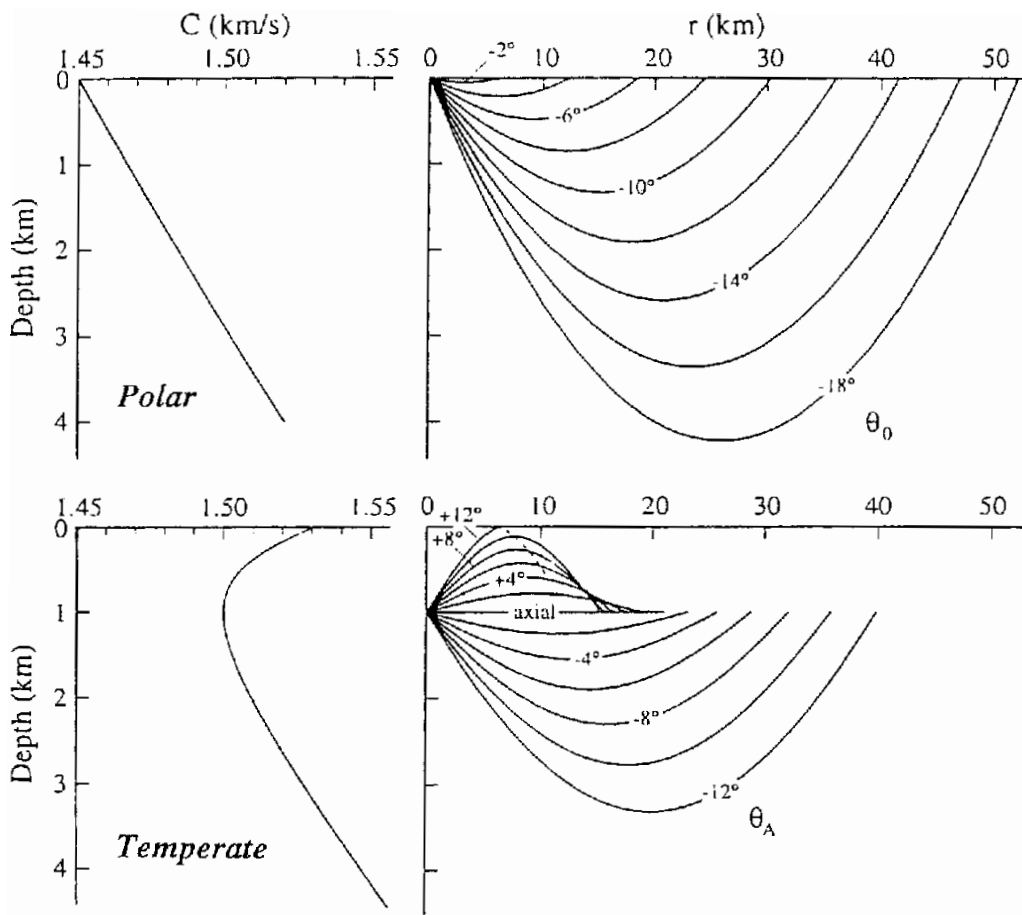


FIG. 2.4 – Propagation des rayons sonores dans les cas du profil polaire et du profil tempéré [MWW95].

De plus, les sources utilisées étant omni-directionnelles, elles émettent de l'énergie acoustique dans toutes les directions. Du fait que la célérité du son n'est pas constante avec la profondeur, chaque direction émise va suivre un trajet différent, en fonction de son angle initial (fig. 2.4). Ainsi, les différents trajets arrivant au récepteur seront diversement décalés en temps puisqu'ils auront suivi des trajets différents, le long desquels les vitesses sont différentes. Enfin, sur le continuum de rayons émis par la source, seul un nombre fini d'entre eux sont interceptés par le récepteur : ce sont les *rayons propres*.

### Exemple de tracé de rayons

Sur la figure 2.5 sont représentés les tracés de quelques rayons pour le profil polaire et pour le profil tempéré. Pour le profil polaire la célérité croît uniformément avec l'immersion. La source est placée au minimum de célérité, c'est-à-dire à la surface. Tous les rayons sont successivement réfractés vers le haut, puis réfléchis sur la surface. Pour le profil tempéré la



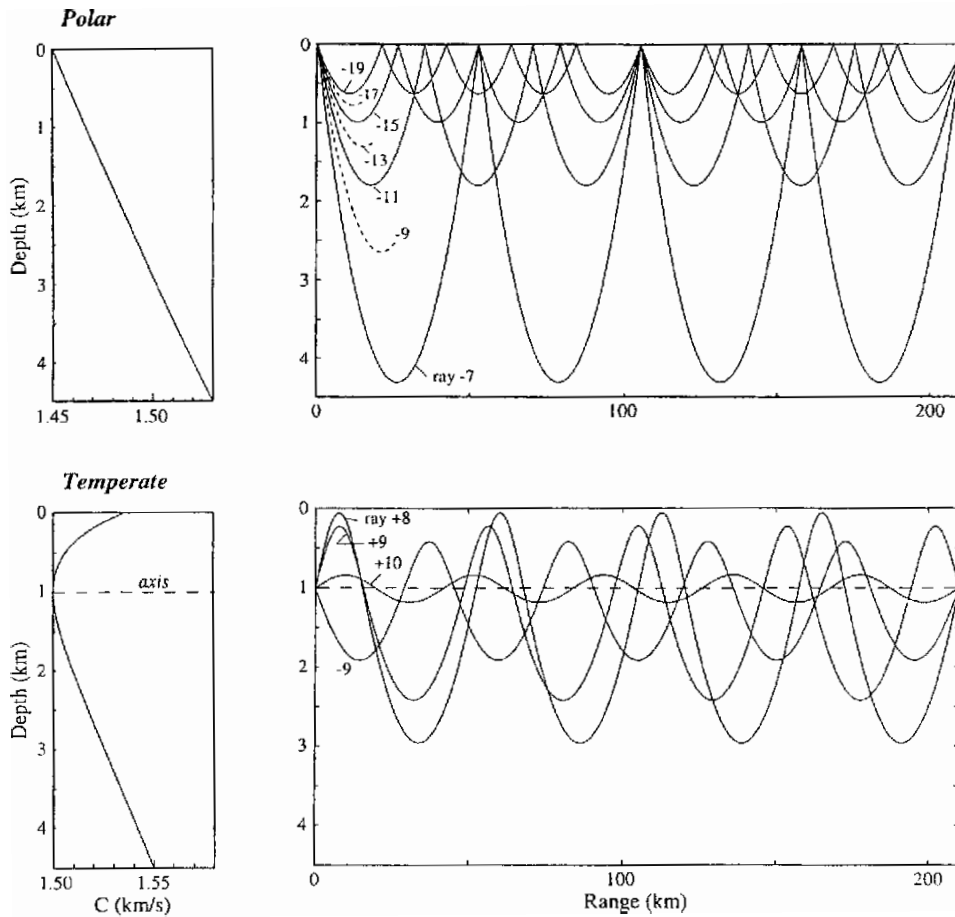


FIG. 2.5 – Tracé de rayons propres pour les profils polaire et tempéré [MWW95].

source est placée au minimum de célérité, qui est à une profondeur de 1000 m pour le canal considéré. Dans la région située au-dessus de l'axe sonore les rayons sont réfractés vers le bas, dans la région située au-dessous ils sont réfractés vers le haut. Les différents rayons sont désignés par  $\pm k$ . Le signe correspond à la direction de départ (+ si l'angle de départ est positif par rapport à l'horizontale, et - sinon). Le nombre  $k$  correspond au nombre de points de changement de direction, y compris les points de réflexion sur la surface. Les rayons pour lesquels  $k$  est faible sont les rayons les plus profonds, qui ont les temps de propagation les plus courts. Par contre, pour  $k$  très grand, les rayons arriveront les derniers. En effet, du point de vue du temps de propagation, le fait que la vitesse soit plus ou moins grande l'emporte sur le fait que la distance à parcourir soit plus ou moins longue.

Enfin, la combinaison des informations issues de rayons ayant des profondeurs de retournement distinctes permet de séparer la contribution des différentes couches d'eau.

### Calcul des temps de propagation

On a vu que dans l'océan le son est réfracté et se propage suivant des trajectoires curvilignes dont la géométrie est définie par le champ de célérité  $C$ . Lors de la propagation le courant se superpose au champ de célérité dans l'expression du temps de propagation des ondes acoustiques. Souvent chaque instrument tomographique comporte à la fois une source et un récepteur, et pour chaque rayon considéré il existe un trajet direct et un trajet réciproque. Le temps de propagation sur ces trajets est donné par :

$$\tau_i^\pm = \int_{\Gamma_i^\pm} \frac{dl}{C \pm \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}}, \quad (2.8)$$

pour les transmissions dans le sens positif (trajet direct) et dans le sens négatif (le sens contraire) respectivement.  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{n}$  est la projection du vecteur courant  $\mathbf{u}$  sur la direction du trajet direct, caractérisée par le vecteur unitaire  $\mathbf{n}$ . Les domaines d'intégration  $\Gamma_i^\pm$  se situent le long de la trajectoire du  $i^{\text{ème}}$  rayon, et sont en général fonction de  $C$  et de  $\mathbf{u}$ . Ainsi en sommant ou en différenciant les temps de propagation de deux trajets réciproques, on isole soit la contribution du champ de célérité soit la contribution du courant.

En considérant que  $\Gamma^+ \approx \Gamma^- \equiv \Gamma$ , on obtient pour la somme et la différence entre deux trajets réciproques :

$$s_n = \frac{1}{2}(\tau_i^+ + \tau_i^-) = \int_{\Gamma} dl \frac{C}{C^2 - u^2}, \quad (2.9)$$

$$d_n = -\frac{1}{2}(\tau_i^+ - \tau_i^-) = -\int_{\Gamma} dl \frac{u}{C^2 - u^2}. \quad (2.10)$$

En pratique,  $C$  et  $u$  sont de l'ordre de  $10^3$  et  $10^{-1} \text{ m.s}^{-1}$  respectivement, donc le terme  $u^2$  peut être négligé au dénominateur dans les deux équations. On obtient alors de nouvelles expressions pour la somme et la différence entre deux trajets réciproques :

$$s_n = \int_{\Gamma} dl \frac{1}{C}, \quad (2.11)$$

$$d_n = -\int_{\Gamma} dl \frac{u}{C^2}. \quad (2.12)$$

L'équation (2.11) montre qu'en effectuant la somme des mesures réciproques, on isole la contribution du champ de célérité, et on a :

$$\begin{aligned} \tau_i &= \frac{1}{2}(\tau_i^+ + \tau_i^-) \\ &= \int_{\Gamma} dl \frac{1}{C}. \end{aligned} \quad (2.13)$$

On accède ensuite à la contribution du courant grâce à l'équation (2.12).

Remarque : pour pouvoir effectuer la somme et la différence entre les mesures réciproques et aboutir aux résultats que nous venons de montrer, il faut absolument que les mesures

soient simultanées, pour pouvoir s'affranchir d'un éventuel changement d'état de l'océan. Si cette condition n'est pas remplie, ou si on ne possède pas les moyens d'effectuer des mesures réciproques, ou si la connaissance du courant n'importe pas, on peut procéder différemment. En effet, le courant étant faible devant la célérité du son, on peut le négliger dans l'équation (2.8), et faire l'approximation suivante :

$$\tau_i = \tau_i^\pm = \int_{\Gamma_i^\pm} \frac{dl}{C}. \quad (2.14)$$

## 2.4 Le problème inverse

Le principe du problème inverse consiste, à partir de mesures acoustiques précises, à estimer les variations du champ de célérité et/ou du courant, ce qui permet d'accéder aux paramètres physiques de l'océan, en les mettant en relation avec les résultats théoriques obtenus pour la valeur de référence de la célérité.

### 2.4.1 Equations du problème inverse

On a vu que l'expression du temps de propagation en fonction du champ de célérité est :

$$\tau_i = \frac{1}{2}(\tau_i^+ + \tau_i^-) = \int_{\Gamma} dl \frac{1}{C}, \quad (2.15)$$

avec :

$$\tau_i^\pm = \int_{\Gamma_i^\pm} \frac{dl}{C \pm \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}}. \quad (2.16)$$

En fait, on part de l'expression des temps de retard obtenus en faisant la différence entre les prédictions  $\tau_i^0$  et les mesures  $\tau_i$  des temps de propagation le long des différents trajets  $i$  :

$$\delta\tau_i = \tau_i - \tau_i^0 \quad (2.17)$$

$$= \frac{1}{2}(\tau_i^+ + \tau_i^-) - \tau_i^0. \quad (2.18)$$

On va établir la relation entre la perturbation sur les temps de propagation  $\delta\tau_i$  et la perturbation sur le champ de célérité  $\delta C$ , avec  $C = C_0 + \delta C$ , où l'on décompose la célérité entre une célérité moyenne  $C_0$  (de référence) et une perturbation  $\delta C$ . En remplaçant  $C$  par son expression, l'équation (2.16) devient :

$$\tau_i^\pm = \int_{\Gamma_i^\pm} \frac{dl}{C_0 + \delta C \pm \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}} \quad (2.19)$$

ce qui s'écrit, grâce à un développement limité au premier ordre :

$$\tau_i^\pm = \int_{\Gamma_i^\pm} \frac{dl}{C_0} \left( 1 - \frac{\delta C}{C_0} \mp \frac{\mathbf{u} \cdot \mathbf{n}}{C_0} \right). \quad (2.20)$$

En faisant l'approximation  $\Gamma_i^+ = \Gamma_i^- = \Gamma_i^0$ , où  $\Gamma_i^0$  est le trajet de référence du rayon  $i$  dans l'océan, c'est-à-dire pour le profil de célérité de référence  $C_0$ , on peut écrire :

$$\tau_i^\pm = \int_{\Gamma_i^0} \frac{dl}{C_0} - \int_{\Gamma_i^0} \frac{\delta C \pm \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}}{C_0^2} + d\tau_i \quad (2.21)$$

$$= \tau_i^0 - \int_{\Gamma_i^0} \frac{\delta C \pm \mathbf{u} \cdot \mathbf{n}}{C_0^2} + d\tau_i \quad (2.22)$$

où  $d\tau_i$  correspond à un bruit sur les mesures. Finalement, la perturbation moyenne  $\delta\tau_i$  et le temps de trajet différentiel  $\Delta\tau_i$  permettent d'accéder aux variables  $\delta C$  et  $\mathbf{u}$  :

$$\frac{\tau_i^+ + \tau_i^-}{2} - \tau_i^0 = \delta\tau_i = - \int_{\Gamma_i^0} \frac{\delta C}{C_0^2} dl \quad (2.23)$$

$$\frac{\tau_i^+ - \tau_i^-}{2} = \Delta\tau_i = - \int_{\Gamma_i^0} \frac{\mathbf{u} \cdot \mathbf{n}}{C_0^2} dl. \quad (2.24)$$

En fait, il faudrait rajouter à ces équations des termes d'erreurs correspondant principalement à des erreurs dues aux déplacements des mouillages et à des erreurs d'horloges.

On obtient ainsi deux problèmes séparés. Le premier lie les temps de trajets aux anomalies de célérité le long du rayon et le second à la composante du courant tangentielle à la section. Pour retrouver les paramètres du milieu océanique (les anomalies de célérité et le courant), il est nécessaire d'inverser les équations (2.23) et (2.24), ce qui permettra dans un deuxième temps d'obtenir les anomalies de température et de salinité. Ceci constitue donc bien un *problème inverse*.

Notons encore que  $\Delta\tau$  due au courant est généralement faible, de l'ordre de quelques dizaines de millisecondes, alors que  $\delta\tau$  atteint quelques centaines de millisecondes.

## 2.4.2 Solutions au problème inverse

La forme générale d'un problème inverse est [Rém99]:

$$y = H(x) + \epsilon. \quad (2.25)$$

où :

- ◇  $y$  est l'observation ;
- ◇  $x$  est le vecteur recherché ;
- ◇  $H$  modélise la relation entre  $y$  et  $x$  ;
- ◇  $\epsilon$  représente les erreurs d'observations.

On désigne ainsi les problèmes de détermination du vecteur d'état d'un système à partir d'observations de celui-ci [Rém99].

Pour résoudre ce type de problèmes plusieurs approches peuvent être utilisées. Lorsque la relation  $H$  est linéaire ou linéarisable on peut appliquer par exemple :

- ◇ la méthode des moindres carrés [MWW95];
- ◇ la méthode de Gauss-Markov [Tar87].

Pour d'autres méthodes de résolution de problèmes inverses on pourra se référer à [Ter87, DEGT90, GGK00].

## 2.5 Les méthodes d'observation

### 2.5.1 Les objectifs

Une exigence fondamentale de la TAO est d'effectuer des mesures précises des temps d'arrivée des différents trajets.

En effet, la réponse impulsionnelle du canal doit être mesurée avec *une résolution* suffisante pour que les différents trajets puissent être séparés. De plus, les temps de propagation doivent être estimés avec *une précision* suffisante pour mettre en évidence les perturbations du milieu. Ces deux exigences entraînent des conditions sur la chaîne de traitement. Ainsi, une résolution de 10 ms par exemple, nécessite la transmission d'une largeur de bande d'au moins 100 Hz. De même, pour obtenir une précision de l'ordre de la milliseconde sur les mesures, il faut un RSB en fin de traitement de 20 dB.

Deux paramètres importants d'un système tomographique seront donc :

- ◇ la bande passante du signal, qui donne la résolution temporelle, c'est-à-dire l'écart minimum entre deux trajets nécessaire pour qu'ils puissent être distingués ;
- ◇ le RSB, qui fixe la précision sur l'estimation des retards.

L'approche la plus simple pour mesurer la réponse impulsionnelle de l'océan consiste à transmettre une impulsion de courte durée et à enregistrer le signal d'arrivée à la sortie du récepteur. Or un problème se pose du fait que les sources dont on dispose pour transmettre des signaux à large bande (100 Hz) ne permettent pas d'obtenir une puissance de signal utile qui dépasse le niveau de bruit acoustique après propagation sur de grandes distances. Une façon d'obtenir un RSB satisfaisant, sans perdre en résolution, est de transmettre des signaux périodiques, et d'en moyennner des séquences successives.

### 2.5.2 Le signal d'émission

Le canal de propagation peut être modélisé comme sur la figure 2.6.  $e(t)$  est le signal émis,  $r(t)$  le signal reçu, et  $v(t)$  correspond à un bruit qui perturbe les mesures, supposé blanc et

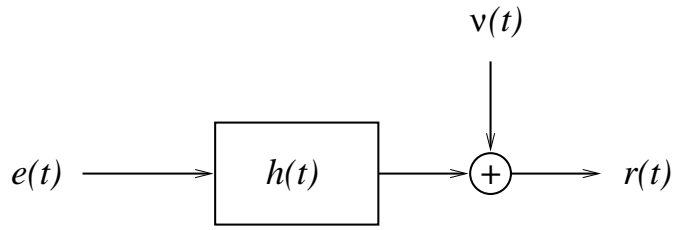


FIG. 2.6 – Schéma du canal sous-marin.

gaussien. Le signal reçu s'exprime donc comme :

$$r(t) = (h * e)(t) + \nu(t). \quad (2.26)$$

Ainsi si on écrit l'intercorrélation entre l'entrée et la sortie du filtre, on obtient :

$$\Gamma_{re}(\tau) = \frac{1}{T} \int_0^T r(t)e(t-\tau)dt = (h * \Gamma_e)(\tau) + \Gamma_{\nu e}(\tau), \quad (2.27)$$

où  $\Gamma_{\nu e}(\tau)$  est un bruit qui reste gaussien, mais n'est plus blanc.

Alors, si on choisit un signal d'entrée  $e(t)$  dont l'autocorrélation est étroite (et tel que  $\Gamma_e(0) = 1$ ), en effectuant le filtrage adapté à la réception on obtiendra sensiblement une expression bruitée de la réponse impulsionnelle du milieu de propagation.

Le signal le plus couramment utilisé en TAO est le signal BPSK. Il s'agit d'un signal modulé en phase de la forme :

$$e(t) = A \cos(\omega_0 t + s(t)\mu), \quad (2.28)$$

où :

- ◇  $A$  est le facteur d'amplitude (réel) ;
- ◇  $\omega_0$  est la fréquence porteuse, suffisamment basse (de l'ordre de quelques centaines de Hertz) pour pouvoir travailler sur des distances de l'ordre de quelques centaines de kilomètres ;
- ◇  $s(t)$  est le signal contenant l'information à transmettre, modulant la porteuse. Il s'agit d'un code issu d'une famille de Séquences Binaires à Longueur Maximale (SBLM), ou séquences pseudo-aléatoires. Une SBLM est une suite discrète, périodique, à valeurs dans  $\{-1, +1\}$ . Son intérêt principal est de posséder une fonction d'autocorrélation étroite et sans lobes secondaires ;
- ◇  $\mu$  est l'angle de modulation. Si  $\mu = \frac{\pi}{2}$ , la modulation de phase équivaut à une modulation d'amplitude, et le code ainsi construit possède les caractéristiques désirées.

### 2.5.3 Choix de la fréquence porteuse

Le choix de la fréquence porteuse peut être justifié à partir de l'équation du sonar (SOUND Navigation and Ranging). L'équation du sonar permet de déterminer le rapport signal à

bruit (RSB) auquel on peut s'attendre après la transmission entre une source et un récepteur, en tenant compte des caractéristiques de la source, de l'atténuation, du bruit ambiant, et des caractéristiques du récepteur :

$$RSB = SL - TL - (NL - AG) \quad \text{en dB}, \quad (2.29)$$

où :

- ◇  $SL$  est le niveau acoustique de la source ;
- ◇  $TL$  représente les pertes de transmission, dont une partie est due à une atténuation linéairement proportionnelle à la distance  $r$ ,  $TL_a = \alpha r$ , où  $\alpha$  est un coefficient variant avec le carré de la fréquence [MWW95] ;
- ◇  $NL$  est le niveau de bruit en réception ;
- ◇  $AG$  est le gain d'antenne.

Comme le niveau de bruit diminue quand la fréquence augmente, alors que les pertes de transmission augmentent, il existe une fréquence qui minimise la somme  $NL + TL$ , et maximise le RSB (fig. 2.7).

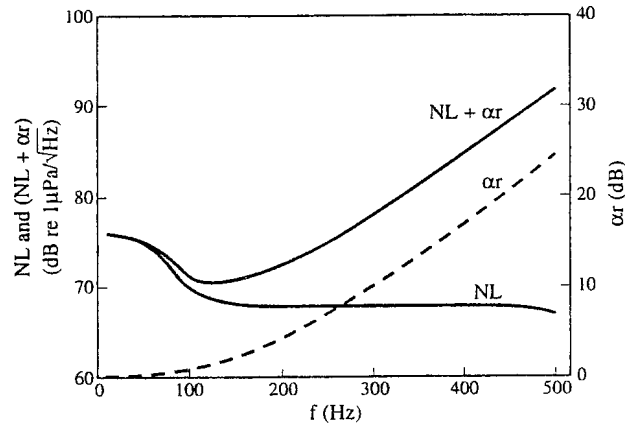


FIG. 2.7 – Atténuation  $\alpha r$  en fonction de la fréquence avec  $r = 1000\text{km}$ , niveau de bruit  $NL$ , et somme  $\alpha r + NL$  [MWW95].

La fréquence optimale pour une distance de 1000 km se situe entre 100 et 150 Hz. En fait, les fréquences utilisées sont souvent choisies un peu au-delà, car les sources sont généralement plus petites et plus performantes quand la fréquence augmente.

#### 2.5.4 La chaîne de transmission

- ◇ Modulation/Démodulation

On a vu que le compromis signal large bande et RSB satisfaisant est obtenu en émettant des signaux BPSK.

◇ Moyennage

Le moyennage consiste à émettre plusieurs fois le même signal et à additionner les signaux reçus afin d'améliorer le rapport signal à bruit. En particulier, les ondes internes sont à l'origine de fluctuations sur les signaux d'arrivée, décorréélées dans le temps. En effectuant un moyennage sur un nombre donné de transmissions on réduit alors les erreurs dues aux ondes internes. En moyennant  $N$  séquences on peut espérer un gain de traitement de l'ordre de  $10 \log N$  (en dB).

◇ Filtrage adapté

Le bruit étant supposé blanc temporellement, on peut estimer les temps de retard des différents trajets au moyen d'un filtre adapté dont la réponse impulsionnelle est donnée par :

$$f_{FA}(t) = \tilde{s}(t) = s(-t). \quad (2.30)$$

Finalement la chaîne de traitement classiquement utilisée en TAO peut se représenter par le schéma de la figure 2.8.

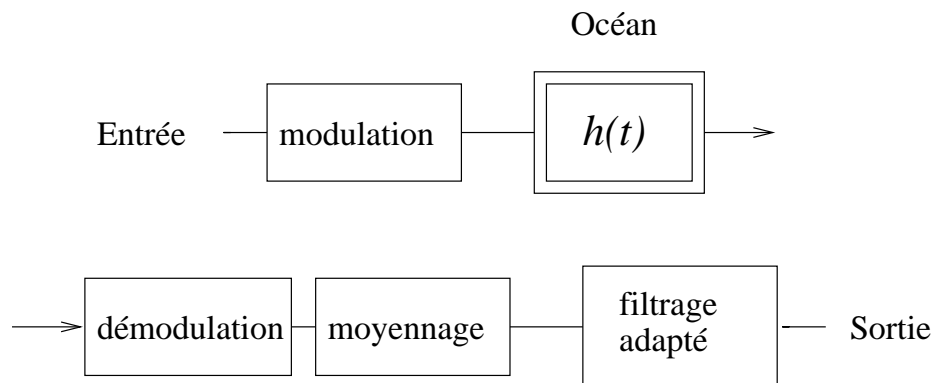


FIG. 2.8 – La chaîne de traitement.

### 2.5.5 Les signaux exploitables

En TAO, on s'intéresse à l'évolution du milieu océanique sur des durées assez longues, pouvant atteindre plusieurs mois. On effectue donc des sondages répétés à dates régulières dont le résultat est obtenu sous forme d'une succession de séries temporelles (fig. 2.9), et qu'on appelle *multi-tirs*. L'axe des abscisses ou axe des retards correspond aux temps d'arrivées des différents trajets, l'axe vertical correspond à l'évolution du temps, gradué par les dates des tirs successifs.



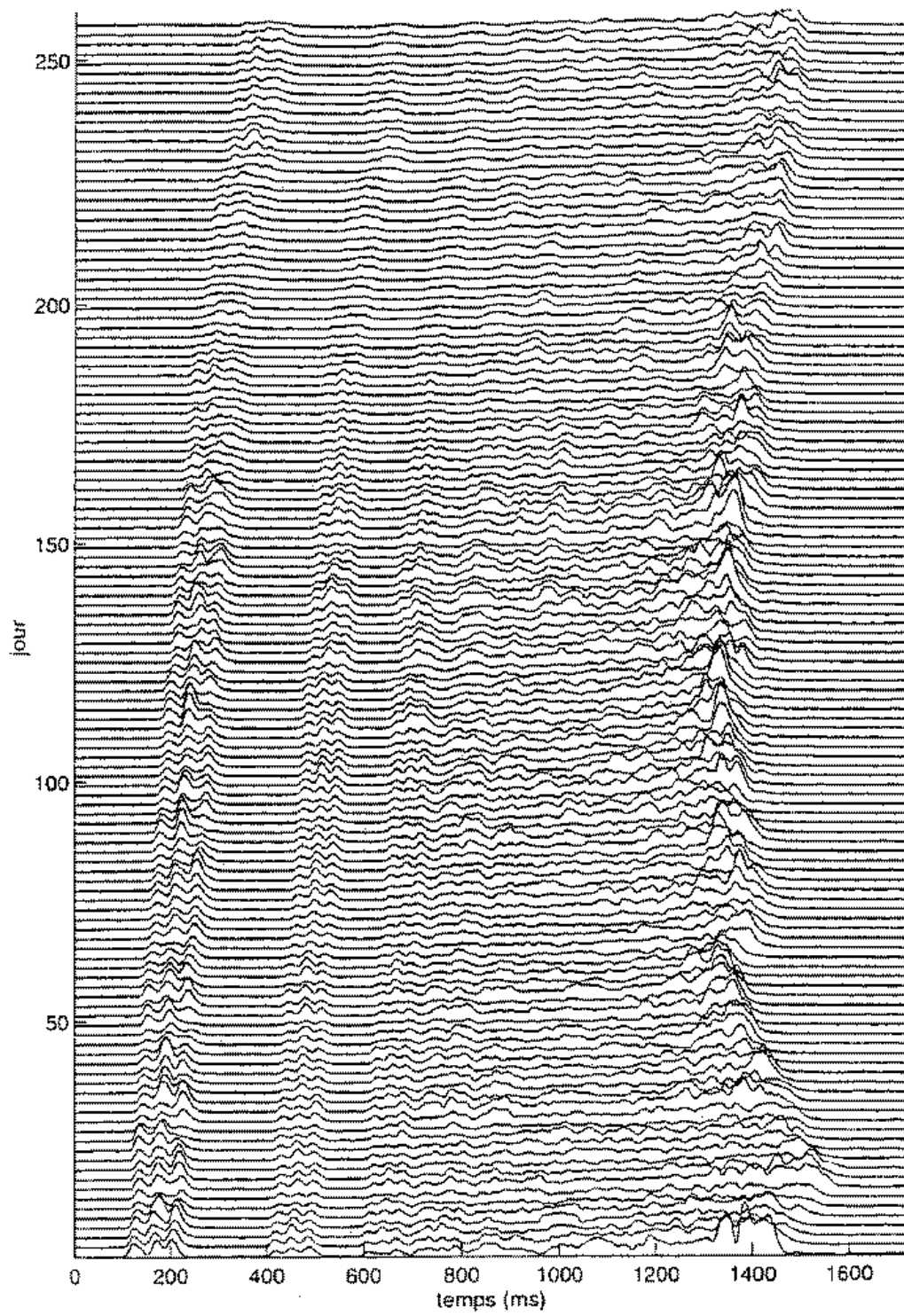


FIG. 2.9 – Autocorrélations, multi-tirs [Bra97].

## 2.5.6 Le traitement des données

On a vu que la réponse impulsionnelle du canal peut être obtenue en effectuant l'inter-corrélation entre le signal reçu et le signal émis. En comparant les séries temporelles obtenues avec les données de prédictions, on obtient une estimation des temps de retard des différents trajets qui seront utilisés dans la procédure d'inversion. Ce travail s'effectue en plusieurs étapes.

### La résolution des trajets

La première étape consiste à résoudre les différents trajets qui arrivent, par la construction d'un diagramme de points.

Ce diagramme est obtenu à partir des séries temporelles fournies en sortie du filtrage adapté. La méthode traditionnelle consiste à localiser chacun des pics dont le niveau dépasse un certain seuil et à représenter le temps d'arrivée correspondant par un point dont la taille (ou l'intensité selon les représentations) est proportionnelle au RSB. Le seuil est choisi en fonction de la probabilité de fausse alarme que l'on se donne. Si le seuil est choisi faible, cela donne l'assurance d'avoir tous les trajets, mais augmente le nombre de pics parasites dus au bruit. D'un autre côté, si on choisit un seuil élevé, on aura moins de phénomènes parasites, mais certains pics risquent de ne pas être détectés. La figure 2.10 montre un exemple de données recueillies lors d'une campagne tomographique en mer du Groënland de Septembre 1988 à Septembre 1989.

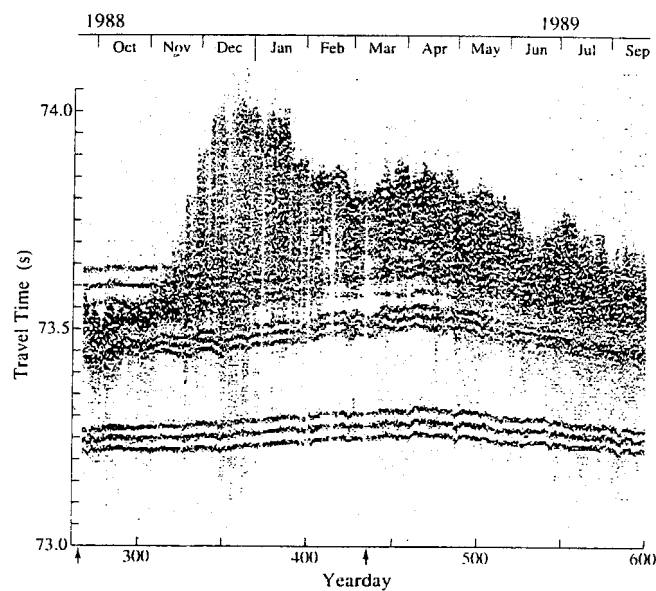


FIG. 2.10 – Diagramme de points [MWW95].

## Les corrections

On a indiqué que la précision avec laquelle les temps de propagation peuvent être mesurés est limitée par le niveau de bruit ambiant, les fluctuations dues aux ondes internes ou encore les interférences entre trajets. Cette précision est aussi altérée par des problèmes pratiques conduisant à des erreurs sur les mesures, qui peuvent être dus à :

- ◇ des erreurs d'horloge ;
- ◇ un problème de positionnement des appareils de mesure (fixes ou en mouvement).

Pouvoir mesurer des temps de propagation avec une précision de l'ordre de la milliseconde sur des périodes pouvant durer un an ou plus exige l'utilisation d'horloges très précises. La précision requise pour les temps de propagation (de l'ordre de la ms) n'a de sens que si la distance entre l'émetteur et le récepteur est connue à quelques mètres près, car changer cette distance de 1.5 m par exemple, provoque un écart sur la mesure du temps d'arrivée de 1 ms. Cela implique que la position des instruments tomographiques doit être mesurée très précisément. En pratique, ce problème se pose car les appareils tomographiques dérivent sous l'influence des courants et des marées.

Que ce soient les erreurs d'horloges ou des variations de la distance comprise entre un émetteur et un récepteur, ce sont des grandeurs que l'on sait mesurer en règle générale. On peut alors effectuer une correction des mesures des temps d'arrivée en conséquence.

Remarque : si les deux types d'erreurs que nous avons présentés ne peuvent être corrigés convenablement à ce niveau du traitement, elles apparaîtront sous forme d'inconnues dans la procédure d'inversion.

La figure 2.11 représente un exemple de correction appliquée à un trajet. La figure (a) fournit l'enregistrement du trajet. Les figures (b) et (c) correspondent aux enregistrements des erreurs de positionnement de la source (S), du récepteur (R), et du cumul des deux (NET), et des erreurs d'horloges. Finalement, le trajet corrigé est représenté sur la figure (d).

## L'étape d'identification

L'étape suivante consiste à identifier les trajets reconnus sur le diagramme aux trajets prédits par un modèle. L'étape de prédiction qui correspond au problème direct de la tomographie a été décrite au paragraphe 2.3. Elle consiste à fournir une estimation de la réponse impulsionnelle du canal marin, à partir des renseignements dont on dispose sur le champ de célérité.

Reprenons l'exemple de la figure 2.10. Des prédictions ont été obtenues à partir de données recueillies en Septembre 1988 et en Mars 1989 (fig. 2.12) . On peut voir que, outre le

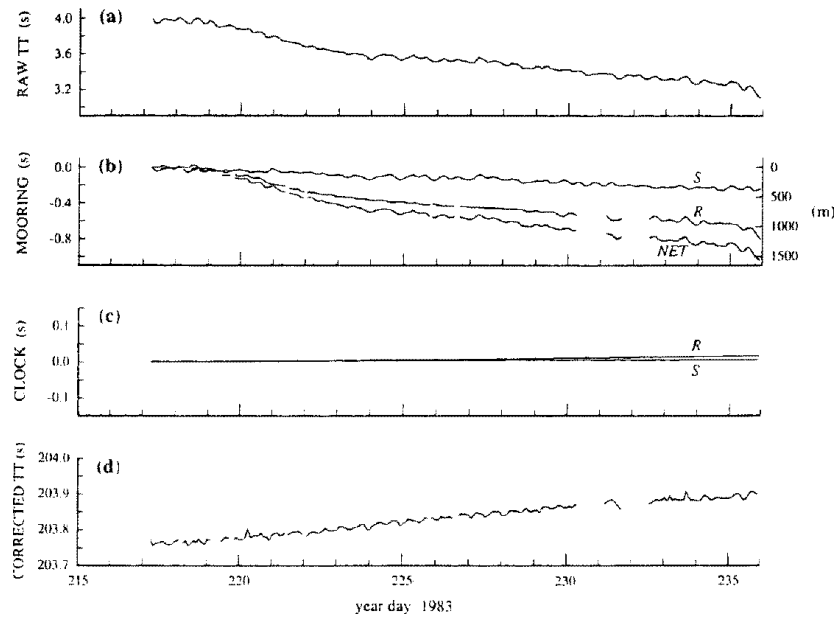


FIG. 2.11 – Corrections [MWW95].

problème de l'association d'un trajet prédit à un trajet observé, se pose également le problème du suivi du trajet observé sur les traces successives.

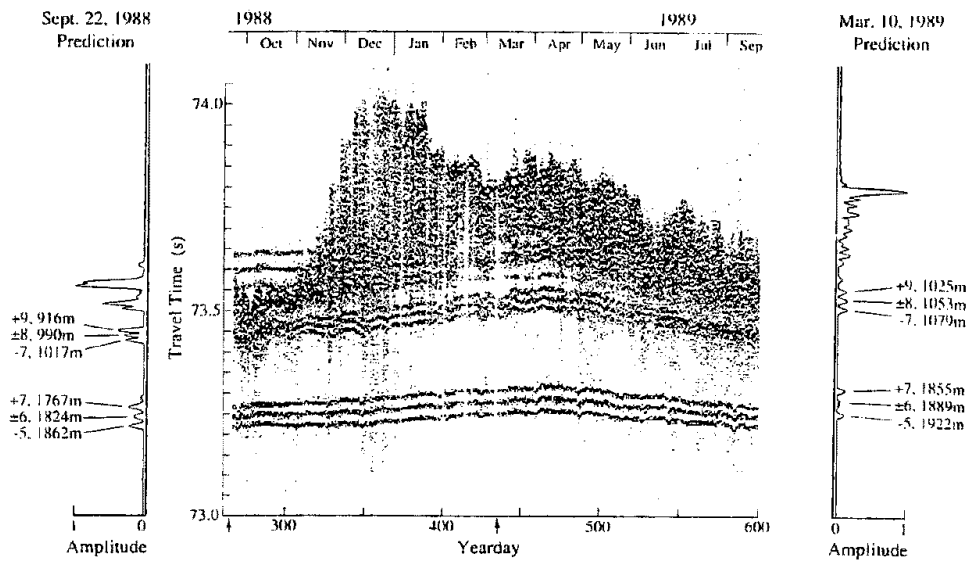


FIG. 2.12 – Le problème d'identification des trajets reconnus aux trajets prédits [MWW95].

### 2.5.7 Étude spatio-temporelle

La séparation des trajets proches ainsi que l'identification des trajets résolus aux prédictions sont deux étapes qui s'avèrent souvent délicates. C'est la raison pour laquelle il peut être intéressant d'utiliser, en plus de l'information temporelle fournie par la mesure des temps de propagation, une information spatiale obtenue à partir de la mesure des angles d'arrivée des rayons. Dans ce cas, il faut utiliser non plus un récepteur unique mais une antenne multi-capteurs pour la réception. Le problème peut alors être modélisé grâce aux méthodes de traitement d'antenne [Boz96, BGM98].

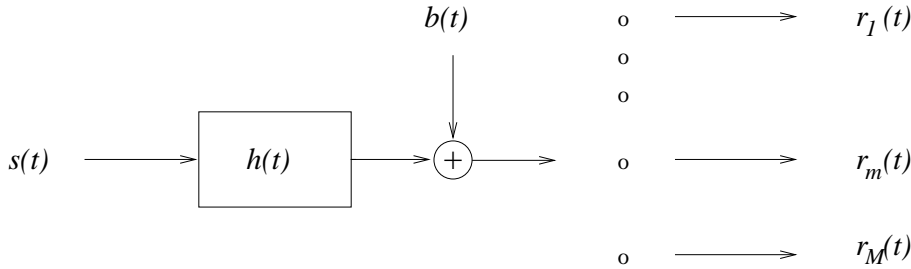


FIG. 2.13 – Schéma du milieu de propagation [Boz96].

Le signal reçu sur le capteur  $m$  est la somme des contributions des différents trajets :

$$r_m(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p s(t - \tau_{m,p}) + b_m(t) \quad (2.31)$$

avec :

- ◇  $r_m(t)$  signal reçu sur le capteur  $m$  ;
- ◇  $s(t)$  signal d'émission ;
- ◇  $\alpha_p$  amplitude du trajet  $p$  (supposée la même sur tous les capteurs) ;
- ◇  $\tau_{m,p}$  retard lié au parcours du trajet  $p$  entre la source et le capteur  $m$  ;
- ◇  $b_m(t)$  bruit additif reçu sur le capteur  $m$ .

De plus, le temps de parcours du trajet  $p$  entre la source et le capteur  $m$  est :

$$\tau_{m,p} = T_p + t_m(\theta_p), \quad (2.32)$$

où :

- ◇  $T_p$  est le temps du trajet  $p$  reçu sur le capteur de référence ;
- ◇  $t_m(\theta_p)$  est le retard de propagation entre le capteur de référence et le capteur  $m$  pour le trajet  $p$ , de direction d'arrivée  $\theta_p$ .

Pour une antenne rectiligne uniforme de distance inter-capteurs  $d$  on a la relation :

$$t_m(\theta) = (m - 1) \frac{d \sin \theta}{c}. \quad (2.33)$$

Finalement, dans le domaine fréquentiel, le signal reçu sur le capteur  $m$  s'écrit :

$$r_m(f) = \sum_{p=1}^P \alpha_p s(f) e^{-2i\pi f T_p} e^{-2i\pi f t_m(\theta_p)} + b_m(f), \quad (2.34)$$

où  $r_m(f)$ ,  $s(f)$  et  $b_m(f)$  sont les transformées de Fourier respectives de  $r_m(t)$ ,  $s(t)$ , et  $b_m(t)$ .

La figure 2.14 fournit un exemple de représentation spatio-temporelle d'arrivées de trajets, présentant les angles d'arrivées (axe des ordonnées) en degrés en fonction des temps de propagation (axe des abscisses) en secondes. Les prédictions sont représentées par des cercles reliés entre eux par une courbe, alors que les mesures sont figurées par des points. A chaque point est associé un nombre qui correspond au nombre de points de changement de directions rencontrés.

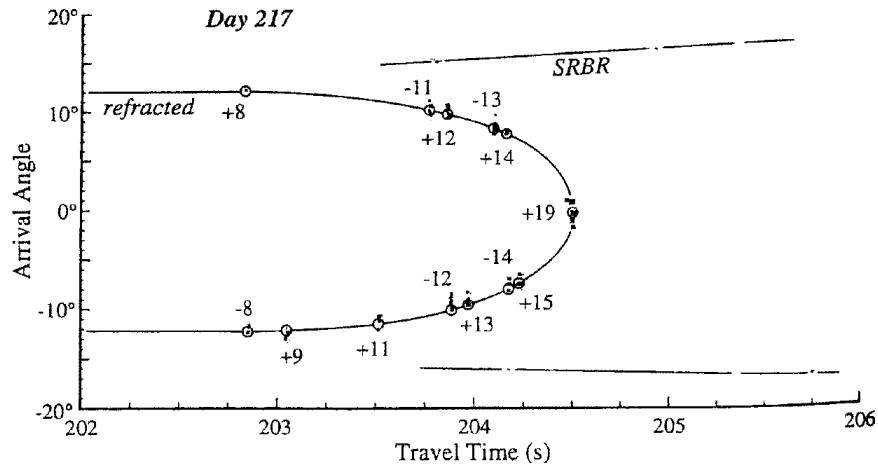


FIG. 2.14 – Angles d'arrivées en fonction du temps [MWW95].

Cette représentation fournit de l'information supplémentaire par la prise en compte de la direction spatiale des trajets et permet la séparation de trajets non résolus dans la représentation temporelle. Par exemple, on peut observer autour de 203 s l'arrivée de trois trajets -8, +8, +9. Ces trois trajets sont sûrement trop proches dans le temps pour pouvoir être séparés sans cette représentation spatio-temporelle.

Notons encore que dans [MFE98] une alternative à l'antenne multi-capteurs est proposée avec l'antenne à ouverture synthétique, qui consiste à n'utiliser qu'un seul récepteur, que l'on déplace verticalement.

## 2.6 Conclusion

Après cette présentation générale de la TAO, nous pouvons finalement résumer le problème tomographique comme la succession des étapes suivantes :

- ◇ Proposition d'un profil de célérité  $C_0$  de référence obtenu par des mesures antérieures ;

- ◇ Calcul des temps de trajets  $\tau_i^0$  des rayons grâce à un modèle de prédiction ;
- ◇ Mesure des temps de trajets et identification des rayons à partir des temps d'arrivée  $\tau_i$  ;
- ◇ Calcul des perturbations  $\delta\tau_i$  entre les mesures et les temps prédits  $\delta\tau_i = \tau_i - \tau_i^0$  ;
- ◇ Inversion de la relation entre la perturbation sur les temps de trajets  $\delta\tau$  et la perturbation sur la célérité  $\delta C$  ;
- ◇ Calcul du profil réel  $C$  à partir du profil de référence et de ses perturbations  
 $C = C_0 + \delta C$  .

On a vu sur les signaux étudiés que l'on peut, après filtrage adapté, détecter les instants d'arrivée dès lors que ces instants sont suffisamment séparés (dits *résolus*). Malheureusement cela ne correspond pas à tous les cas rencontrés en pratique, puisque des trajets sont parfois trop proches pour pouvoir être séparés directement. Alors qu'aux débuts de la TAO le fait que les trajets soient résolus en sortie de filtrage adapté était une condition nécessaire pour pouvoir effectuer une étude tomographique [SM91], on désire aujourd'hui dépasser ces limitations. Notons que le but n'est pas de séparer des trajets extrêmement proches qui ne pourraient de toute façon pas être exploités lors de l'inversion, mais de pouvoir aller au-delà de la résolution disponible en sortie du filtrage adapté. On privilégiera par contre d'autres critères comme la robustesse de l'estimation vis-à-vis du bruit ou de l'initialisation des algorithmes utilisés.

De plus, un besoin actuel de la TAO est de pouvoir automatiser les traitements qui sont faits le plus souvent manuellement encore aujourd'hui. C'est dans le cadre du développement de telles techniques que s'inscrit le sujet de cette thèse. Enfin, plutôt que d'envisager un traitement multi-capteurs, on a préféré se concentrer sur les améliorations qui nous semblaient encore pouvoir être apportées dans le cadre des traitements mono-capteur.

## Chapitre 3

# Le traitement du signal en TAO

### 3.1 Introduction

On a vu au chapitre précédent qu'après son passage dans l'océan, le signal reçu  $r(t)$  peut être modélisé comme la convolution du signal émis  $e(t)$  et de la réponse impulsionnelle du canal océanique  $h(t)$ , en présence d'un bruit additif blanc gaussien  $v(t)$  (figure 3.1).

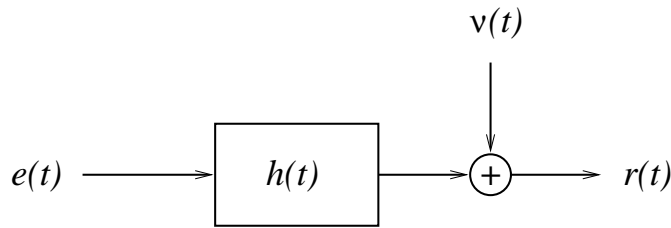


FIG. 3.1 – Schéma du canal sous-marin.

La réponse du canal  $h(t)$  s'écrit :

$$h(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \delta(t - \tau_p), \quad (3.1)$$

le signal  $r(t)$  peut donc s'écrire :

$$r(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p e(t - \tau_p) + v(t). \quad (3.2)$$

Cette équation est classique en acoustique sous-marine pour modéliser la propagation à trajets multiples, mais nous verrons un peu plus loin qu'elle n'est pas tout à fait exacte, si le canal est à coefficients réels, puisqu'elle ne tient pas compte d'éventuels déphasages apportés par la propagation [Mau94].

Le problème qui nous intéresse est l'estimation des paramètres  $\alpha_p$ ,  $\tau_p$ , et éventuellement le nombre de trajets  $P$  de la propagation, ce qui correspond à un problème classique en traitement du signal [MVT94, LW98, Li98, Fuc99].



Dans ce chapitre on va voir dans quelles mesures le traitement du signal peut intervenir pour la TAO. Pour cela, on va tenter de décrire précisément la chaîne de traitement, dans le but d'obtenir une modélisation réaliste des signaux transmis (notons que cela a déjà fait l'objet d'une étude complète dans [Mau94]). Nous donnerons ensuite un aperçu des méthodes existantes en traitement du signal pour la TAO. Enfin nous préciserons les objectifs de notre travail.

## 3.2 Modélisation de la chaîne de traitement

### 3.2.1 Le signal émis

#### Les séquences pseudo-aléatoires

Les *séquences pseudo-aléatoires* ou *séquences binaires de longueur maximale* (SBLM) sont les signaux les plus couramment utilisés en TAO [SWW<sup>+</sup>82]. Les signaux pseudo-aléatoires forment une catégorie particulière de signaux périodiques déterministes mais dont le comportement rappelle celui d'un signal aléatoire [Cou96].

Une SBLM est caractérisée par les paramètres suivants [Spi85] :

- ◇  $n$  est l'ordre de la séquence ;
- ◇  $N = 2^n - 1$  est la longueur d'une période de la SBLM (ou nombre d'éléments binaires) ;
- ◇  $\theta$  est la durée d'un élément binaire, ou temps symbole ;
- ◇  $L = N\theta$  est la durée d'une période de la SBLM.

Une SBLM d'ordre  $n$  contient  $2^{n-1}$  états logiques '1' prenant la valeur 1, et  $2^{n-1} - 1$  états logiques '0' prenant la valeur -1.

Remarque : Dans la suite, on considérera le plus souvent une SBLM d'ordre  $n = 9$ , de longueur  $N = 511$ , représentée sur la figure 3.2.

Notons encore que les SBLM sont générées par l'utilisation de registres à décalage. Dans le cas de la SBLM de longueur 511 que nous considérerons le polynôme générateur est le polynôme d'équation :

$$p(x) = x^9 + x^4 + 1, \quad (3.3)$$

ce qui peut se représenter par le schéma de la figure 3.3, selon le formalisme utilisé dans [Spi85]. Le registre à décalage est initialisé avec des valeurs non toutes nulles.

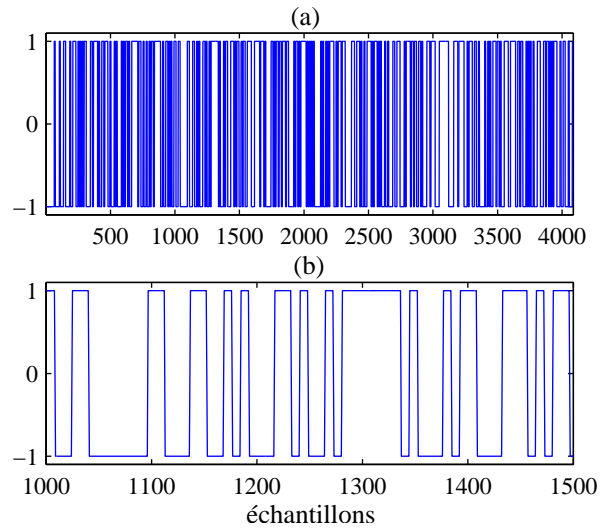


FIG. 3.2 – Exemple d'une SBLM de longueur  $N = 511$  ( $\theta = 8$ ).

- (a) Une période de la SBLM;  
 (b) Zoom sur quelques échantillons.

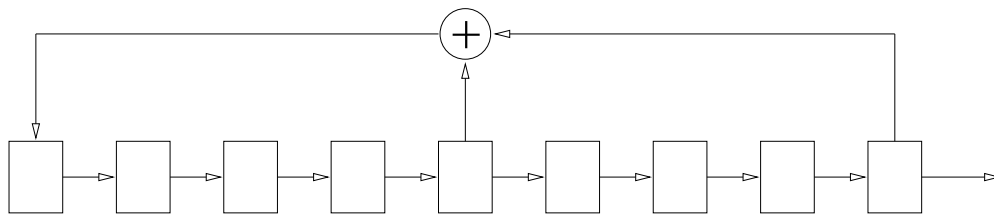


FIG. 3.3 – Régistre à décalage pour le polynôme d'équation  $x^9 + x^4 + 1$ .

La fonction d'autocorrélation d'une SBLM, notée  $\Lambda(t)$ , est une fonction triangulaire, de largeur  $2\theta$ , périodique de période  $L$  (figure 3.4) :

$$\Lambda(\tau) = \begin{cases} (N+1) \left(1 - \frac{|\tau|}{\theta}\right) - 1 & \text{pour } |\tau| \leq \theta \\ -1 & \text{pour } |\tau| > \theta. \end{cases} \quad (3.4)$$

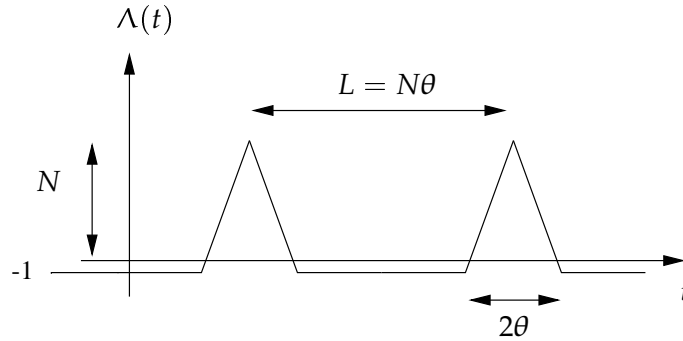


FIG. 3.4 – Fonction d'autocorrélation d'une SBLM.

Ce code est donc intéressant car l'allure de sa fonction d'autocorrélation permet d'avoir un bon *pouvoir de résolution*. Celui-ci étant défini comme l'écart minimal entre deux trajets d'amplitudes égales en dessous duquel les deux maxima principaux de la sortie du filtre adapté ne font plus qu'un [Mau94], ici le pouvoir de résolution est donc égal à  $\theta$ .

### De la modulation de phase à la modulation d'amplitude

Les SBLM sont utilisées pour moduler une porteuse à l'aide d'une modulation à 2 états (MDP2 ou BPSK en anglais), fournissant un signal de la forme :

$$e(t) = A \cos(\omega_0 t + s(t)\mu), \quad (3.5)$$

où :

- ◇  $s(t)$  est la SBLM, à valeurs dans  $\{-1, +1\}$  ;
- ◇  $A$  est le facteur d'amplitude réel ;
- ◇  $\omega_0/2\pi$  est la fréquence porteuse ;
- ◇  $\mu$  est l'angle de modulation.

L'angle de modulation  $\mu$  détermine d'une part le rapport de la puissance de la porteuse et de la puissance totale du signal, et d'autre part le rapport du maximum de la corrélation à la valeur des lobes secondaires. Dans notre cas, l'angle de modulation est choisi de façon à maximiser le rapport  $\Lambda(0)/\Lambda(\tau)_{\tau \neq 0}$  [DEGT90]. Il a été établi par [BHM71] que la valeur de cet angle est donnée par :

$$\mu = \arctan \sqrt{N}. \quad (3.6)$$

Lorsque  $N$  devient grand, ( $N \geq 63$  [Pal88]),  $\mu$  ne diffère que peu de  $\pi/2$ . Dans ce cas, la modulation de phase à 2 états est équivalente à une modulation d'amplitude à 2 états et le signal émis peut encore s'écrire comme :

$$e(t) = -As(t) \sin \omega_0 t. \quad (3.7)$$

Pour notre application, les signaux utilisés sont des SBLM de longueur  $N = 511$  et l'approximation (3.7) est donc valable.

En pratique, l'angle de modulation correspond à un décalage temporel du signal. Le but est d'approcher au mieux la valeur optimale de  $\mu$ .

Remarque : Prenons l'exemple d'une SBLM de longueur 511, modulée à la fréquence  $f = 400\text{Hz}$  [BKL<sup>+</sup>89]. La valeur optimale de  $\mu$  est donnée par :

$$\arctan \sqrt{511} = 87.4670 \text{ degrés.}$$

Le temps nécessaire pour obtenir un tel déphasage est alors :

$$t = \frac{\mu}{360} \cdot \frac{1}{f} = 607.410 \mu\text{s.}$$

En arrondissant à  $t = 607 \mu\text{s}$ , le déphasage alors obtenu est égal à :

$$\mu = t.f.360 = 87.408 \text{ degrés.}$$

### 3.2.2 Expression du signal reçu

En introduisant l'expression du signal émis  $e(t)$  (avec  $A = -1$ ) définie en (3.7), on obtient facilement l'expression du signal  $r(t)$  en sortie du schéma de la figure 3.1.

En fait, on montre qu'il faut également introduire un terme de phase supplémentaire [PJ91, JP86], et l'expression finale du signal reçu est alors :

$$r(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p s(t - \tau_p) \sin(\omega_0(t - \tau_p) + \Phi_p) + \nu(t) \quad (3.8)$$

Les paramètres de la propagation sont donc le retard  $\tau_p$ , l'atténuation  $\alpha_p$  et le déphasage  $\Phi_p$  de chacun des  $P$  trajets. Les connaissances en propagation sous-marine permettent d'expliquer des déphasages de valeurs  $\pi$  ou  $\pi/2$ , mais n'expliquent pas l'existence de déphasages quelconques observés en pratique [Pal88].

Le bruit  $\nu(t)$  est considéré comme un bruit blanc gaussien centré, de variance  $\sigma_\nu^2$ .

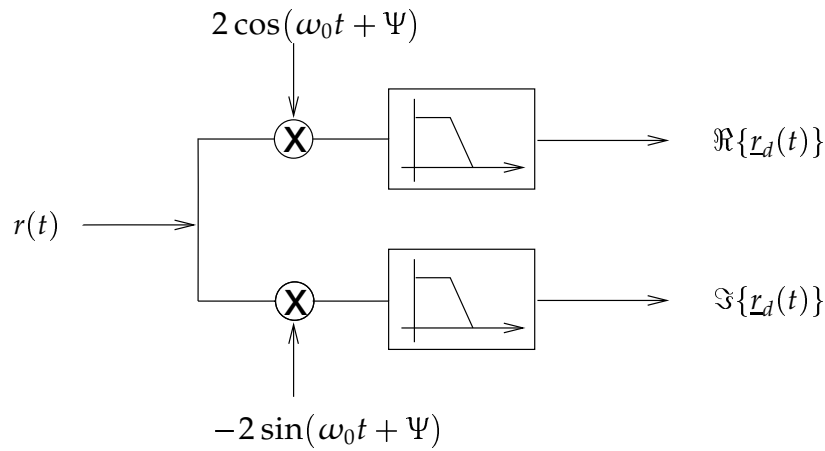


FIG. 3.5 – Schéma de la démodulation.

### 3.2.3 Démodulation

Le signal reçu  $r(t)$  est ensuite classiquement démodulé en phase et en quadrature, suivant le schéma de la figure 3.5. L'utilisation de filtres passe-bas permet d'éliminer les composantes de fréquences  $\pm 2\omega_0/2\pi$  en sortie du démodulateur. La phase  $\Psi$  de l'oscillateur traduit la méconnaissance de la phase dans le cas où la référence de temps absolue à l'émission est inconnue [Pal88].

Finalement, après quelques calculs classiques [Pal88], le signal démodulé  $r_d(t)$  s'écrit :

$$r_d(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \exp(j\phi_p) s(t - \tau_p) + \underline{v}_d(t), \quad (3.9)$$

où  $\phi_p$  s'écrit comme la combinaison du déphasage de démodulation inconnu  $\Psi$ , de celui introduit par le temps de retard  $\tau_p$  et du déphasage  $\Phi_p$  :

$$\phi_p = \Phi_p - \Psi - 2\omega_0\tau_p - \pi/2. \quad (3.10)$$

Notons que le déphasage  $\phi_p$  qui intervient ici ne permet plus d'accéder à la connaissance particulière du déphasage du milieu  $\Phi_p$ , et ceci principalement à cause du déphasage  $\Psi$  inconnu [Pal88].

Notons encore que le terme de bruit  $\underline{v}_d(t)$  qui apparaît dans l'équation (3.9), est gaussien complexe circulaire centré, de variance  $\sigma_{\underline{v}_d}^2 = 4\sigma_v^2$ .

Remarque : la densité de probabilité d'une variable aléatoire gaussienne complexe circulaire centrée  $\underline{x}(t)$  s'écrit [Cho00]:

$$p_{\underline{x}}(x) = \frac{1}{\pi\sigma_{\underline{x}}^2} \exp\left(\frac{-|x|^2}{\sigma_{\underline{x}}^2}\right). \quad (3.11)$$

### 3.2.4 Moyennage des séquences successives

Pour augmenter le rapport signal à bruit on émet un nombre donné de séquences successives de BPSK, de l'ordre de la dizaine. Un moyennage est ensuite effectué, en général dans l'appareil, pour n'obtenir en sortie qu'une seule séquence. En moyennant  $M$  séquences on peut espérer un gain de traitement de l'ordre de  $10 \log M$ .

### 3.2.5 Le filtrage adapté

On applique traditionnellement au signal démodulé un filtrage adapté qui permet d'as-

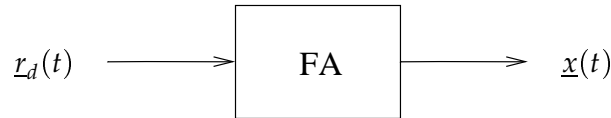


FIG. 3.6 – Le filtrage adapté.

surer une valeur maximale du rapport signal à bruit en vue de la prise de décision concernant la présence d'un trajet.

Le bruit étant supposé blanc temporellement, cette étape consiste donc à faire la convolution entre le signal démodulé  $r_d(t)$  et une version retournée du signal émis,  $\tilde{s}(t) = s(-t)$ , c'est-à-dire à calculer la fonction d'intercorrélation entre l'observation et le signal émis. L'intérêt du filtrage adapté est l'amélioration du rapport signal à bruit à l'instant de la prise de décision.

En utilisant l'expression de l'autocorrélation de la SBLM définie en (3.4)  $\Lambda(t) = (s * \tilde{s})(t)$ , le signal obtenu en sortie du filtrage adapté s'écrit donc :

$$\underline{x}(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \exp(j\phi_p) \Lambda(t - \tau_p) + \underline{b}(t). \quad (3.12)$$

Dans le cas des signaux BPSK, la fonction d'autocorrélation est proche d'un Dirac. Le résultat du filtrage adapté fournit donc en première approximation la réponse impulsionnelle du milieu de propagation. Une détection de maxima permet d'aboutir aux temps d'arrivée des différents trajets [SWW<sup>+</sup>82], dès lors que les temps d'arrivée sont suffisamment séparés.

Notons encore qu'à ce niveau le terme de bruit  $\underline{b}(t)$  est encore gaussien circulaire. Mais il n'est plus blanc et sa fonction de covariance est :

$$R_{\underline{b}}(t) = \Lambda(t). \quad (3.13)$$

### 3.2.6 Moyennage en sortie de filtrage adapté

Après le filtrage adapté il est possible d'effectuer un second moyennage, appliqué au module des signaux obtenus.

En effet, en observant que l'océan varie lentement, on peut considérer qu'en moyennant plusieurs traces successives on ne dégrade pas la résolution, mais qu'au contraire, le gain sur le rapport signal à bruit obtenu est de l'ordre de  $10 \log M$ , où  $M$  est le nombre de traces moyennées. Ce traitement n'est optimal que si pendant les  $M$  traces moyennées le canal n'a pas varié.

Si avant le filtrage adapté on dispose d'un enregistrement toutes les 2 minutes, on peut en moyennant 30 traces successives se ramener à un enregistrement par heure. Notons encore que ce procédé n'est pas systématique, et ne peut être appliqué que si les variations du canal océanique sont lentes.

Un exemple est donné ci-dessous. Les données présentées sur la figure 3.7 sont issues de la campagne Cambios [Ter97, GT98]. Le nombre de traces est égal à 14. Le résultat du moyennage du module des 14 traces est représenté sur la figure 3.8. Ce procédé améliore sen-

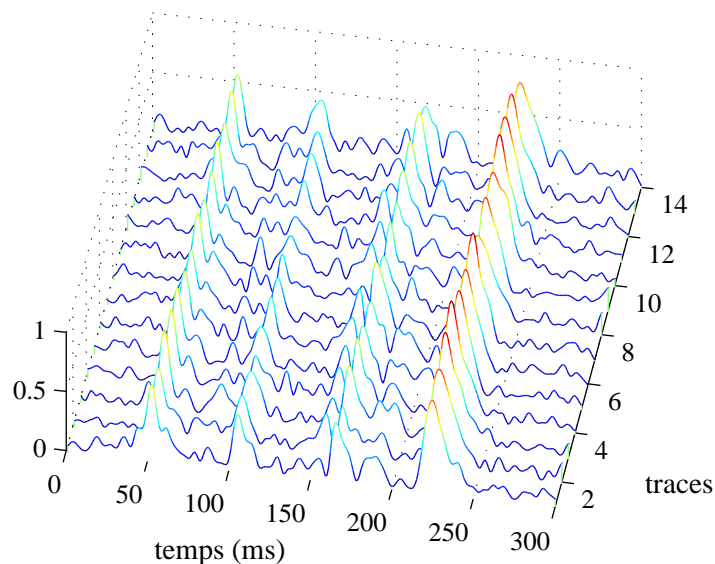


FIG. 3.7 – Exemple de traces successives.

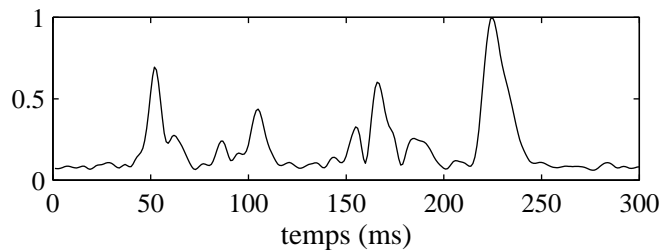


FIG. 3.8 – Résultat du moyennage.

siblement le rapport signal à bruit. Par contre, il n'améliore pas la résolution de la méthode, voire il la dégrade dans le cas où les trajets ne sont pas parfaitement constants.

### 3.3 Schéma général

#### 3.3.1 Modélisation des signaux

On utilisera dans la suite le schéma de la figure 3.9 pour modéliser les post-traitements effectués sur le signal reçu. Pour des soucis de simplicité, on ne fera pas apparaître l'étape de filtrage passe-bas, que l'on suppose intégrée dans l'étape de démodulation, ni le moyennage.

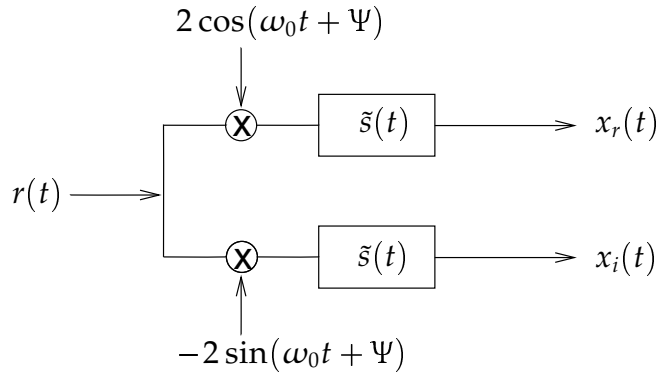


FIG. 3.9 – Schéma des post-traitements.

Rappelons l'expression de  $\underline{x}(t)$  obtenue en (3.12) :

$$\begin{aligned} \underline{x}(t) &= x_r(t) + jx_i(t) \\ &= \sum_{p=1}^P \alpha_p \exp(j\phi_p) \Lambda(t - \tau_p) + \underline{b}(t), \end{aligned} \quad (3.14)$$

ce qui peut encore s'écrire :

$$\underline{x}(t) = (\Lambda * \underline{h})(t) + \underline{b}(t), \quad (3.15)$$

$$\text{avec} \quad \begin{cases} \underline{h}(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \delta(t - \tau_p), \\ \alpha_p = \alpha_p \exp(j\phi_p). \end{cases} \quad (3.16)$$

#### 3.3.2 Discrétisation du problème

Le signal  $\underline{x}(t)$  est généralement discrétisé, de même que l'échelle des temps sur laquelle on cherche à estimer les temps de retard, ce qui conduit à écrire le problème (3.12) sous forme vectorielle :

$$\underline{x} = S_\Lambda \underline{h} + \underline{b}, \quad (3.17)$$

où  $S_\Lambda$  est la matrice de convolution de  $\Lambda(t)$ , dont les colonnes contiennent des versions décalées de  $\Lambda(t)$  (figure 3.10).  $\underline{x}$ ,  $\underline{h}$  et  $\underline{b}$  sont les vecteurs associés aux signaux  $\underline{x}(t)$ ,  $\underline{h}(t)$  et  $\underline{b}(t)$ .



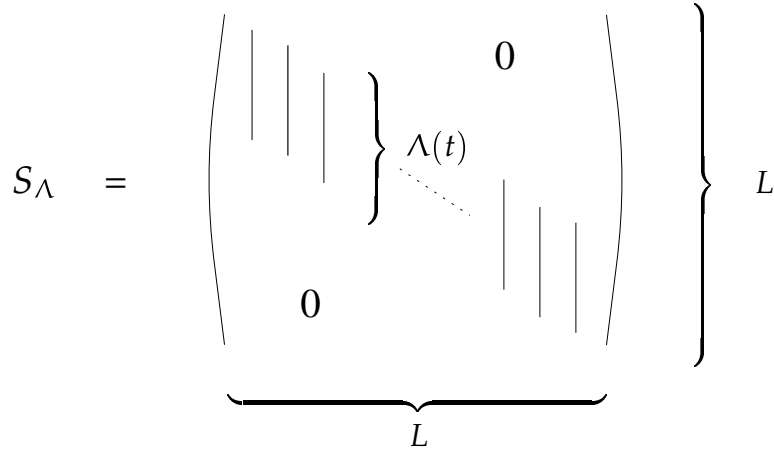


FIG. 3.10 – Matrice de convolution.

### 3.3.3 Remarques sur le terme de phase

L'expression du terme de phase après filtrage adapté  $\phi_p$  est donnée par l'équation :

$$\phi_p = \Phi_p - \Psi - 2\omega_0\tau_p - \pi/2. \quad (3.18)$$

Vu le peu d'information disponible sur le terme  $\phi_p$  (surtout à cause du terme  $\Phi_p$  et du déphasage de modulation  $\Psi$  inconnu), on le supposera souvent aléatoire uniformément réparti sur  $[0, 2\pi]$ .

Notons que ce terme de déphasage est particulièrement pénalisant dans le cas où l'on est en présence de deux trajets proches. La somme des deux signaux (d'amplitudes égales à 1) et de retards  $\tau_1$  et  $\tau_2$  s'écrit :

$$\underline{x}(t) = \Lambda(t - \tau_1) \exp(j\phi_1) + \Lambda(t - \tau_2) \exp(j\phi_2). \quad (3.19)$$

Lorsque les trajets sont proches, c'est-à-dire  $|\tau_1 - \tau_2| \leq 2\theta$  où  $2\theta$  est la longueur du support de  $\Lambda(t)$ , des interférences d'amplitude vont intervenir. Celles-ci seront destructrices et maximales lorsque  $\phi_2 - \phi_1 \equiv \pi \pmod{2\pi}$ . En effet, lorsque  $\phi_2 = \phi_1 + \pi$  la partie réelle et la partie imaginaire de  $\underline{x}(t)$  s'écrivent :

$$\begin{aligned} \Re[\underline{x}(t)] &= (\Lambda(t - \tau_1) - \Lambda(t - \tau_2)) \cos(\phi_1) \\ \Im[\underline{x}(t)] &= (\Lambda(t - \tau_1) - \Lambda(t - \tau_2)) \sin(\phi_1) \end{aligned} \quad (3.20)$$

et les contributions des deux arrivées vont mutuellement se soustraire. Dans ce cas, l'énergie utile peut être considérablement diminuée et noyée dans le bruit. C'est ce que l'on peut observer sur la figure 3.11 où l'on a représenté en traits continus un signal contenant 2 trajets en  $\tau_1 = 28ms$  et  $\tau_2 = 32ms$ , avec  $\alpha_1 = \alpha_2 = 1$  et un rapport signal à bruit égal à 25 dB. Les

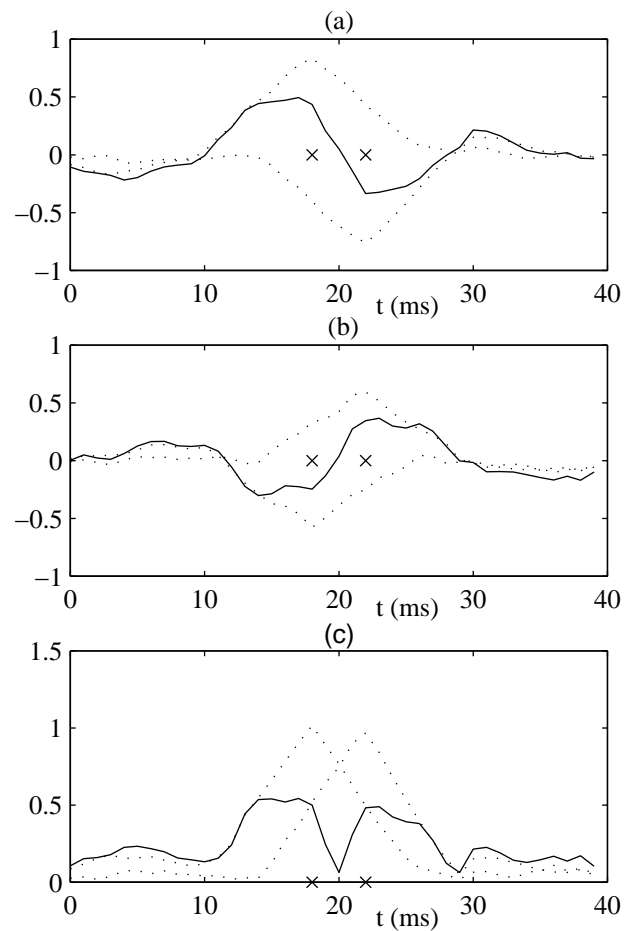


FIG. 3.11 – Partie réelle (a) partie imaginaire (b) et module (c) de  $\underline{x}(t)$  lorsque  $\phi_2 - \phi_1 = \pi$ .

contributions séparées des 2 trajets sont représentées en pointillés. Les (x) représentent les temps d'arrivée réels.

On observe que le signal est largement atténué et surtout que les temps d'arrivée sont presque impossibles à déterminer de façon exacte. Notons encore, que ce phénomène est responsable en particulier de la disparition de manière aléatoire de certains trajets observée sur des données réelles [Mau94].

### 3.4 Les méthodes d'estimation de temps de retard en TAO

On s'intéresse ici au problème de l'estimation des temps d'arrivée des différents trajets de la propagation.

Le problème de l'estimation de paramètres des canaux à trajets multiples a déjà été largement étudié. Nous présentons ici différentes approches proposées dans la littérature, et

décrivons brièvement quelques méthodes spécifiquement développées dans le cadre de la TAO.

Il n'existe pas de classification rigoureuse de ces méthodes, mais nous pouvons quand même les différencier selon certains critères. Ainsi, on peut distinguer :

- ◇ les méthodes temporelles des méthodes fréquentielles ;
- ◇ les méthodes paramétriques des méthodes non paramétriques ;
- ◇ les méthodes bayésiennes ;
- ◇ les méthodes Haute Résolution ;
- ◇ les méthodes qui travaillent trace par trace de celles qui utilisent les tirs successifs.

### 3.4.1 Estimation dans le domaine temporel

#### Rappel: Estimation au sens du Maximum de Vraisemblance

Soit  $y$  une réalisation d'une variable aléatoire  $Y$ , et  $p(y)$  la densité de probabilité de  $Y$ . Lorsque celle-ci est considérée comme fonction d'un paramètre  $\Theta$ , elle est appelée *fonction de vraisemblance*, et est notée  $p_{\Theta}(y)$ .

L'estimateur au sens du Maximum de Vraisemblance de  $\Theta$  est l'estimateur de  $\Theta$  qui maximise  $P_{\Theta}(y)$  [Cho00].

$$\Theta^* = \arg \max_{\Theta} p_{\Theta}(y). \quad (3.21)$$

#### L'approche non paramétrique

Lorsque le signal reçu s'écrit :

$$\underline{x}(t) = (\Lambda * \underline{h})(t) + \underline{b}(t), \quad (3.22)$$

une première façon de résoudre le problème est de chercher à estimer la réponse impulsionnelle  $\underline{h}(t)$ . C'est l'approche *non paramétrique*.

Si le bruit est gaussien, l'estimateur au sens des moindres carrés de  $\underline{h}$  coïncide avec l'estimateur du maximum de vraisemblance et minimise :

$$\|\underline{x}(t) - (\Lambda * \underline{h})(t)\|_2. \quad (3.23)$$

En utilisant l'expression matricielle (3.17) obtenue après discrétisation du problème, son expression est donnée par :

$$\hat{\underline{h}} = (S_{\Lambda}^{\top} S_{\Lambda})^{-1} S_{\Lambda}^{\top} \underline{x}. \quad (3.24)$$

Remarque : dans (3.24) on suppose que l'observation  $\underline{x}$  est plus longue que la réponse impulsionnelle  $\hat{\underline{h}}$  recherchée.

### L'approche paramétrique

L'approche *paramétrique* consiste à prendre en compte l'expression paramétrique de  $\underline{h}(t)$  obtenue précédemment

$$\underline{h}(t) = \sum_p \alpha_p \delta(t - \tau_p). \quad (3.25)$$

Ainsi l'estimation de la réponse impulsionnelle passe par l'estimation des paramètres d'amplitude  $\alpha_p$  et les paramètres de temps  $\tau_p$ .

En reprenant l'expression de  $\underline{x}(t)$  qui se déduit de (3.22) et (3.25) :

$$\underline{x}(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \Lambda(t - \tau_p) + \underline{b}(t), \quad (3.26)$$

la méthode du Maximum de Vraisemblance conduit alors à minimiser un critère de la forme :

$$\min_{\alpha_p, \tau_p} \left\| \underline{x}(t) - \sum_{p=1}^P \alpha_p \Lambda(t - \tau_p) \right\|_2. \quad (3.27)$$

### Discussion

L'utilisation de l'algorithme EM (Expectation Maximization) permet de simplifier l'estimation de  $(\alpha_p, \tau_p)_{p=1, P}$  grâce à un découplage des paramètres associés aux différentes composantes du mélange [DLR77, FW88]. Cependant le résultat obtenu dépend fortement de l'initialisation, la fonction de coût présentant de nombreux minima locaux.

De plus, les méthodes paramétriques supposent en général que le nombre de trajets est connu. Or, cette information n'est pas forcément disponible lorsqu'on traite des données réelles. Pour l'estimation du nombre de trajets, on peut cependant utiliser des méthodes dites pénalisées. Dans [Nim90], le nombre de trajets est estimé à l'aide du critère Minimum Description Length (MDL) [Ris78]. Il peut aussi être estimé d'après le critère d'Akaike [Aka74]. Malheureusement en procédant ainsi on obtient au mieux une estimation du nombre de trajets pour une zone donnée, mais on ne peut pas considérer de variations locales du nombre de trajets.

Notons que pour s'affranchir des problèmes liés à l'initialisation et à la méconnaissance des trajets on pourrait chercher à mettre en oeuvre des versions stochastiques de l'algorithme EM du type SEM ou SAEM [CD85, Lav95]. La contrepartie de ce type d'approche réside dans la lourdeur en termes de coûts de calculs.

Notons encore que pour la plupart des travaux menés en TAO, les méthodes paramétriques ont été préférées aux méthodes non paramétriques, car elles supposent d'ores et déjà que le canal est à trajets multiples, et donc sont parues *a priori* mieux adaptées, et fournissant de meilleurs résultats [Mau94]. Pourtant on verra dans la suite, que l'approche non paramétrique n'est pas incompatible avec l'hypothèse de parcimonie sur la réponse du canal.

De plus, elle permet d'éviter l'inconvénient principal des méthodes paramétriques, qui est la nécessité de fixer et donc de connaître le nombre de trajets du modèle.

### 3.4.2 Estimation dans le domaine fréquentiel

#### L'approche non paramétrique

Dans le domaine fréquentiel l'expression (3.15) devient :

$$X(f) = H(f)\Delta(f) + B(f), \quad (3.28)$$

où  $X(f)$ ,  $H(f)$ ,  $\Delta(f)$  et  $B(f)$  sont les transformées de Fourier respectives de  $\underline{x}(t)$ ,  $\underline{h}(t)$ ,  $\Lambda(t)$  et  $\underline{b}(t)$ .

L'estimateur au sens des moindres carrés minimise :

$$\|X(f) - H(f)\Delta(f)\|_2, \quad (3.29)$$

et est alors :

$$\hat{H}(f) = \frac{\Delta^*(f)X(f)}{\Delta^*(f)\Delta(f)} = \frac{X(f)}{\Delta(f)}, \quad \Delta(f) \neq 0. \quad (3.30)$$

Cette méthode, bien que simple en apparence, n'est malheureusement pas robuste. En effet, la procédure de division des 2 spectres  $X(f)/\Delta(f)$  peut poser des problèmes, en particulier lorsque  $\Delta(f)$  s'annule. De plus, cette méthode est très sensible au bruit [Nim90].

#### L'approche paramétrique

En adoptant une écriture paramétrique de  $H(f)$  telle que :

$$H(f) = \sum_{p=1}^P \alpha_p e^{-j2\pi f \tau_p}, \quad (3.31)$$

l'expression de  $X(f)$  devient :

$$X(f) = \Delta(f) \sum_{p=1}^P \alpha_p e^{-j2\pi f \tau_p} + B(f). \quad (3.32)$$

En divisant cette expression par  $\Delta(f)$  on obtient un modèle classique en analyse spectrale, composé d'une somme d'exponentielles complexes dont les fréquences sont reliées aux retards  $\tau_p$  recherchés :

$$\frac{X(f)}{\Delta(f)} = \sum_{p=1}^P \alpha_p e^{-2j\pi f \tau_p} + \frac{B(f)}{\Delta(f)}. \quad (3.33)$$

Notons que comme dans l'approche précédente, la division des spectres  $X(f)/\Delta(f)$  peut poser des problèmes.

### 3.4.3 Les méthodes bayésiennes

#### Généralités

Le principe de l'estimation bayésienne [Rob94] est d'incorporer une connaissance *a priori* relative aux paramètres à estimer, ce qui permet d'en obtenir souvent une estimation plus satisfaisante que par les méthodes directes (type Maximum de Vraisemblance).

L'information *a priori* sur les paramètres est introduite sous la forme d'une loi de probabilité, dite *loi a priori*, que sont supposés vérifier les paramètres. Ceux-ci sont donc modélisés comme des variables aléatoires.

La règle de Bayes est donnée par :

$$p(\Theta/y) = \frac{p(y/\Theta)p(\Theta)}{p(y)}, \quad (3.34)$$

où :

- ◇  $\Theta$  est l'ensemble des paramètres que l'on cherche à estimer ;
- ◇  $y$  est l'observation ;
- ◇  $p(y/\Theta)$  est la vraisemblance de l'observation conditionnée par la valeur du paramètre ;
- ◇  $p(\Theta/y)$  est la densité de probabilité *a posteriori* ;
- ◇  $p(\Theta)$  est la densité de probabilité *a priori*.

et on estime  $\Theta$  au sens du maximum *a posteriori* en maximisant la densité de probabilité *a posteriori*  $p(\Theta/y)$ .

Notons que l'estimateur  $\mathbb{E}[\Theta/y]$  est également souvent utilisé en estimation bayésienne.

#### Les méthodes bayésiennes en TAO

En tomographie acoustique océanique l'utilisation de méthodes bayésiennes s'est révélée rapidement évidente du fait de la quantité d'information *a priori* disponible. De plus, elles sont apparues comme étant le moyen de traiter des données tomographiques issues de conditions océanographiques difficiles [MJ94], ne remplissant plus les conditions de stabilité et de résolution des trajets [SSM80].

Les différentes méthodes bayésiennes rencontrées en TAO se distinguent par le type d'information *a priori* choisie :

- ◇ la corrélation entre les enregistrements successifs [Nim90, NJF89] ;
- ◇ les temps d'arrivée fournis par les prédictions (valeur moyenne) et la corrélation entre les différents trajets [Mau94].

On verra au cours des chapitres suivants que notre approche s'inscrit aussi dans un cadre bayésien, mais que le choix de l'information *a priori* utilisée est différent.

### 3.4.4 Les méthodes Haute Résolution

Le terme Haute Résolution (HR) s'applique aux filtres ou aux méthodes qui font apparaître deux maxima locaux là où le filtre adapté n'en voit qu'un [Mau94] en présence de deux arrivées proches.

Ces méthodes sont parues intéressantes pour la TAO dès lors que des trajets non résolus par le filtre adapté sont présents dans la propagation.

Les principaux travaux en TAO aboutissant à des méthodes HR ont été menés par M. A. Pallas [Pal88], V. Nimier [Nim90], D. Mauuary [Mau94] et S. Bozinoski [Boz96], trois approches différentes que l'on présentera dans le paragraphe suivant. Pour plus de détails, on pourra encore se référer à [SLDD98] où une étude complète des méthodes HR est proposée.

### 3.4.5 Utilisation de la corrélation entre les tirs successifs

Il est aussi important de faire une distinction entre les méthodes qui cherchent à estimer les temps de retard à partir d'une seule trace (éventuellement obtenue par le moyennage de plusieurs enregistrements successifs reçus sur un intervalle de temps court) et celles qui considèrent un ensemble de traces successives.

Ainsi les signaux que l'on est amené à traiter en TAO peuvent être vus de deux manières différentes :

- ◇ *trace par trace*. Le signal étudié est obtenu en sortie de filtrage adapté. Il s'agit d'un vecteur de longueur  $L$ , constitué de la somme de plusieurs versions atténuées et retardées du signal émis.
- ◇ comme un *ensemble de traces*. Le signal est encore obtenu en sortie de filtrage adapté, mais apparaît sous la forme d'une matrice signal, où les lignes représentent des traces successives.

Lorsque l'intervalle de temps séparant deux traces successives est faible, on peut supposer que le canal a peu varié, et qu'elles sont fortement corrélées. Différentes approches peuvent alors être envisagées pour tenir compte de cette corrélation :

- ◇ dans [Nim90], V. Nimier propose de minimiser un critère de type MV pénalisé, où la pénalité traduit un critère de distance entre les temps de retard de deux traces successives ;
- ◇ dans [Mau94], la corrélation entre les traces successives est introduite sous forme d'une valeur moyenne suivie par les différents temps de retard ;
- ◇ enfin, on verra plus loin que dans d'autres domaines, des approches de type traitement d'image proposent un traitement de suivi des temps de retard (cf [Mar97]) .

## 3.5 Présentation de quelques méthodes

Nous dressons ici un aperçu des méthodes existantes de traitement de signal appliquées à la TAO pour l'estimation des temps de retard, et qui ont fait l'objet de tests sur des données réelles. Celles-ci sont présentées par ordre chronologique.

### 3.5.1 La méthode de M. A. Pallas [Pal88]

Le travail présenté dans [Pal88] propose de résoudre le problème de l'estimation des temps de retard en allant au-delà de la résolution temporelle fournie par le filtrage adapté et est basé sur l'utilisation de méthodes haute résolution.

Ce travail est constitué de deux parties distinctes. Dans la première partie, M. A. Pallas s'intéresse à l'estimation de paramètres dans le cadre de la théorie classique de l'estimation par le maximum de vraisemblance. Le cas des trajets proches est considéré, et les limites des méthodes classiques sont mises en évidence.

Dans un deuxième temps, M. A. Pallas aborde le problème de l'estimation des retards pour les cas où les trajets sont trop proches pour appliquer l'approche précédente. Ceci implique donc l'utilisation de méthodes haute résolution. Deux approches différentes sont alors adoptées :

- ◇ une méthode *temporelle* basée sur l'algorithme MUSIC (modèle (3.26)).

Malheureusement l'algorithme MUSIC nécessite des hypothèses de décorrélation des amplitudes des différents trajets, ce qui n'est pas plausible en général dans un contexte de tomographie [Mau94] et la méthode ne peut donc pas être appliquée sur des signaux réels.

- ◇ une méthode *fréquentielle* basée sur l'utilisation de l'algorithme de Tuft-Kumaresan (modèle (3.33)).

Celle-ci permet d'atteindre des performances satisfaisantes, mais l'application à des données réelles met en évidence un problème de biais sur les estimateurs des temps de retard.

Dans ces deux méthodes le nombre de trajets de la propagation est supposé connu.

### 3.5.2 La méthode de V. Nimier [Nim90]

Les premiers travaux utilisant l'information de corrélation qui existe entre des traces successives dans le cadre de la TAO ont été proposés dans [Nim90].

Ce travail s'inscrit dans le cadre d'une stratégie bayésienne dont l'énoncé est le suivant :



on utilise le résultat de l'estimation faite à l'enregistrement  $n - 1$  pour le traitement de l'enregistrement  $n$ .

On note  $\underline{x}^{(n)}(t)$  l'enregistrement  $n$  et  $\underline{\alpha}_p^{(n)}$  et  $\tau_p^{(n)}$  les paramètres à estimer, pour  $p = 1, \dots, P$ . Le signal  $\underline{x}^{(n)}(t)$  s'écrit donc :

$$\underline{x}^{(n)}(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p^{(n)} \Lambda(t - \tau_p^{(n)}) + \underline{b}^{(n)}(t). \quad (3.35)$$

Pour traduire la corrélation entre les traces successives, les paramètres utilisés sont les retards seulement, vu que les amplitudes sont susceptibles de variations beaucoup plus importantes. En considérant que conditionnellement aux retards  $\hat{\tau}_p^{(n-1)}$  estimés à l'étape  $n - 1$ , les retards  $\tau_p^{(n)}$  à l'étape  $n$  possèdent des distributions gaussiennes de moyenne  $\hat{\tau}_p^{(n-1)}$  :

$$\tau_p^{(n)} / \hat{\tau}_p^{(n-1)} \sim \mathcal{N} \left( \hat{\tau}_p^{(n-1)}, \sigma_\tau^2 \right), \quad (3.36)$$

la maximisation de la vraisemblance a posteriori  $p(\tau_p^{(n)}, \underline{\alpha}_p^{(n)} / \hat{\tau}_p^{(n-1)}, \underline{x}^{(n)}(t))$  conduit à la minimisation du critère :

$$J_n(\tau_p^{(n)}, \underline{\alpha}_p^{(n)}) = \left\| \underline{x}^{(n)}(t) - \sum_{p=1}^P \alpha_p^{(n)} \Lambda(t - \tau_p^{(n)}) \right\|_2^2 + \mu \sum_{p=1}^P \left| \tau_p^{(n)} - \hat{\tau}_p^{(n-1)} \right|^2. \quad (3.37)$$

Ce critère apparaît donc comme un critère de type Maximum de Vraisemblance pénalisé. Le coefficient de pondération  $\mu$  s'exprime comme le rapport entre la variance du bruit et la variance de  $\tau_p^{(n)} / \hat{\tau}_p^{(n-1)}$ . Lorsque  $\mu = 0$  cela revient à traiter chaque enregistrement séparément, et on retrouve la méthode du maximum de vraisemblance.

Notons encore que le nombre de trajets  $P$  est supposé connu, ou est estimé par un critère MDL [Ris78] et est supposé constant d'une trace à l'autre, et que le paramètre  $\mu$  est choisi arbitrairement.

### 3.5.3 La méthode de D. Mauuary [Mau94]

Les différents apports du travail présenté dans [Mau94] sont les suivants :

- ◇ les instruments et la chaîne de pré-traitements ont fait l'objet d'une étude complète ;
- ◇ une étude théorique pour la détection, classification, et estimation de temps de retards pour les trajets résolus est présentée. Malheureusement cette approche devient irréalisable lorsque les trajets ne sont pas résolus à cause des coûts de calcul engendrés ;
- ◇ l'importance de la prise en compte de la réponse impulsionnelle des transducteurs est mise en évidence. L'étude se place dans un cadre où celle-ci est enregistrée lors de l'expérimentation ;

- ◇ une solution pour résoudre le problème de l'identification est proposée [MLMS94] dont l'énoncé est rappelé ci-dessous.

Supposons qu'il existe une relation linéaire reliant le vecteur champ de célérité  $C$  au vecteur  $\tau$  des temps de retards mesurés du type :

$$\tau = MC + \epsilon, \quad (3.38)$$

où  $\epsilon$  est un bruit blanc gaussien dû aux erreurs de mesures des temps de retard.

Supposons de plus que l'on dispose d'une information *a priori* sur le champ de célérité  $C$  sous la forme d'une loi gaussienne de moyenne  $C^0$  et de matrice de covariance  $C_c$ . On peut alors disposer d'une information *a priori* sur le vecteur  $\tau$  des temps de retard recherché de type :

$$\tau^0 = MC^0 \quad (3.39)$$

$$C_\tau = MC_c M^\top \quad (3.40)$$

où  $\tau^0$  et  $C_\tau$  sont respectivement la moyenne et la matrice de covariance du vecteur  $\tau$ .

Une approche bayésienne conduit ensuite à la maximisation du critère suivant :

$$\sum_{p=1}^P \|\underline{x}(\tau_p)\|^2 - \frac{1}{2}(\tau - \tau^0)C_\tau^{-1}(\tau - \tau^0)^\top. \quad (3.41)$$

Cependant notons que lors de l'application du critère plusieurs hypothèses simplificatrices sont utilisées : tous les trajets observés sont prédits par le modèle, le bruit additif ne génère pas de fausse alarme, l'erreur d'estimation est négligeable, l'information *a priori* est disponible et donnée par un modèle acoustique géométrique aléatoire.

### 3.5.4 La méthode de S. Bozinoski [Boz96]

Le travail proposé dans [Boz96] se situe dans la continuité des travaux précédents, en introduisant une dimension spatiale au problème avec une réception sur plusieurs capteurs. Une méthode d'analyse *spatio-temporelle* haute résolution mettant en oeuvre une antenne *active* est proposée. Cette méthode permet l'estimation conjointe des angles et des temps d'arrivée des différents trajets acoustiques recueillis sur un réseau de capteurs, dans le but d'améliorer l'identification des trajets proches non résolus dans le temps (cf paragraphe 2.5.7 du chapitre précédent).

### 3.5.5 Commentaires

Nous pouvons énoncer quelques remarques au sujet de ces différentes approches.

- ◇ Le critère présenté en 3.5.2 conduit à des résultats qui dépendent de l'initialisation et risque de conduire à des minima locaux. Une initialisation manuelle est choisie pour le

premier enregistrement. Pour les enregistrements suivants ce sont les retards estimés à l'enregistrement  $n - 1$  qui servent à initialiser le traitement de l'enregistrement  $n$ .

- ◇ Dans le critère présenté en 3.5.3 l'information *a priori* sur les temps d'arrivées est celle fournie par l'étape de prédiction. A ce sujet, notons qu'il existe des situations difficiles où les prédictions ne peuvent pas être obtenues facilement. Dans ce cas, l'algorithme ne peut alors plus s'appliquer.
- ◇ L'introduction de l'information de corrélation entre les enregistrements successifs dans l'étape d'estimation des temps de retard (3.5.2 et 3.5.3) apparue comme une information *a priori* intéressante pouvant améliorer les résultats risque de donner des résultats faux lorsque les trajets sont particulièrement instables.
- ◇ Le nombre  $P$  de trajets du modèle correspond à une valeur estimée à l'aide d'un critère MDL (3.5.2) ou au nombre de trajets prédits (3.5.3). En fait ce nombre ne peut pas être considéré comme constant au cours d'un grand nombre d'enregistrements. En effet, on constate en pratique que les trajets peuvent disparaître de manière aléatoire en réception :
  - pour des problèmes de différences de phases entre deux trajets interférents déjà mis en évidence au paragraphe 3.3.3 ;
  - pour des raisons d'atténuation de signal sur un nombre donné d'enregistrements, qui peuvent être dus à une baisse du rapport signal à bruit (du fait de l'état de mer par exemple) ;
  - du fait de la modification de la structure des trajets due aux variations du champ de célérité ;
  - pour des raisons inexplicables.

Ce phénomène est illustré sur la figure 3.12 où l'on a représenté en module différentes traces obtenues en sortie de filtre adapté, issues des données réelles Thetis 2 [Gro96] que l'on traitera dans le chapitre 7 [Gro96]. Le signal émis est une SBLM de longueur 511. Le pas d'échantillonnage est de 1 ms, et le temps symbole est de 10 ms.

On peut observer que si les traces 1 et 73 semblent montrer la présence de 4 trajets (résolus sur la trace 1 et non résolus sur la trace 73), il semble que sur la trace 421 les trajets 1 et 2 aient disparu. Sur la trace 219 c'est le trajet 2 qui a disparu. En outre, sur la trace 41 le signal est très fortement bruité, et sur la trace 95 un seul trajet apparaît de façon évidente.

Ces différents exemples illustrent bien le fait qu'au cours des enregistrements des trajets disparaissent aléatoirement, et qu'on peut même rencontrer des configurations où il n'y a aucun signal.

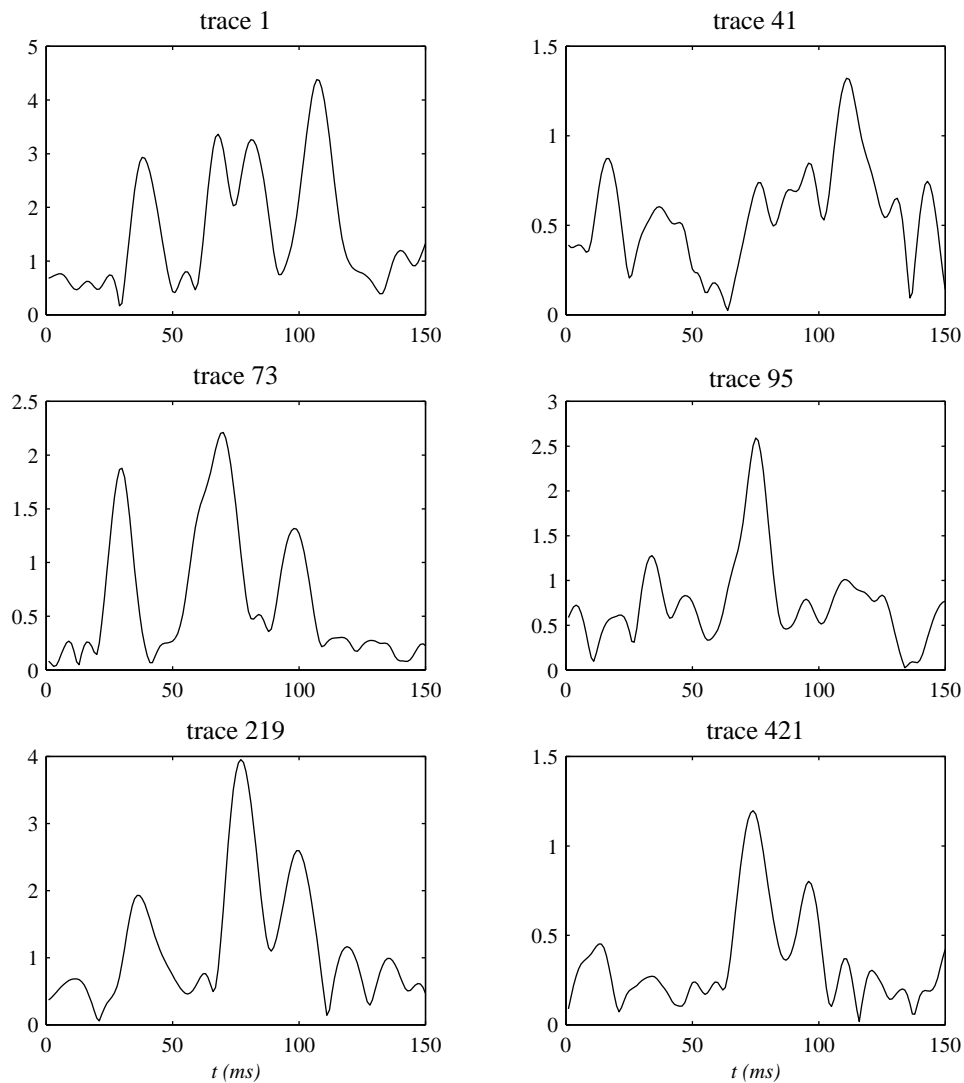


FIG. 3.12 – Exemple de traces différentes issues des données Thetis 2.

- ◇ Enfin, dans [MLME92], on s'intéresse lors de l'application des méthodes présentées en 3.5.1 (temporelle) et 3.5.2 à des données réelles issues de la campagne Gastom90 [PPMLE91], la conclusion est que les résultats ne sont pas concluants, à cause du mauvais RSB (3.5.1), et à cause de l'instabilité des temps d'arrivées (3.5.2).

## 3.6 Objectifs et orientations

### 3.6.1 Définition des objectifs

Les différents problèmes rencontrés avec les différentes méthodes proposées jusqu'ici et rappelés ci-dessus ont pour conséquence qu'actuellement les traitements se font manuel-

lement. La détection de temps de retards est traditionnellement effectuée par une détection de maximum et le suivi correspond à un choix subjectif de l'utilisateur. Le problème reste donc entier, et avant de préciser l'approche que nous avons adoptée pour notre travail, nous précisons ci-dessous les objectifs que l'on s'est fixé :

- ◇ une estimation précise des temps d'arrivée (pour remplacer la détection de maximum en sortie des filtres adaptés) ;
- ◇ un suivi automatique des temps d'arrivée (pour remplacer le suivi effectué manuellement actuellement) ;
- ◇ une méthode pouvant s'appliquer à différents types de signaux (SBLM, chirp) et à différents contextes (grands fonds, petits fonds) ;
- ◇ une méthode efficace même en présence de signaux difficiles (trajets instables et/ou non résolus, en présence de bruit, absence de prédictions fiables) ;
- ◇ un traitement global automatique et rapide.

Notons encore que l'on ne se fixe pas comme objectif de résoudre le problème d'identification des trajets estimés aux trajets prédits.

### 3.6.2 Séparation en 2 sous-problèmes

Après les remarques que nous avons pu énoncer au sujet des méthodes existantes, et les objectifs que nous nous sommes fixés, nous pouvons présenter la démarche que nous avons choisie.

Pour éviter le problème de la méconnaissance du nombre de trajets de la propagation, nous avons d'abord fait le choix d'adopter une approche non paramétrique.

Pour éviter le problème de la variation possible du nombre de trajets au cours des enregistrements successifs, nous avons de plus fait le choix de séparer l'étape d'estimation des temps de retards de l'étape de suivi entre les différentes traces.

Ainsi nous proposons de résoudre le problème en deux temps :

- ◇ dans un premier temps, on s'intéressera au problème de la déconvolution du signal reçu. Le traitement est effectué trace par trace, et l'approche est non paramétrique ;
- ◇ dans un deuxième temps, on s'intéressera alors au problème de suivi des temps d'arrivée au cours des enregistrements. Le traitement est bi-dimensionnel et utilise l'information de corrélation existant entre les traces successives.

L'information de corrélation entre les traces successives ne sera plus utilisée pour l'extraction des arrivées mais n'interviendra que dans un deuxième temps pour résoudre le problème de suivi des temps de retard. Ceci constitue une originalité de la démarche adoptée. En effet

jusqu'ici dans les deux méthodes qui ont abordé le problème de suivi des temps de retard [Nim90] et [Mau94], l'information de corrélation existant entre les traces successives apparaît comme une information intéressante pour aider à l'estimation des temps d'arrivée. Ici l'approche est différente puisque cette corrélation entre les traces successives n'est utilisée que pour effectuer le suivi, alors que la détection des temps d'arrivée est effectuée trace par trace.

### 3.6.3 Une étape intermédiaire : la modélisation des transducteurs

Les considérations précédentes sur l'estimation de la fonction de transfert du canal se situent dans un cadre où le signal émis  $s(t)$  est parfaitement connu du récepteur. Or, même si cette hypothèse est généralement adoptée en TAO, elle n'est que partiellement vérifiée [Mau94]. En effet, on observe en pratique que les signaux subissent des distorsions au cours de la propagation, et particulièrement lors de leur passage dans le transducteur d'émission.

On peut observer d'ailleurs ce phénomène sur la figure 3.12 où l'on a représenté plusieurs traces issues des données Thetis 2. On a vu précédemment qu'en sortie de filtrage adapté chaque trace peut s'écrire :

$$\underline{x}(t) = \sum_{p=1}^P \underline{\alpha}_p \wedge(t - \tau_p) + \underline{b}(t), \quad (3.42)$$

où  $\wedge(t)$  est l'autocorrélation de la SBLM de forme triangulaire.

Le signal émis étant une SBLM on devrait retrouver (au bruit près) en sortie de filtrage adapté une succession de triangles sur les signaux. Or on constate que le signal semble plutôt constitué d'une succession de formes d'allures arrondies. On peut en déduire que les déformations subies par le signal peuvent se traduire comme la transformation du triangle (issu de l'autocorrélation de la SBLM) en une forme arrondie au sommet. On verra que l'autocorrélation du signal émis subit aussi un élargissement non négligeable. Notons que ces caractéristiques ont été mises en évidence dans [Mau94] lors de la caractérisation de la réponse impulsionnelle d'un émetteur.

Ces distorsions étant principalement générées lors du passage du signal dans le transducteur d'émission, il arrive qu'en pratique un hydrophone soit placé en sortie de l'émetteur et enregistre le signal réellement émis [Mau94]. Mais cette procédure n'étant pas systématique, et n'ayant pas été appliquée sur les signaux que nous avons dû traiter, nous avons préféré proposer une méthode de résolution aveugle de ce problème.

Notons encore que même si ce point nous a semblé incontournable, il semble qu'il n'ait été abordé jusqu'alors, dans le cadre de la TAO, que dans [Mau94], où le problème est mis en évidence, mais sans qu'une procédure d'estimation ne soit proposée.

### 3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la modélisation de la chaîne de traitement des signaux de TAO. Après un rappel des méthodes existantes, nous avons précisé les objectifs de notre travail.

Ainsi, nous avons mis en évidence l'intérêt de dissocier l'étape de détection des temps de retard de l'étape de recherche de suivi entre des traces successives. De plus, l'intérêt des méthodes bayésiennes a été rappelé.

La suite de ce document va donc s'organiser de la façon suivante :

- ◇ la partie 2 intitulée 'Approches bayésiennes pour la TAO' constitue la partie originale de notre travail : les chapitres 4 et 5 sont consacrés à la présentation de 2 méthodes de déconvolution tandis que le problème de suivi est abordé au chapitre 6.
- ◇ la troisième partie est consacrée au traitement de données réelles par grands fonds (chapitre 7) puis par petits fonds (chapitre 8).

**Deuxième partie**

**Approches bayésiennes pour la TAO**





## Chapitre 4

# Méthode bayésienne de déconvolution en sortie de détecteur quadratique

### 4.1 Introduction

Comme nous l'avons énoncé au chapitre précédent, nous proposons dans ce chapitre une première méthode de déconvolution des signaux reçus qui va s'effectuer trace par trace et en abordant le problème de façon non paramétrique.

Dans un premier temps nous détaillerons l'approche choisie. Nous verrons qu'en adoptant une approche bayésienne et en nous intéressant au module carré du signal  $\underline{x}(t)$ , on peut aboutir à un critère simple à formuler. Ensuite nous verrons que le critère obtenu correspond à une classe de critères déjà étudiés dans la littérature. Nous étudierons les performances de l'algorithme obtenu en terme de précision des estimateurs puis de séparation de trajets proches [PCT98, PCT99a, PCT99b].

Dans un deuxième temps, on étudiera le cas où les signaux subissent des distorsions lors de la propagation. On mettra en évidence l'importance de la prise en compte de ces distorsions et on verra comment résoudre le nouveau problème posé.

### 4.2 Formulation du problème

#### 4.2.1 Rappels

Rappelons que le schéma général des traitements appliqués au signal reçu  $r(t)$  peut être présenté comme sur la figure 4.1, et que l'expression du signal  $r(t)$  est donnée par :

$$r(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p s(t - \tau_p) \sin(\omega(t - \tau_p) + \Phi_p) + \nu(t). \quad (4.1)$$

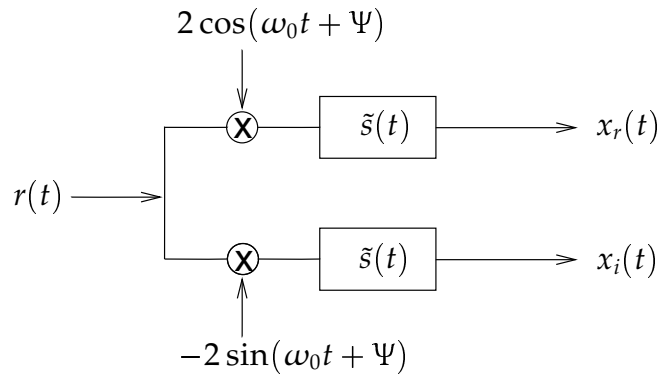


FIG. 4.1 – Schéma des post-traitements appliqués au signal reçu.

Après démodulation et filtrage adapté, le signal  $\underline{x}(t)$  s'écrit :

$$\underline{x}(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \exp(j\phi_p) \Lambda(t - \tau_p) + \underline{b}(t), \quad (4.2)$$

ou encore de façon non paramétrique :

$$\underline{x}(t) = (\Lambda * \underline{h})(t) + \underline{b}(t), \quad (4.3)$$

$$\text{avec} \quad \begin{cases} \underline{h}(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \delta(t - \tau_p), \\ \underline{\alpha}_p = \alpha_p \exp(j\phi_p). \end{cases} \quad (4.4)$$

où :

- ◇  $\Lambda(t) = (s * \tilde{s})(t)$  est la fonction d'autocorrélation du signal émis ;
- ◇ les phases  $\phi_p$  sont aléatoires et supposées uniformément réparties sur  $[0, 2\pi]$  ;
- ◇ le bruit  $\underline{b}(t)$  est supposé blanc gaussien de variance  $\sigma_{\underline{b}}^2$ . Rappelons que ceci est une approximation, puisque le bruit n'est plus blanc après le filtrage adapté.

#### 4.2.2 Schéma du détecteur

En pratique, la méthode la plus simple pour extraire les temps de retard consiste en une détection de maxima sur le module du signal  $\underline{x}(t)$ . Ici nous allons considérer le module carré du signal  $\underline{x}(t)$ . Dans les deux cas l'information de phase est perdue. Cependant on verra que lorsque l'on ne dispose que de ces signaux, ce qui a été le cas pour la première partie de notre étude sur des données réelles, il est possible d'obtenir des résultats tout à fait satisfaisants grâce à une approche bayésienne.

En définissant le signal  $y(t)$  comme le module au carré du signal  $\underline{x}(t)$  obtenu après filtrage adapté :

$$y(t) = |\underline{x}(t)|^2, \quad (4.5)$$

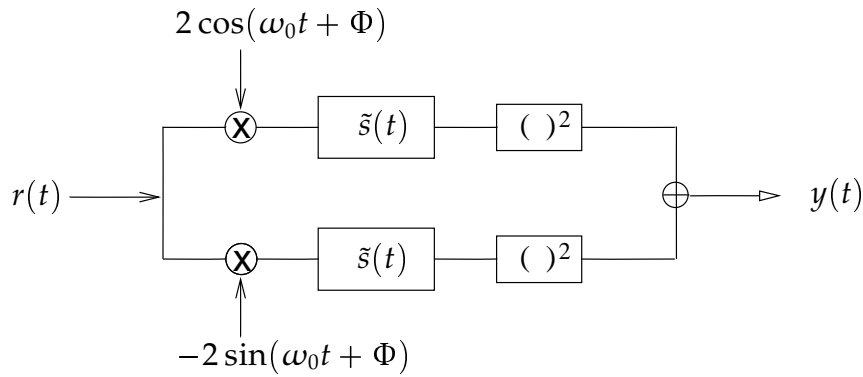


FIG. 4.2 – Structure du récepteur quadratique.

le schéma de réception devient celui de la figure 4.2.

Dans la suite, on verra que la formulation simple du critère obtenu justifie complètement de considérer le module carré de  $\underline{x}(t)$  au lieu du module de  $\underline{x}(t)$ .

### 4.2.3 Expression du signal en sortie du détecteur

Le nouveau signal à considérer est donc le signal  $y(t)$ . Son expression analytique peut être obtenue sans difficulté (cf. annexe A), mais pour exprimer  $y(t)$  de façon simple, on est amené à faire deux approximations :

- ◇ on suppose tout d'abord que les termes issus du produit entre le signal utile et le bruit sont négligeables. Cette approximation est justifiée dès lors que le rapport signal à bruit en sortie des filtres adaptés est suffisamment grand ;
- ◇ de plus, les termes de produit correspondant à des trajets distincts sont supposés nuls, approximation qui est d'autant moins pénalisante que l'autocorrélation du signal utile est étroite, comme c'est le cas pour les SBLM.

Dans le cas sans bruit, l'expression du terme d'erreur effectuée en présence de deux trajets proches est de la forme (cf annexe A) :

$$\varepsilon(t) = 2\alpha_1\alpha_2\Lambda(t - \tau_1)\Lambda(t - \tau_2)\cos(\phi_1 - \phi_2). \quad (4.6)$$

Finalement, en sortie du récepteur présenté sur la figure 4.2, et moyennant les approximations précédentes, le signal reçu peut s'écrire :

$$y(t) = \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) + n(t) \quad (4.7)$$

$$= (g * z)(t) + n(t), \quad (4.8)$$

avec :

$$\begin{cases} a_p = \alpha_p^2, \\ z(t) = (s * \tilde{s})^2(t), \\ n(t) = |\underline{b}(t)|^2, \\ g(t) = \sum_{p=1}^P a_p \delta(t - \tau_p). \end{cases} \quad (4.9)$$

Les nouvelles données du problème sont donc :

- ◇ les amplitudes  $a_p$  égales au carré des amplitudes  $\alpha_p$  des trajets de la propagation ;
- ◇ la fonction  $z(t)$  égale au carré de la fonction d'autocorrélation du signal émis ;
- ◇ le bruit  $n(t)$  égal au module carré du bruit complexe  $\underline{b}(t)$  ;
- ◇ et  $g(t)$  qui représente une série temporelle dont les  $P$  composantes non nulles correspondent au temps d'arrivée  $\tau_p$  et dont les amplitudes sont les  $a_p$ .

Notons en particulier que toutes les composantes à manipuler sont désormais positives.

Remarque : on pourrait penser que la seconde hypothèse simplificatrice limite l'utilisation pratique de cette approche au traitement de trajets très nettement séparés et qu'elle ne rentre pas dans le cas des méthodes à haute résolution. On verra pourtant qu'en pratique la méthode proposée reste satisfaisante même pour des trajets assez proches et non distingués par le filtrage adapté.

### 4.3 Mise en oeuvre de l'algorithme de déconvolution par une approche bayésienne

#### 4.3.1 Rappels sur la stratégie bayésienne

L'intérêt des approches bayésiennes [Rob94] a déjà été développé au chapitre précédent, ainsi qu'un historique des méthodes bayésiennes pour la TAO. Rappelons seulement que le principe de l'approche bayésienne est d'introduire de l'information sur les paramètres à estimer sous forme de lois *a priori* suivies par ces paramètres.

Notons  $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_p)^\top$ ,  $\boldsymbol{\tau} = (\tau_1, \dots, \tau_p)^\top$ ,  $\Theta = (\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau})$  l'ensemble des paramètres du problème. D'après la règle de Bayes [Rob94], on a :

$$p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau} / y(t)) = \frac{p(y(t) / \mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}) p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau})}{p(y(t))}, \quad (4.10)$$

où :

- ◇  $y(t)$  est l'observation ;
- ◇  $p(y(t) / \mathbf{a}, \boldsymbol{\tau})$  est la vraisemblance de l'observation conditionnée par la valeur des paramètres  $\mathbf{a}$  et  $\boldsymbol{\tau}$  ;

- ◇  $p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}/y(t))$  est la densité de probabilité *a posteriori* que l'on cherche à exprimer ;
- ◇  $p(\Theta) = p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau})$  est la densité de probabilité *a priori*. En utilisant l'hypothèse d'indépendance entre  $\mathbf{a}$  et  $\boldsymbol{\tau}$ , on a  $p(\Theta) = p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}) = p(\mathbf{a})p(\boldsymbol{\tau})$ .

On estime les paramètres  $\mathbf{a}$  et  $\boldsymbol{\tau}$  au sens du maximum *a posteriori* en maximisant la densité de probabilité *a posteriori*  $p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}/y(t))$ .

### 4.3.2 Application de la stratégie bayésienne en sortie du détecteur quadratique

Pour pouvoir appliquer (4.10) il nous faut maintenant caractériser les différents paramètres du problème par leur loi de probabilité *a priori*. Pour cela, on va utiliser les connaissances dont l'on dispose au niveau du signal  $\underline{x}(t)$ .

Considérons l'expression de  $\underline{x}(t)$  obtenue en (4.2) en faisant apparaître sa partie réelle et sa partie imaginaire :

$$\underline{x}(t) = \sum_{k=1}^P \begin{pmatrix} \alpha_p \cos \phi_p \\ \alpha_p \sin \phi_p \end{pmatrix} \wedge(t - \tau_p) + \begin{pmatrix} b_1(t) \\ b_2(t) \end{pmatrix}, \quad (4.11)$$

où  $b_1(t) + jb_2(t) = \underline{b}(t)$ , et l'expression du signal  $y(t)$  en sortie du détecteur quadratique :

$$y(t) = \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) + n(t), \quad (4.12)$$

où  $n(t) = |\underline{b}(t)|^2 = b_1^2(t) + b_2^2(t)$ .

#### Estimation de $p(y(t)/\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau})$

Le bruit  $\underline{b}(t)$  est un bruit blanc gaussien de variance  $\sigma_{\underline{b}}^2$ . Il s'ensuit donc que les bruits  $b_1(t)$  et  $b_2(t)$  sont des bruits blancs gaussiens de même variance  $\sigma_b^2 = \sigma_{\underline{b}}^2/2$  :

$$(b_1(t), b_2(t))^T \sim \mathcal{N}(0, \sigma_b^2 I_2), \quad (4.13)$$

où  $\mathcal{N}(m, \sigma^2)$  est la loi normale de moyenne  $m$  et de variance  $\sigma^2$ , et  $I_k$  représente la matrice identité de taille  $k$ .

Par suite, en utilisant le fait que la somme des carrés de 2 variables gaussiennes fournit une variable de loi exponentielle, le bruit  $n(t)$  suit donc une loi exponentielle de paramètre  $\mu_n$  :

$$n(t) \sim \mathcal{E}(\mu_n), \quad \mu_n = \frac{1}{2\sigma_b^2}. \quad (4.14)$$

Enfin, on peut écrire l'expression de  $p(y(t)/\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau})$  :

$$p(y(t)/\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}) = \mu_n \exp \left( -\mu_n \left\| y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) \right\|_1 \right). \quad (4.15)$$

On pourra se référer à l'annexe B pour plus de détails sur la loi exponentielle.

### Estimation de $p(\mathbf{a})$ et $p(\boldsymbol{\tau})$

On part de l'hypothèse que sur les voies en phase et en quadrature les amplitudes  $\alpha_p \cos \phi_p$  et les  $\alpha_p \sin \phi_p$  sont des variables gaussiennes de même variance [Pro89] :

$$(\alpha_p \cos \phi_p, \alpha_p \sin \phi_p)^\top \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\alpha^2 I_2). \quad (4.16)$$

Ceci entraîne que les  $\alpha_p$  suivent une loi de Rayleigh et que les phases  $\phi_p$  suivent une loi uniforme. Notons que l'hypothèse que les amplitudes  $\alpha_p$  suivent une loi de Rayleigh est déjà énoncée dans [DMWZ79].

Par suite, en remarquant que :

$$a_p = \alpha_p^2 = (\alpha_p \cos \phi_p)^2 + (\alpha_p \sin \phi_p)^2, \quad (4.17)$$

il s'ensuit que  $a_p$  est une variable aléatoire de loi exponentielle de paramètre  $\mu_a$  :

$$a_p \sim \mathcal{E}(\mu_a), \quad \mu_a = \frac{1}{2\sigma_\alpha^2}, \quad (4.18)$$

et l'expression de  $p(\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_p)^\top)$  est donc :

$$\begin{aligned} p(\mathbf{a}) &= \prod_{p=1}^P p(a_p) \\ &= \prod_{p=1}^P \mu_a \exp(-\mu_a |a_p|) \\ &= \mu_a^P \exp\left(-\mu_a \sum_{p=1}^P |a_p|\right) \\ &= \mu_a^P \exp(-\mu_a \|\mathbf{a}\|_1). \end{aligned} \quad (4.19)$$

L'hypothèse selon laquelle les amplitudes suivent une loi de Rayleigh sera vérifiée ultérieurement sur les données réelles.

On se donne de plus une loi uniforme pour les instants de retard, ce qui traduit l'absence de connaissance *a priori* sur les retards :

$$\tau_p \sim U_{[0, L]}, \quad (4.20)$$

et l'expression de  $p(\boldsymbol{\tau} = (\tau_1, \dots, \tau_p)^\top)$  est :

$$p(\boldsymbol{\tau}) = \frac{1}{L^P}. \quad (4.21)$$

### 4.3.3 Le critère MAP

On peut maintenant appliquer la règle de Bayes (éq. (4.10)) et l'expression de la densité de probabilité *a posteriori* des paramètres  $p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}/y)$  est donnée par :

$$\begin{aligned} p(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau}/y) &= \frac{\mu_n^L \mu_a^P}{L^P p(y)} \exp \left( -\mu_n \|y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p)\|_1 \right) \exp(-\mu_a \|\mathbf{a}\|_1) \\ &= \frac{\mu_n^L \mu_a^P}{L^P p(y)} \exp \left\{ -\left[ \mu_n \|y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p)\|_1 + \mu_a \|\mathbf{a}\|_1 \right] \right\}. \end{aligned} \quad (4.22)$$

L'estimation de  $(\mathbf{a}, \boldsymbol{\tau})$  au sens du critère du maximum de vraisemblance *a posteriori* conduit alors à minimiser la fonctionnelle suivante :

$$\begin{aligned} \min_{(a_p, \tau_p)} \quad & \|y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p)\|_1 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1 \\ \text{avec} \quad & a_p \geq 0, \quad p = 1, \dots, P. \end{aligned} \quad (4.23)$$

La contrainte  $a_p \geq 0$  est justifiée par le fait que les amplitudes des trajets recherchés sont toutes positives. De plus, dans ce critère,  $\lambda = \mu_a/\mu_n = \sigma_b^2/\sigma_\alpha^2$  apparaît d'ores et déjà comme l'inverse d'un rapport à bruit. Nous développerons ces points ultérieurement.

Remarque : D'après l'expression de  $y(t)$  établie en (4.8) on pourrait penser qu'il faut prendre en compte la contrainte supplémentaire suivante dans le critère (4.23) :

$$y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) \geq 0 \quad \text{pour tout } t, \quad (4.24)$$

du fait que  $n(t) = |b(t)|^2$  est positif.

Mais une telle contrainte ne tiendrait pas compte des approximations effectuées dans l'expression de  $y(t)$ . En effet, en réalité on a :

$$y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) = n(t) + \varepsilon(t) \quad (4.25)$$

où le terme d'erreur  $\varepsilon(t)$  contient les termes issus du produit du signal et du bruit et des interférences entre des trajets distincts (cf annexe A) qui peuvent prendre des valeurs négatives et rendre négatif  $n(t) + \varepsilon(t)$  pour certaines valeurs de  $t$ . On vérifie dans l'annexe C que la prise en compte des relations  $y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) \geq 0 \forall t$  contraindrait trop fortement le problème compte tenu des approximations effectuées pour obtenir le modèle (4.8) et conduirait en pratique à des résultats médiocres.

### 4.3.4 Formulation discrète du critère

Dans un deuxième temps, les signaux sont discrétisés :

- ◇ soit  $\mathbf{y}$  le vecteur des données obtenu, de longueur  $L$  ;





## 4.4 Les critères de norme $l_1$ dans la littérature

### 4.4.1 Les différents types de critère

Des critères du type de celui que nous avons obtenu en (4.26) ont déjà été largement étudiés.

En fait, de nombreux problèmes peuvent être modélisés comme un système linéaire où le signal reçu  $y(t)$  s'écrit comme la convolution du signal émis  $s(t)$  et une série temporelle  $g(t)$  de nature impulsionnelle faisant apparaître des pics à certains instants à estimer :

$$y(t) = (g * s)(t). \quad (4.27)$$

$g(t)$  est la réponse impulsionnelle du système :

- ◇ si  $y(t)$  est une trace sismique,  $g(t)$  modélise les réflexions du signal au niveau des interfaces entre les couches du sous-sol [BZC84, BYW86, TBM79] ;
- ◇ dans [OSK94],  $g(t)$  représente le flux détecté dans les réacteurs nucléaires ;
- ◇ dans notre cas,  $g(t)$  modélise le carré de la réponse impulsionnelle de la tranche d'océan insonifiée.

Les méthodes traditionnelles de déconvolution s'avérant limitées en résolution par l'inverse de la bande passante du signal émis et particulièrement sensibles aux bruits, des approches différentes ont été préférées [OSK94] (cf. Chapitre 3).

Pour faire apparaître le caractère parcimonieux de  $g(t)$ , différents auteurs [BZC84, OSK90, Dra84] ont montré que le problème peut être résolu par la minimisation d'un critère du type :

$$\Phi_1 = \|\epsilon(t)\|_a + \lambda \|g(t)\|_1. \quad (4.28)$$

où  $\epsilon(t) = y(t) - (g * s)(t)$  est l'erreur résiduelle.

Ils ont mis en évidence que les résultats sont alors meilleurs que ceux obtenus avec des critères de type moindres carrés pénalisés :

$$\Phi_2 = \|\epsilon(t)\|_2 + \lambda \|g(t)\|_2, \quad (4.29)$$

lorsque la fonction  $g(t)$  est une série de pics, ainsi qu'un meilleur comportement vis-à-vis du bruit.

Un historique exhaustif de ces méthodes est proposé dans [OSK94]. Les premiers travaux concernant la déconvolution  $l_1$  ont été proposés par [CM73], avec  $a = 1$  et  $\lambda = 0$ . Mais le besoin d'un terme de contrôle sur  $g(t)$  pour faire apparaître le caractère parcimonieux de  $g(t)$  est apparu dans [TBM79]. Le terme  $\|g(t)\|_1$  traduit alors le fait que  $g(t)$  ne possède que quelques composantes non nulles. Le paramètre  $\lambda$  agit comme une pondération entre la

minimisation du bruit et le caractère impulsionnel de  $g(t)$  en influençant sur le nombre et sur l'amplitude des composantes non nulles du vecteur estimé  $\hat{g}(t)$ .

Récemment d'autres travaux sont apparus. Dans [Fuc99] on choisit de prendre en compte le caractère gaussien du bruit, ce qui se traduit par  $a = 2$ . Le critère est obtenu à partir d'un problème d'optimisation sous-contraintes. Dans [Moa99] le même critère est repris, pour l'estimation et la détection de sinusoides dans du bruit.

#### 4.4.2 Problème du choix de la valeur de $\lambda$

Le choix de la valeur du paramètre  $\lambda$  est très souvent un problème. Citons quelques exemples :

- ◇ Dans [TBM79], H. Taylor met en évidence le fait que la norme  $l_1$  de l'erreur résiduelle  $\|\epsilon(t)\|_1$  et le nombre de composantes non nulles du vecteur estimé  $\hat{g}(t)$  sont des fonctions qui varient par paliers en fonction des valeurs de  $\lambda$ . En effet, lorsque  $\lambda$  augmente la minimisation de  $\|g(t)\|_1$  domine le problème d'adéquation aux données (*fits data* en anglais) en faisant diminuer le nombre de composantes non nulles progressivement, jusqu'à obtenir le vecteur nul lorsque  $\lambda$  devient très grand. En contrepartie, la fonction  $\|\epsilon(t)\|_1$  augmente lorsque  $\lambda$  augmente. Il propose donc de s'aider du tracé de ces 2 fonctions en fonction de différentes valeurs de  $\lambda$ , en complément de la méthode qui consiste à choisir la solution qui apparaît comme la plus plausible *visuellement*, pour choisir la valeur optimale de  $\lambda$ , mais aucune procédure systématique n'est proposée.
- ◇ M. O'Brien propose dans [OSK94] de choisir la valeur de  $\lambda$  qui minimise une fonction de coût entre la fonction estimée  $\hat{g}(t)$  et la fonction  $g(t)$  lorsque cette dernière est connue. Dans un deuxième temps pour pallier aux techniques du type précédent ne pouvant s'appliquer que dans le cas où on connaît le résultat il propose une méthode pour sélectionner le coefficient  $\lambda$  de manière optimale en définissant un nouveau paramètre (appelé *transition derivative* en anglais), qui consiste à prendre en compte le caractère discontinu (par palier) des fonctions  $\|\epsilon(t)\|$  et  $\|\hat{g}(t)\|_1$  en fonction des valeurs de  $\lambda$ .
- ◇ Dans [Fuc99] une forme analytique de  $\lambda$  est proposée et différentes valeurs sont testées : 80, 100, 120 % de  $\lambda$ . Pour chaque réalisation, celle qui fournit la meilleure solution au sens du maximum de vraisemblance est conservée.

Ces différentes méthodes nécessitent en fait de résoudre le problème posé plusieurs fois pour différentes valeurs de  $\lambda$  pour ensuite choisir le résultat fournissant le meilleur résultat visuellement ou selon un critère donné.

Avec notre méthode, ce problème se pose de façon différente puisque nous disposons d'une forme analytique pour l'expression de  $\lambda$ . En effet  $\lambda$  s'écrit en fonction des paramètres du problème, et apparaît comme l'inverse du rapport signal à bruit. Une valeur estimée de cette grandeur pourra être prise en compte. On verra dans la suite dans quelle mesure ce résultat s'applique.

On voit ici que la démarche que nous avons suivie présente l'avantage de permettre une justification statistique du critère retenu et fournit une interprétation physique du paramètre de pénalisation  $\lambda$ .

## 4.5 Remarques concernant le critère obtenu

Finalement, voici quelques remarques que nous pouvons faire au sujet de la méthode proposée ici :

- ◇ La fonction à minimiser est convexe et de limite  $\infty$  lorsque  $\| \mathbf{g} \| \rightarrow \infty$ . Elle possède donc un minimum qui est forcément un minimum global. Le résultat ne dépend donc pas de l'initialisation ;
- ◇ L'approche choisie étant non paramétrique, la connaissance *a priori* du nombre de trajets n'est pas nécessaire pour utiliser cette méthode. Le vecteur optimal  $\hat{\mathbf{g}}^*$ , solution du problème (4.26) obtenu en pratique a ses composantes presque toutes nulles, sauf quelques-unes qui prennent des valeurs significatives. Les indices de ces composantes significatives fournissent les temps de retard estimés  $\hat{\tau}_p$ . Les atténuations  $\hat{\alpha}_p$  associées sont données par la racine carrée de l'amplitude du terme correspondant.
- ◇ On observe en pratique la présence de pics parasites dans le vecteur  $\hat{\mathbf{g}}$ , c'est-à-dire que le nombre de composantes non nulles est supérieur au nombre de trajets recherchés. Ce problème est un inconvénient bien connu des critères de normes  $l_1$ , déjà mis en évidence dans [Kaa98] et qui nécessite souvent un traitement postérieur.

Ces composantes parasites sont toujours d'amplitudes plus faibles que les amplitudes correspondant à des trajets réels mais empêchent tout de même de décider du nombre de trajets. On verra dans la suite que l'ambiguïté peut être levée dès lors que l'on considère des enregistrements successifs.

- ◇ Le vecteur  $\hat{\mathbf{g}}$  peut être obtenu avec un pas d'échantillonnage plus fin que celui de l'observation. Cela permet d'estimer des instants d'arrivée non multiples du pas d'échantillonnage des observations avec une précision plus fine. Cette démarche a déjà été utilisée dans [TBM79] et [Fuc99]. Si  $L$  est la longueur du vecteur  $\mathbf{y}$ , on peut augmenter la résolution d'un facteur  $r$  en construisant la matrice  $S_z$  à partir du signal  $z(t)$

suréchantillonné. La matrice  $S_z$  est alors de taille  $rL \times L$  et le vecteur  $\hat{g}$  obtenu est de longueur  $rL$ .

- ◇ Le paramètre  $\lambda$  peut être choisi en fonction d'informations *a priori*. Il est en effet facile d'évaluer  $\mu_n$  en étudiant la partie du signal constituée du bruit seul.  $\mu_a$  peut être évalué sur la base de la connaissance des amplitudes  $a_p = \alpha_p^2$  fournies par la modélisation physique de la propagation dans le canal sous-marin. Il est également possible dans le cadre de l'estimation bayésienne, de considérer  $\mu_a$  et  $\mu_n$  comme des hyperparamètres, caractérisés par des lois *a priori* faiblement informatives [Rob94].
- ◇ La méthode proposée prend en compte la loi exponentielle du bruit en sortie du récepteur quadratique, alors que dans les méthodes traditionnelles on fait souvent l'hypothèse erronée d'un bruit gaussien.
- ◇ Le critère obtenu correspond à une famille de critères déjà étudiée dans la littérature, à ceci près que nous disposons en plus d'une contrainte de positivité sur les paramètres, et que tous les signaux entrant en jeu dans l'écriture du problème du problème sont aussi positifs. On verra dans la suite que ce point est important pour l'estimation des paramètres.
- ◇ Pour l'optimisation du critère, l'implémentation informatique a été résolue par l'utilisation des fonctions Nag [NAGL90] de Fortran, qui utilisent la méthode de [BR73, BR74].

## 4.6 Optimisation du critère

Le problème de l'optimisation de critères tels que (4.26) a principalement été abordé par [BR73, BR74].

Remarquons d'abord que le critère obtenu en (4.26) peut encore s'écrire :

$$\min_g \| \mathbf{c} - A\mathbf{g} \|_1, \quad (4.30)$$

avec

$$A = \begin{pmatrix} S_z \\ \lambda I \end{pmatrix} \text{ et } \mathbf{c} = \begin{pmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}. \quad (4.31)$$

La méthode de Barrodale *et al.* consiste à réécrire (4.30) comme un problème de programmation linéaire. Soit à résoudre le problème suivant :

$$\| \mathbf{c} - A\mathbf{g} \|_1 = \sum_{i=1}^m |c_i - \sum_{j=1}^n A_{ij}g_j|. \quad (4.32)$$

Notant :

$$c_i - \sum_{j=1}^n A_{ij}g_j = u_i - v_i \quad i = 1,2,\dots,m \quad (4.33)$$

$$\text{et } g_j = d_j - e_j \quad j = 1,2,\dots,n \quad (4.34)$$

la solution optimale est obtenue en appliquant la procédure suivante :

$$\begin{aligned} & \text{Minimiser } \sum_{i=1}^m (u_i + v_i) \\ & \text{sous } c_i = \sum_{j=1}^n (d_j - e_j)A_{ij} + u_i - v_i, \quad i = 1,2,\dots,m \\ & \text{et } d_j, e_j, u_i, v_i \geq 0, \quad i = 1,2,\dots,m, \quad j = 1,2,\dots,n. \end{aligned}$$

Le problème est optimisé en utilisant un algorithme du simplexe modifié.

## 4.7 Performances de l'algorithme

Nous allons maintenant évaluer les performances de cette méthode en présentant les résultats obtenus avec diverses simulations. On s'intéressera particulièrement à observer les performances de l'algorithme en présence d'un trajet seul puis de deux trajets plus ou moins proches. On observera aussi son comportement pour différentes valeurs du rapport signal à bruit.

### 4.7.1 Préliminaires

#### Le signal émis

Le signal  $s(t)$  est une SBLM (Séquence Binaire à Longueur Maximale) de longueur  $N = 511$  de valeurs  $\pm 1$  utilisée traditionnellement en TAO. Rappelons que son autocorrélation est un triangle de largeur  $2\theta$ , où  $\theta$  est la durée d'un pas de la SBLM, et d'amplitude maximale égale à  $N$ . Nous utiliserons désormais la fonction normalisée par un facteur  $1/\sqrt{N}$ , tel que son autocorrélation ait son maximum égal à 1 (figure 4.4).

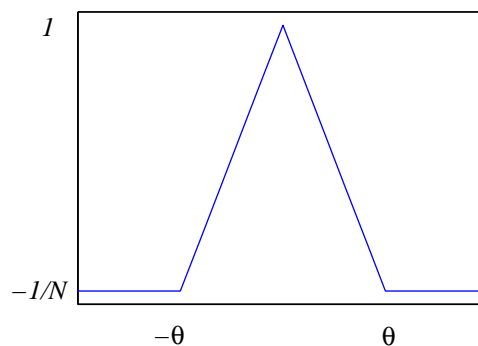


FIG. 4.4 – Autocorrélation de la SBLM.

Le signal est échantillonné à  $\theta/8$ . Dans la suite, lorsque cela ne sera pas précisé, la valeur du coefficient de suréchantillonnage  $r$  sera égale à 1.

### Simulation des signaux transmis

Les signaux sont générés selon le schéma suivant de la figure 4.5.

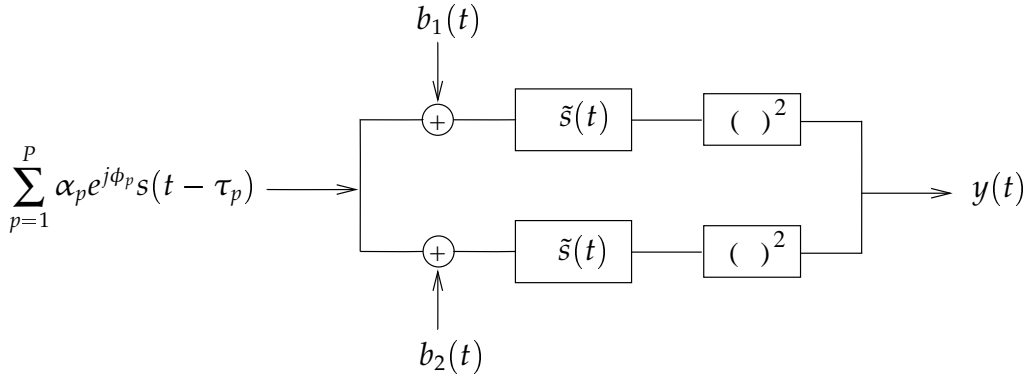


FIG. 4.5 – Schéma de simulation des données synthétiques.

On considérera généralement  $\phi_p$  comme une variable aléatoire uniformément répartie sur l'intervalle  $[0, 2\pi]$ . Les bruits  $b_1(t)$  et  $b_2(t)$  sont indépendants blancs gaussiens de même variance  $\sigma_b^2$ .

### Le rapport signal à bruit

Le nombre de trajets présents dans les signaux que nous simulerons étant toujours faible (de 1 à 4) on définira le rapport signal à bruit comme :

$$\text{RSB}_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \frac{\bar{\alpha}^2}{\sigma_b^2}, \quad (4.35)$$

$$\text{avec } \bar{\alpha} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P |\alpha_p|.$$

### Type de canal simulé

Les signaux que nous simulerons viseront à représenter au mieux les situations rencontrées en pratique.

On observe dans la plupart des cas que les trajets arrivent par paquets de quatre [BL82]. En général le premier et le dernier trajet sont bien résolus, mais le problème se pose pour les deux trajets au centre :

- ◇ s'ils sont bien séparés, on obtient quatre trajets résolus ;

- ◇ s'ils arrivent en même temps, on ne pourra jamais les séparer, et le système ne voit que trois trajets (situation rencontrée lorsque l'émetteur et le récepteur sont situés à la même profondeur);
- ◇ la situation intermédiaire correspond au cas où ces deux trajets sont trop proches pour être séparés en sortie du filtrage adapté, mais où l'on peut espérer les séparer en appliquant un algorithme de traitement du signal.

On s'intéressera particulièrement au troisième cas, pour différentes valeurs de l'écart entre les deux trajets du milieu.

### Problème du choix d'une fonction de coût

Un problème récurrent en déconvolution est le choix d'une fonction de coût réaliste pour évaluer les performances d'une technique de déconvolution donnée. Le moyen le plus traditionnellement utilisé, particulièrement en sismique [Kaa98], consiste à comparer visuellement les similarités entre  $g$  et  $\hat{g}$ . O'Brien [OSK94] a proposé différentes fonctions de coûts pour augmenter le degré d'objectivité lors de ces comparaisons :

- ◇ calcul de la somme des écarts au carré entre  $g$  et  $\hat{g}$  (Sum of Squared Deviation) :

$$SSD = \sum_i (\hat{g}_i - g_i)^2, \quad (4.36)$$

- ◇ comparaisons aux seuls points où il y a un pic :

$$\Gamma = \sum_{g_i \neq 0} (\hat{g}_i - g_i)^2, \quad (4.37)$$

- ◇ comparaisons aux indices où il n'y a pas de pics dans la réponse recherchée :

$$\Psi = \sum_{g_i=0} (\hat{g}_i - g_i)^2 = \sum_{g_i=0} \hat{g}_i^2. \quad (4.38)$$

Dans [Kaa98], des fonctions du même type sont proposées. Pourtant toutes ces fonctions ne sont pas réalistes en pratique puisqu'elles attribuent par exemple la même erreur à un pic non détecté qu'à un pic détecté avec une erreur de position (même très petite). Dans la suite, on s'accordera généralement à faire une détection des  $P$  plus grands maxima, supposant  $P$  connu, et on comparera la valeur des paramètres estimés aux valeurs cherchées.

### 4.7.2 Exemple

Considérons un exemple simple. Nous simulons un canal à 4 trajets d'amplitudes différentes avec un RSB égal à 20 dB. Le signal  $y(t)$  obtenu est présenté sur la figure 4.6 (en trait continu).



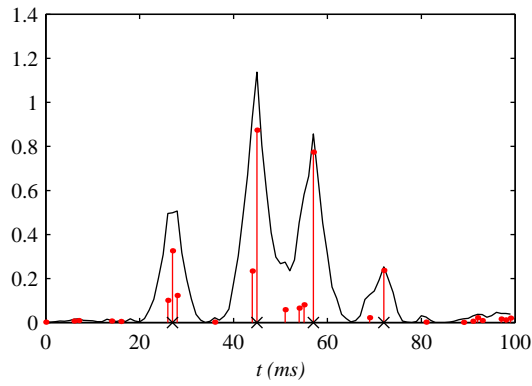


FIG. 4.6 – Exemple.

Le résultat fourni par l'algorithme de norme  $l_1$  est représenté par les traits verticaux. Les (×) désignent les instants d'arrivée des trajets simulés. On peut observer sur ce premier exemple que le résultat obtenu ne possède que quelques composantes non nulles, ici de l'ordre de vingt pour cent des coefficients de  $\hat{\mathbf{g}}$ , dont seulement dix sont d'amplitude significative. On vérifie alors bien que le caractère parcimonieux de la réponse impulsionnelle du canal est pris en compte par le critère.

Les pics présents dans  $\hat{\mathbf{g}}$  ne correspondant pas à un temps d'arrivée seront désignés par le terme de *pics parasites*.

Le résultat fourni par l'estimateur des moindres carrés donné par :

$$\hat{\mathbf{g}} = (\mathbf{S}_z^\top \mathbf{S}_z)^{-1} \mathbf{S}_z^\top \mathbf{y} \quad (4.39)$$

est présenté sur la figure 4.7. On observe que le résultat ne possède plus le caractère parcimonieux désiré. Notons de plus que cette solution ne correspond pas à l'estimateur du maximum

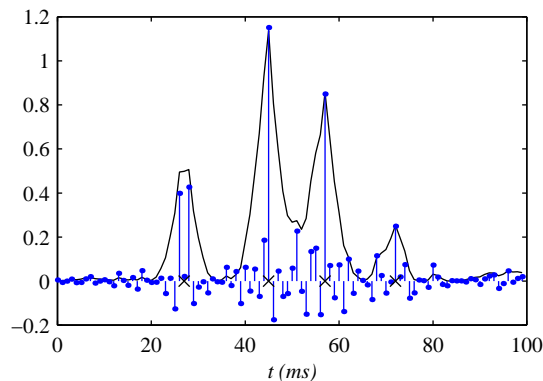


FIG. 4.7 – Solution des moindres carrés.

de vraisemblance puisque le bruit n'est plus gaussien en sortie du détecteur quadratique.

### 4.7.3 Concaténation des pics proches

En considérant toujours le même exemple, on peut voir que le résultat obtenu avec l'algorithme  $l_1$  (figure 4.6) peut être considérablement amélioré en appliquant ce qu'on a appelé une étape de *concaténation de pics proches* [Fuc99]. Celle-ci consiste à prendre en compte le fait que plusieurs composantes non nulles adjacentes correspondent à un même temps de retard recherché. La dispersion de la réponse impulsionnelle estimée autour des temps de retard est due à l'influence du bruit.

On associera donc plusieurs composantes non nulles adjacentes du vecteur estimé à un unique trajet :

- ◇ d'amplitude égale à la somme des amplitudes ;
- ◇ de temps de retard égal au barycentre des temps de retard pondéré par les amplitudes correspondantes.

En pratique, on détecte un premier maximum, et on cherche de part de d'autre s'il a des composantes non nulles adjacentes. Elles seront forcément d'amplitude inférieure. On arrête le processus lorsque l'on trouve une composante nulle ou une composante non nulle d'amplitude supérieure au point courant.

Le résultat obtenu après concaténation des pics proches appliqué au signal issu de la déconvolution de la figure 4.6 est présenté sur la figure 4.8.

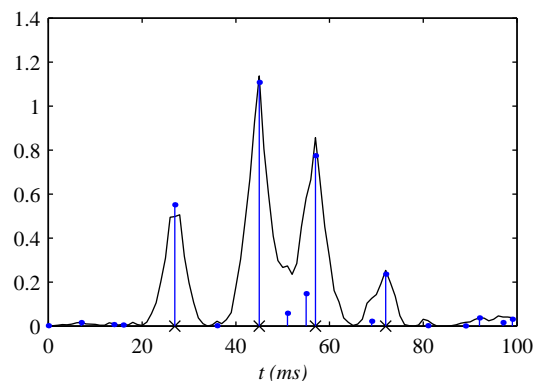
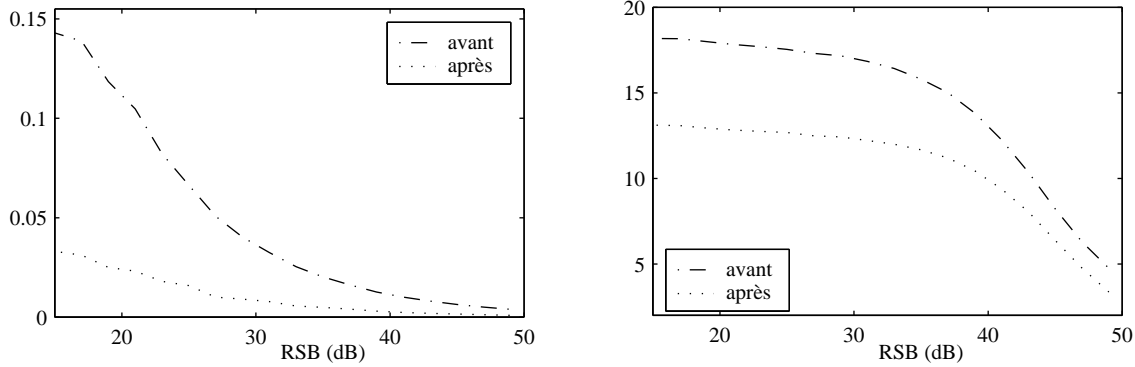


FIG. 4.8 – Résultat après concaténation.

On constate logiquement une diminution du nombre de composantes non nulles du vecteur  $\hat{g}$ , ainsi qu'une diminution du nombre de pics parasites. Notons encore que si cette procédure permet d'augmenter les amplitudes des trajets réels, elle n'augmente pas l'amplitude des pics parasites qui sont généralement dispersés. Ainsi cette procédure a tendance à accroître l'écart d'amplitude entre les vrais pics et les pics parasites.

Nous allons maintenant quantifier le bénéfice apporté par l'étape de concaténation de

pics proches en considérant l'exemple d'un trajet seul  $\tau_1$  d'amplitude  $\alpha_1$  pour différentes valeurs du RSB. Pour chaque valeur du RSB, 5000 réalisations indépendantes ont été réalisées. Pour chaque réalisation,  $\hat{\alpha}_1$  est choisi comme la racine carrée de l'amplitude maximale du vecteur  $\hat{g}$ .



(a) Biais de l'estimation de l'amplitude.

(b) Nombre de composantes non nulles de  $\hat{g}$ .

FIG. 4.9 – Comparaisons des résultats avant (-.) et après (:) l'étape de concaténation des pics proches.

La figure 4.9(a) montre l'évolution du *biais* d'estimation des amplitudes d'un trajet défini par  $B = \mathbb{E}[\alpha_1 - \hat{\alpha}_1]$  et la figure 4.9(b) représente l'évolution du nombre de composantes non nulles du vecteur  $\hat{g}$ .

En comparant les résultats obtenus avant et après la concaténation, on constate une nette amélioration de l'estimation des amplitudes ainsi qu'une diminution du nombre de composantes non nulles. On verra au chapitre 6 qu'il est important de limiter le nombre de composantes non nulles de  $\hat{g}$  puisqu'il est relié à la complexité des calculs lors du suivi des temps de retard sur plusieurs enregistrements successifs.

Notons encore que le nombre de pics parasites augmente lorsque le RSB diminue ce qui était prévisible.

Enfin, cette procédure n'a pas d'effet sur l'estimateur du temps de retard dans le sens où il n'y aurait pas de différence significative entre les courbes de biais de l'estimateur du temps de retard avant et après la concaténation (non présentées ici). Par contre, elle a quand même une grande importance pour l'estimation du temps de retard puisque la prise de décision est rendue largement plus aisée grâce à, rappelons-le, la diminution du nombre de composantes du vecteur  $\hat{g}$  et à l'amplification de l'écart d'amplitude entre les vrais pics et les pics parasites.

#### 4.7.4 Augmentation de la résolution

Comme on l'a déjà expliqué dans le paragraphe 4.5, la série temporelle  $\hat{g}$  peut être estimée avec une résolution plus fine que le pas d'échantillonnage du signal reçu échantillonné  $y$  [TBM79, Fuc99].

Dans l'exemple qui suit, on va mettre en évidence l'intérêt que peut avoir ce coefficient de suréchantillonnage lorsque le temps de retard n'est pas un multiple du pas d'échantillonnage. Les résultats sont présentés pour des valeurs du rapport signal à bruit variant de 15 à 50 dB.

La valeur du temps de retard est  $\tau_1 = 15.33$ , non multiple du pas d'échantillonnage égal à 1, et l'on va comparer les résultats obtenus quand  $r = 1$  (pas de suréchantillonnage) et quand  $r = 3$ . Pour chaque valeur du RSB, 1000 simulations indépendantes sont réalisées. Pour chaque réalisation on applique une détection de maximum à  $\hat{g}$  pour décider du temps de retard estimé  $\hat{\tau}_1$ .

Sur la figure 4.10 on a présenté le biais de l'estimateur du temps de retard  $B = \mathbb{E}[\tau_1 - \hat{\tau}_1]$ , en fonction du rapport signal à bruit. En fait, lorsque  $r = 1$   $\hat{\tau}_1$  vaut généralement 15 ou 16. Et lorsque le RSB augmente le biais augmente car on tend à avoir  $\hat{\tau}_1 = 15$  de façon systématique.

Le *biais absolu* défini par  $B_{||} = \mathbb{E}[|\tau_1 - \hat{\tau}_1|]$  est alors un paramètre plus pertinent pour évaluer le comportement de l'algorithme. Son évolution en fonction du rapport signal à bruit est représentée sur la figure 4.11.

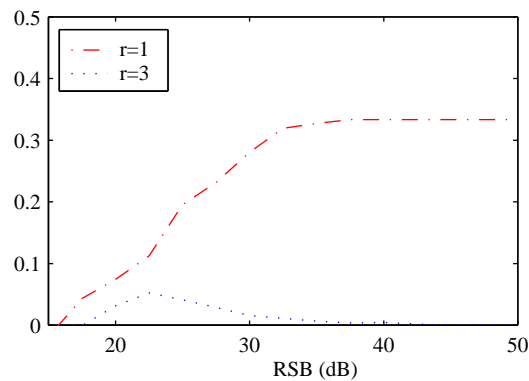
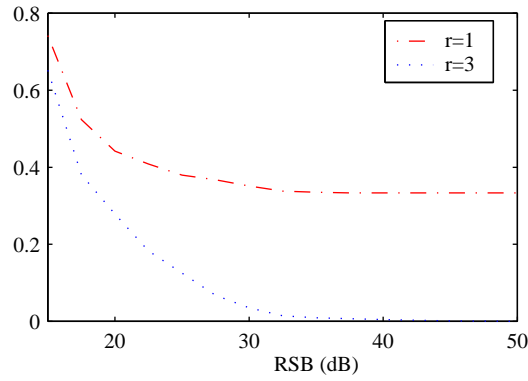
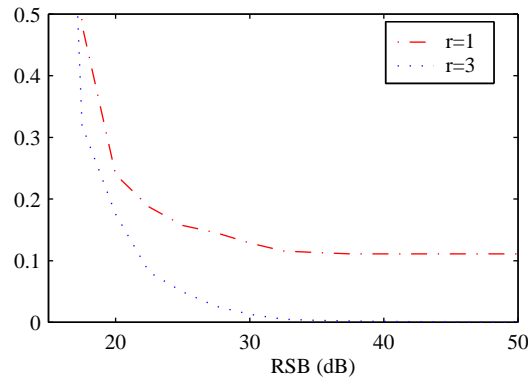


FIG. 4.10 – Biais du temps de retard estimé.

L'estimateur étant biaisé nous présentons sur la figure 4.12 l'erreur quadratique moyenne, qui correspond à une puissance d'erreur, définie par  $EQM = \mathbb{E}[(\tau_1 - \hat{\tau}_1)^2]$ .

On voit bien l'amélioration apportée sur l'estimation du temps de retard par le fait de prendre un coefficient de suréchantillonnage égal à 3. En particulier, lorsque le RSB tend vers des valeurs élevées ( $> 30$  dB) l'erreur quadratique moyenne est nulle.

FIG. 4.11 – *Biais absolu du temps de retard estimé.*FIG. 4.12 – *EQM du temps de retard estimé.*

#### 4.7.5 Comportement de l'algorithme $l_1$ en fonction de $\lambda$

##### Rappels sur le choix de $\lambda$

Nous avons vu au paragraphe 4.4.2 différentes manières de trouver une valeur satisfaisante de  $\lambda$  proposées dans la littérature. En fait, dans les différentes méthodes citées, le problème de l'estimation de  $\lambda$  se pose, car  $\lambda$  est introduit pour effectuer un rôle de pondération entre l'adéquation aux données et le caractère parcimonieux de la fonction à estimer.

Dans notre cas, grâce à l'approche bayésienne,  $\lambda$  s'écrit en fonction des paramètres du problème comme l'inverse du rapport signal à bruit en sortie des filtres adaptés. Cette valeur peut donc être estimée à partir des données.

Dans ce paragraphe nous allons vérifier que la valeur de  $\lambda$  donnée par sa définition correspond à une valeur satisfaisante. En fait, on va voir que l'estimation de  $\lambda$  n'a pas besoin d'être précise, puisque les résultats fournis par notre méthode ne varient pas beaucoup avec les valeurs prises par  $\lambda$ , contrairement aux méthodes précédemment citées. On verra que ceci est dû à la présence de la contrainte de positivité sur les amplitudes dans le critère à minimiser, qui limite alors le domaine de recherche de la solution.

### Exemple

Nous simulons un signal constitué de 4 trajets pour un RSB égal à 20 dB. On applique l'algorithme de norme  $l_1$  pour différentes valeurs de  $\lambda$ . On applique aussi le même algorithme mais sans intégrer la contrainte de positivité sur les amplitudes. On obtient les résultats présentés sur la figure 4.13, où  $\lambda_{th}$  est la valeur calculée comme l'inverse du signal à bruit soit  $\lambda_{th} = 0.01$ .

On constate que :

- ◇ pour  $\lambda = \lambda_{th}$  la solution est satisfaisante si la contrainte de positivité est présente ;
  - ◇ il existe une valeur de  $\lambda \geq \lambda_{th}$  pour laquelle les deux solutions coïncident ;
  - ◇ dans le cas avec contrainte, le résultat ne se trouve pas altéré lorsque  $\lambda$  diminue,  $\lambda \leq \lambda_{th}$ .
- De plus, les variations observées pour les différentes valeurs de  $\lambda$  sont encore moins significatives après la concaténation des pics proches (\*).

Il existe encore une valeur  $\lambda_{max}$  de  $\lambda$  à partir de laquelle l'algorithme rend le vecteur nul, ici  $\lambda_{max} = 6$ . C'est le cas lorsque le terme  $\|\mathbf{g}\|_1$  devient trop important par rapport au terme d'adéquation aux données  $\|\mathbf{y} - S_z \mathbf{g}\|_1$ .

### Conclusions

On vient de mettre en évidence l'intérêt de la contrainte de positivité sur les amplitudes pour le problème étudié. En particulier, elle permet une très bonne robustesse de l'algorithme vis-à-vis des erreurs d'estimation du paramètre  $\lambda$ . Elle permet d'obtenir un résultat comportant un nombre limité de pics, ceci étant important pour faciliter l'étape de détection, et on le verra plus loin, pour simplifier l'étape de suivi.

Même si on ne peut être certain que la valeur  $\lambda_{th}$  correspondra toujours à la meilleure solution, les différences constatées sur le résultat lorsque  $\lambda$  varie sont si infimes, qu'on fera le choix de conserver cette valeur. Ceci évitera en particulier de rajouter une procédure d'estimation plus fine.

De plus, les variations de résultats observés pour différentes valeurs de  $\lambda$  se situent surtout au niveau du nombre de pics parasites et les traitements postérieurs que nous appliquerons sur le résultat de la déconvolution permettront de supprimer ces petites erreurs de détection, nécessaire de toute façon même si c'est la valeur optimale de  $\lambda$  qui a été choisie.

Remarque : au vu des résultats précédents, on peut alors se demander comment se comporte l'algorithme avec  $\lambda = 0$ . On constate que les résultats sont très proches de ceux obtenus quand  $\lambda = \lambda_{th}$ .

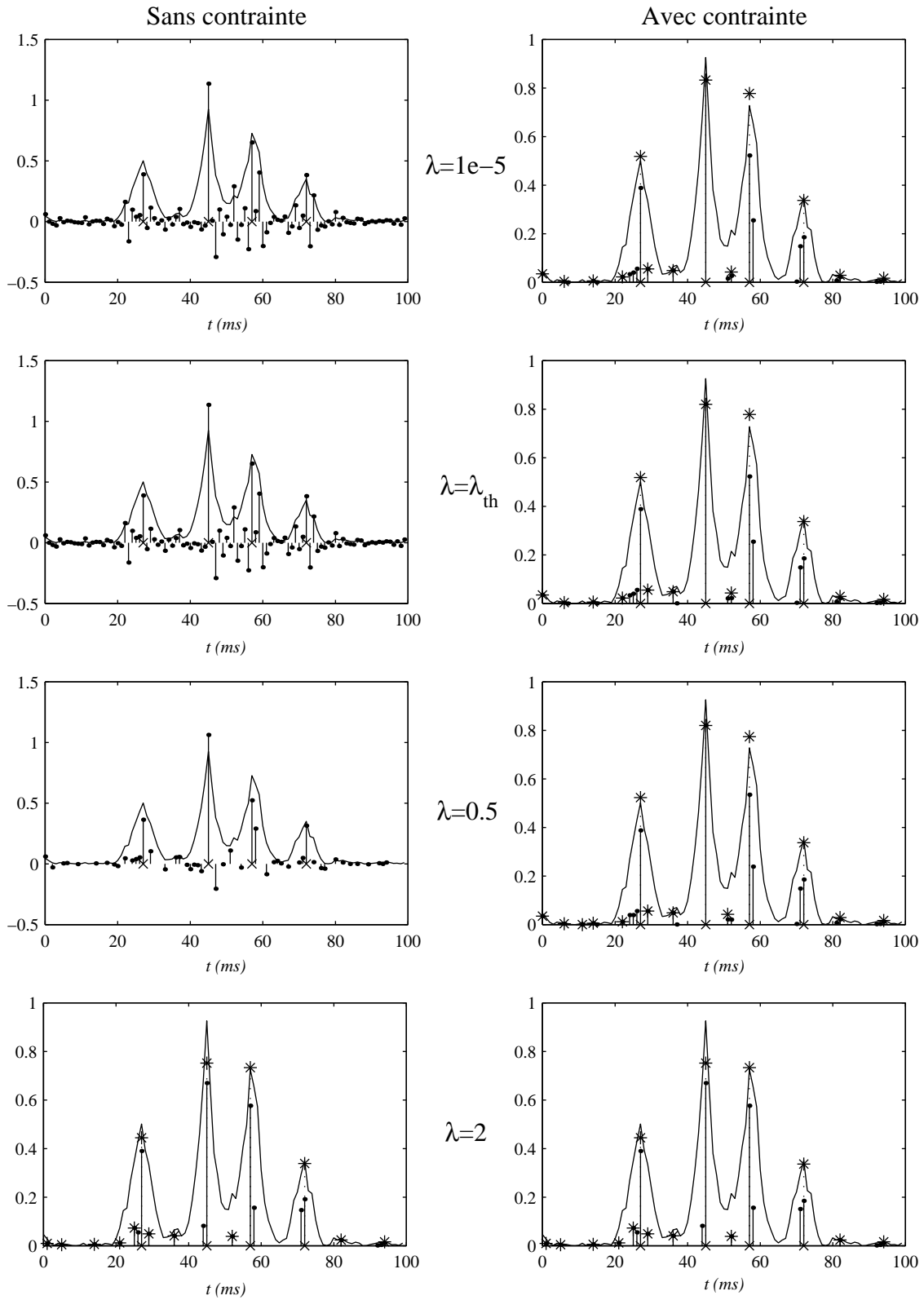


FIG. 4.13 – Comportement en fonction des valeurs de  $\lambda$  avec et sans la contrainte de positivité. ( $\times$ ) position réelles, (\*) résultat après la concaténation.

Ceci correspond au critère suivant :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}} \quad & \|\mathbf{y} - S_z \mathbf{g}\|_1, \\ \text{avec} \quad & g_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, L. \end{aligned} \quad (4.40)$$

Dans la suite on gardera tout de même l'expression initiale du critère.

#### 4.7.6 Performances pour un trajet unique

Dans ce paragraphe, nous allons étudier les performances de l'algorithme pour détecter un trajet unique. Pour cela nous générons un signal composé d'un seul retard  $\tau$ . On applique ensuite l'algorithme  $l_1$  et on décide de  $\hat{\tau}$  comme l'indice de la composante  $\hat{g}$  d'amplitude maximale. Nous comparons les résultats obtenus avec l'algorithme  $l_1$  avec ceux obtenus :

- ◇ lorsque l'on fait une détection de maximum en sortie du filtrage adapté ;
- ◇ lorsque l'on fait une détection de maximum sur le résultat fourni par le critère des moindres carrés (éq. (4.39));
- ◇ lorsque l'on fait une détection de maximum sur le résultat fourni par le critère des moindres carrés auquel on ajoute une contrainte de positivité.

On effectue cette simulation pour des valeurs du rapport signal à bruit situées entre 10 dB et 35 dB, et pour chaque valeur du RSB on génère 5000 réalisations indépendantes. On choisit ici  $\tau = 35$  et  $\alpha = 1$ .

Les résultats obtenus en terme de biais, écart-type et erreur quadratique moyenne des estimateurs de temps d'arrivée et d'amplitudes sont présentés sur la figure 4.14.

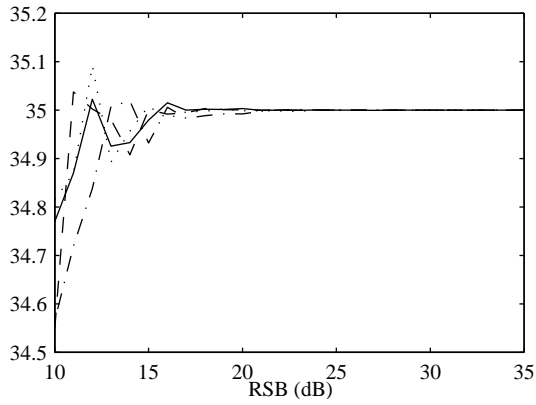
On constate que :

- ◇ les différentes méthodes connaissent une baisse nette des performances en dessous de 20 dB ;
- ◇ la méthode des moindres carrés fournit toujours les résultats les moins bons ;
- ◇ le critère  $l_1$  et la méthode des moindres carrés contrainte conduisent à des résultats très proches ;
- ◇ le résultat de la détection du maximum après filtrage adapté conduit en général à des résultats très légèrement meilleurs, sauf pour le biais d'estimation des amplitudes.

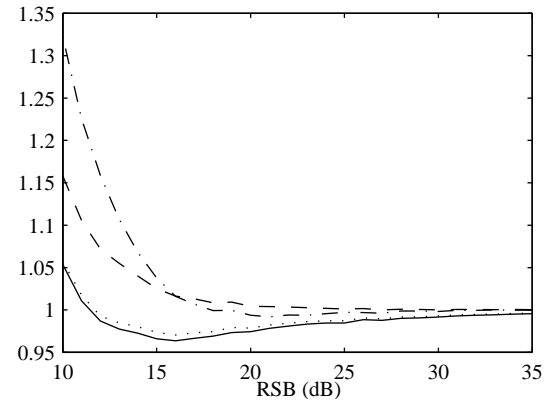
#### 4.7.7 Etude des trajets proches

Nous étudions maintenant le comportement de l'algorithme  $l_1$  en présence de trajets proches. Rappelons que pour obtenir une expression simple de  $y(t)$  on a été amené à faire deux approximations. En particulier on néglige les termes correspondant aux interférences

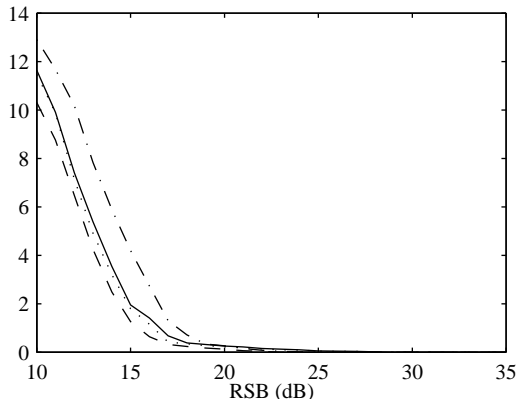




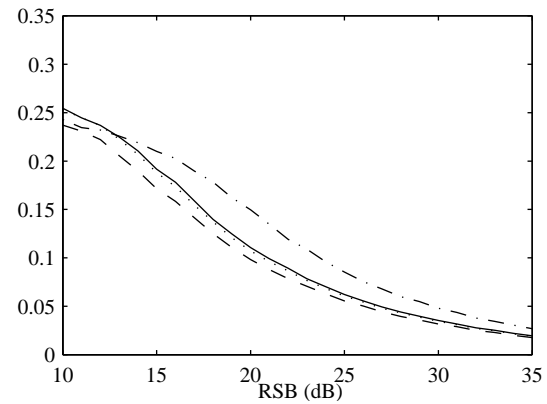
(a) Retard moyen estimé.



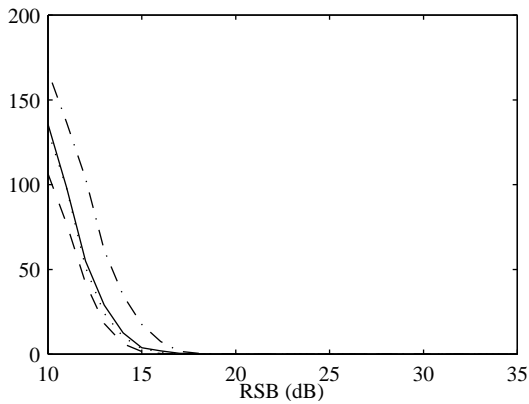
(b) Amplitude moyenne estimée.



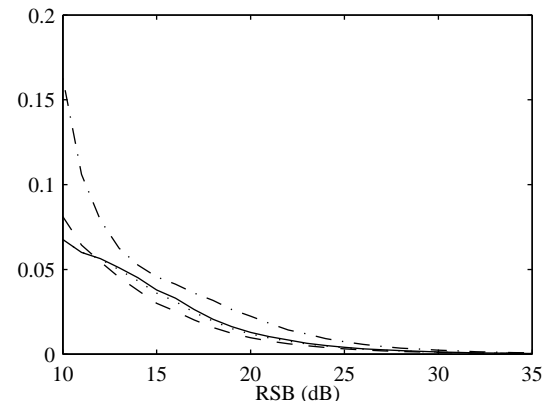
(c) Ecart-type sur le retard.



(d) Ecart-type sur l'amplitude.



(e) EQM sur le retard.



(f) EQM sur l'amplitude.

FIG. 4.14 – Performances des estimateurs de temps de retard et d'amplitude.

(-) algorithme de norme  $l_1$ , (- -) détection de maximum,  
 (-.) moindres carrés, (:.) moindres carrés contraints.

entre trajets et ainsi la méthode proposée ne peut pas être considérée en toute rigueur comme une méthode haute résolution. Pourtant, nous allons voir dans ce paragraphe que l'algorithme se comporte très bien en présence de trajets proches.

Pour cela nous simulons un signal constitué de deux retards  $\tau_1$  et  $\tau_2$ , pour différentes valeurs de  $|\tau_1 - \tau_2|$  et d'amplitudes égales à 1. La figure 4.15 montre l'allure de différentes fonctions  $y(t)$  obtenues pour différentes valeurs de l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$  et différentes valeurs du rapport signal à bruit. Rappelons que pour toutes les simulations présentées on a pris  $\theta = 8$ .

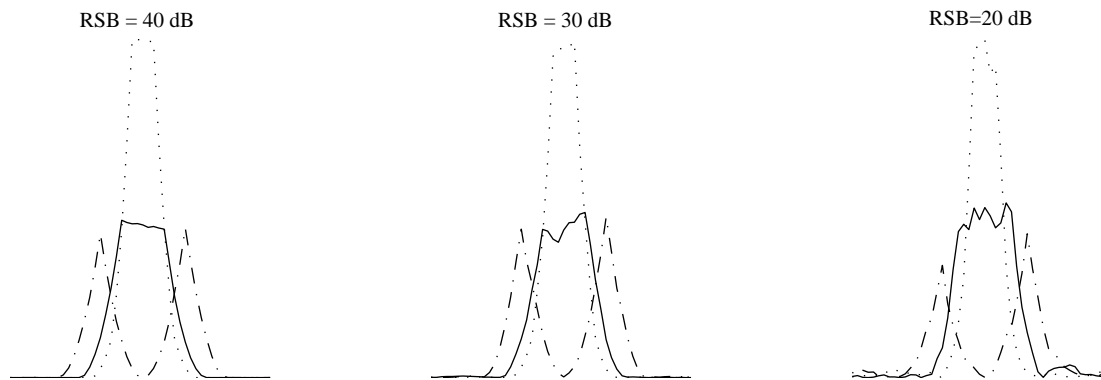


FIG. 4.15 – Exemples de signaux  $y(t)$ . (-.)  $|\tau_1 - \tau_2| = 2\theta$ ,  
 (-)  $|\tau_1 - \tau_2| = \theta$ , (:)  $|\tau_1 - \tau_2| = \theta/2$ .

Pour estimer la qualité des estimateurs obtenus on effectue une détection des deux premiers maxima sur le résultat de la déconvolution après concaténation. Ensuite on compare le couple de valeurs obtenues aux valeurs réelles en terme de biais et d'écart-type. Pour cela, une étape intermédiaire consiste à attribuer un ordre dans les estimateurs pour associer l'estimateur 1 ou 2 au trajet 1 ou au trajet 2. On gardera la solution qui rend le biais minimal.

Les valeurs testées de l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$  sont comprises entre 16 et 4 échantillons, soit  $2\theta$  et  $\theta/2$ . Lorsque l'écart est supérieur à  $2\theta$  les trajets sont parfaitement séparés. Par contre, si on descend en dessous de  $\theta/2$  on rencontre alors des cas très difficiles, mais qui ne représentent pas forcément d'intérêt puisque en-dessous d'une certaine valeur on peut considérer que les trajets arrivent en même temps, et ceux-ci ne pourront de toute façon pas être exploités par la suite lors de l'inversion.

### Phases uniformes

Les phases  $\phi_1$  et  $\phi_2$  sont tirées aléatoirement dans  $[0, 2\pi]$ . Nous nous plaçons d'abord dans le cas d'un rapport signal à bruit égal à 40 dB. Pour chaque valeur de l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$ , on génère 5000 itérations.

Les résultats obtenus par la méthode de déconvolution  $l_1$  sont présentés sur les figures

4.16(a) et 4.16(b) en fonction de l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$ , et comparés aux résultats obtenus en effectuant une détection des deux premiers maxima sur le signal  $y(t)$  (+). La figure 4.16(a) représente les valeurs de biais obtenues pour chaque trajet, et la figure 4.16(b) présente les valeurs de l'écart-type moyenné des deux trajets.

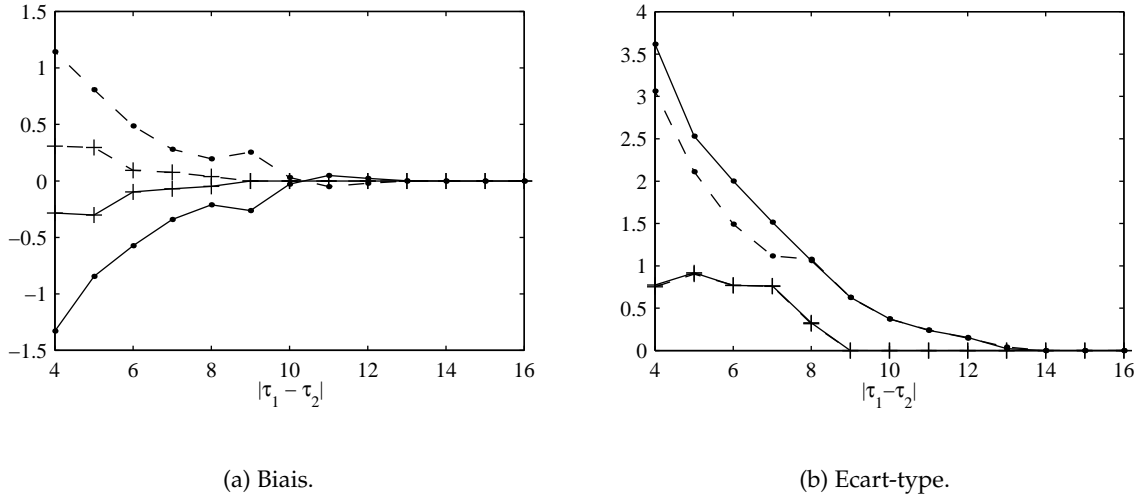
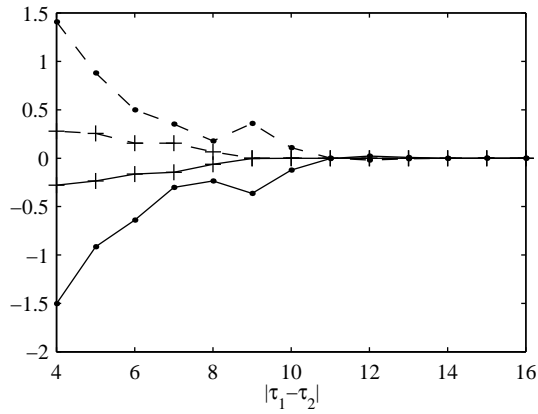


FIG. 4.16 – Performances des estimateurs de temps de retard en présence de 2 trajets, RSB = 40 dB. (+) méthode  $l_1$   
(.) détection de maximum. (- -) trajet 1 (-) trajet 2.

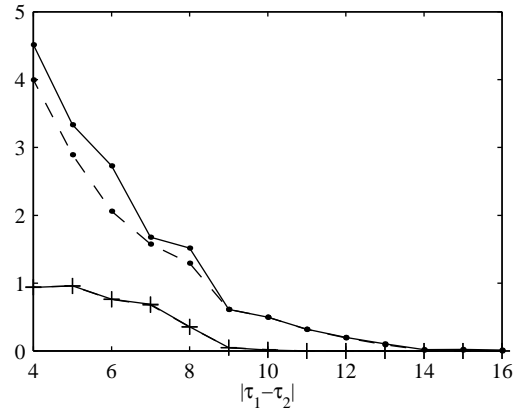
On peut observer que les estimateurs obtenus avec l'algorithme  $l_1$  sont nettement meilleurs qu'en effectuant une détection de maximum, et cela d'autant plus que les trajets se rapprochent. De plus, lorsque l'écart diminue les performances diminuent et les retards estimés ont tendance paradoxalement à être plus écartés. En fait, on verra au paragraphe suivant que ce phénomène est lié aux valeurs prises par le terme  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ .

Les mêmes simulations sont effectuées avec une valeur de RSB égale à 30 dB puis 20 dB. Les résultats obtenus sont présentés sur les figures 4.17(a) à 4.17(d).

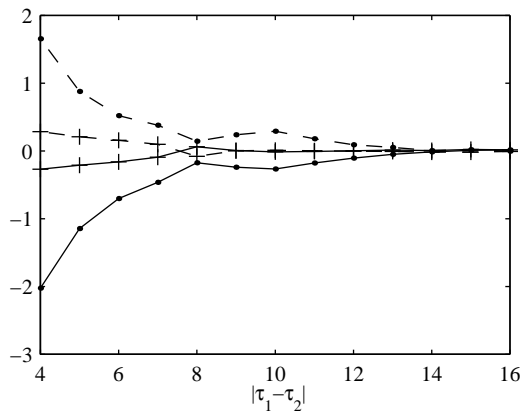
Ainsi, quand le rapport signal à bruit diminue les conclusions sont les mêmes que précédemment avec une diminution des performances qui reste modérée, ce qui traduit une bonne robustesse de la méthode vis-à-vis du niveau de bruit.



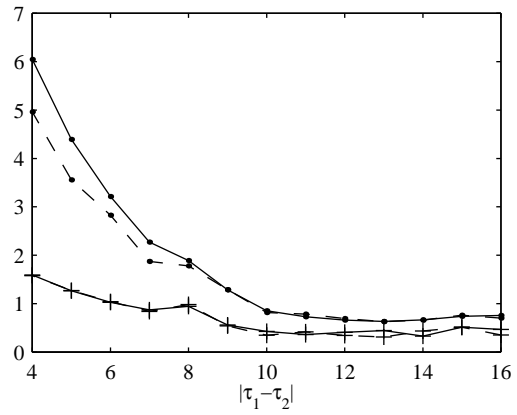
(a) Biais à 30 dB.



(b) Ecart-type à 30 dB.



(c) Biais à 20 dB.



(d) Ecart-type à 20 dB.

FIG. 4.17 – Performances des estimateurs de temps de retard en présence de 2 trajets,  $RSB = 30$  et  $20$  dB. (+) méthode  $l_1$  (.) détection de maximum. (- -) trajet 1 (-) trajet 2.

### Ecart de phases fixé

Au cours des simulations précédentes nous nous sommes intéressés à l'estimation de deux temps de retard  $\tau_1$  et  $\tau_2$  lorsqu'ils sont proches. Pour chaque valeur du RSB 5000 réalisations de bruit ont été générées, et pour chaque réalisation les phases  $\phi_1$  et  $\phi_2$  ont été tirées aléatoirement dans  $[0, 2\pi]$ .

Ici nous allons aborder le problème différemment. En effet, on a vu dans le paragraphe 4.2 que lorsque l'on écrit  $y(t)$  en négligeant les termes correspondant aux interférences entre trajets différents on fait une erreur qui dépend du terme  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  et qui s'écrit dans le cas sans bruit :

$$\varepsilon(t) = 2\alpha_1\alpha_2\Lambda(t - \tau_1)\Lambda(t - \tau_2)\cos(\phi_1 - \phi_2). \quad (4.41)$$

Nous allons maintenant refaire les mêmes simulations que dans le paragraphe précédent, mais en fixant la valeur  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ . Ainsi pour chaque valeur de l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$  comprise entre  $2\theta$  et  $\theta/2$  et pour chaque valeur de  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  comprise entre -1 et +1 on génère 100 réalisations indépendantes. Le RSB est égal à 40 dB.

Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 4.18 en fonction des valeurs de  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ . Sur la figure 4.18(a) on a représenté les courbes de biais pour les différentes valeurs de l'écart (trajet 1 (- -), trajet 2(-)). La figure 4.18(b) représente les courbes des écart-types.

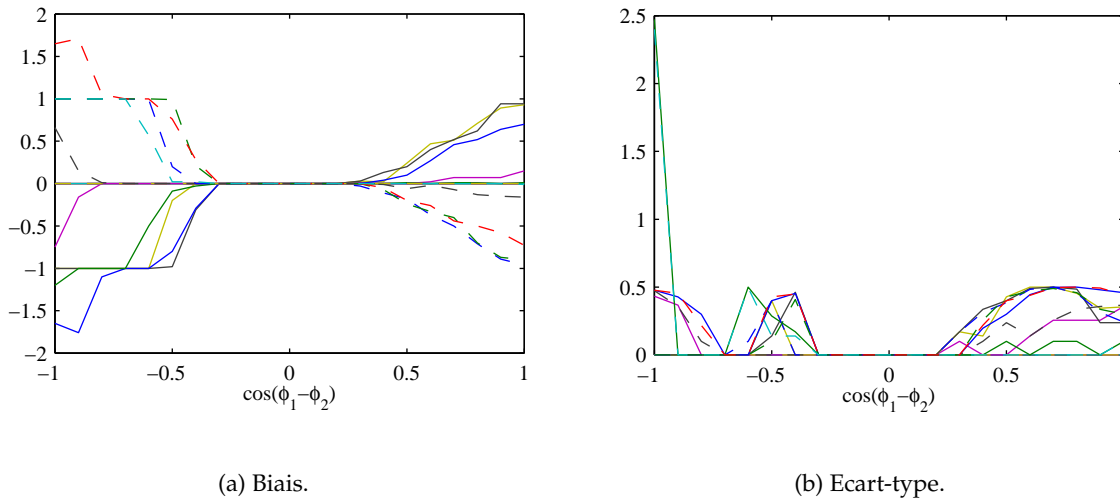


FIG. 4.18 – Performances des estimateurs de temps de retard à 40 dB en fonction de  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ . (- -) trajet 1 (-) trajet 2.

On constate que :

- ◇ lorsque  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  est nul ou proche de 0 l'erreur d'estimation est nulle, ce qui est cohérent puisque l'erreur faite en négligeant les termes d'interférence est alors minimale

(*éq. (4.41)*);

- ◇ de même, lorsque  $|\cos(\phi_1 - \phi_2)|$  tend vers 1, l'erreur est la plus importante. Quand  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  tend vers 1 cela tend à rapprocher les trajets, à les écarter quand  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  tend vers -1 ;
- ◇ de plus on observe que l'altération des résultats est supérieure lorsque  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  tend vers -1 que lorsque  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  tend vers 1. Lorsque l'erreur est positive elle est moins pénalisante que lorsqu'elle est négative.

Rappelons que le cas  $\cos(\phi_1 - \phi_2) = -1$  correspond aux cas où les trajets sont en opposition de phase, cas problématique déjà mis en évidence dans le chapitre 3. L'interférence entre les trajets est alors destructive et peut conduire à un masquage des signaux par le bruit.

Les résultats obtenus pour d'autres valeurs du rapport signal à bruit sont présentés sur les figures 4.19(a) à 4.19(d).

## Conclusion

L'observation des résultats en fonction de  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  a permis de mettre en évidence l'influence du déphasage des trajets sur les performances. Ceci met en évidence le fait que les problèmes de détection et d'estimation que l'on peut rencontrer dans les cas difficiles ne viennent pas de l'algorithme de détection dont le très bon comportement a déjà été mis en évidence [TBM79, Fuc99] mais de l'approximation qui est faite dans l'expression du signal  $y(t)$ .

Notons encore que dans le cas où l'on prend  $\phi_1$  et  $\phi_2$  uniformément réparties sur  $[0, 2\pi]$  comme dans le premier paragraphe, on rencontre une majorité de cas critiques, puisque dans ce cas la loi de  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  est maximale en -1 et en +1. Ceci est illustré sur la figure 4.20 où l'on a représenté la répartition de  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$  pour  $10^4$  échantillons de  $\phi_1$  et  $10^4$  échantillons de  $\phi_2$ .

Enfin, si nous avons modélisé en première approche la phase des trajets par une loi uniforme, on peut aussi penser qu'il n'y a pas de raison de croire qu'il n'existe jamais de relation entre les phases de deux trajets proches. Malheureusement aucun résultat théorique n'existe à ce sujet, car il s'agit d'un problème de physique difficile à résoudre.

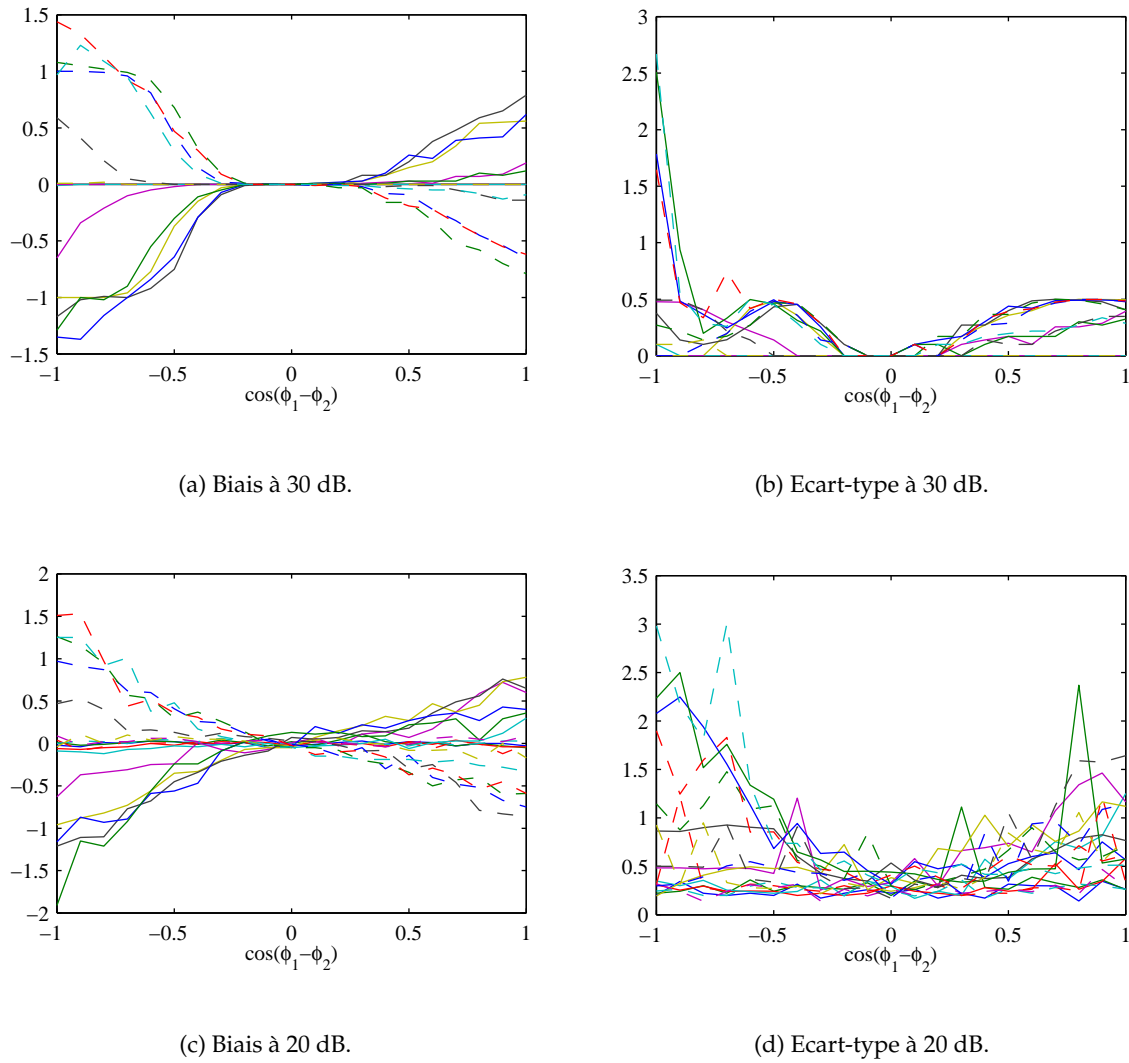


FIG. 4.19 – Performances des estimateurs de temps de retard à 30 dB et 20 dB en fonction de  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ . (---) trajet 1 (—) trajet 2.

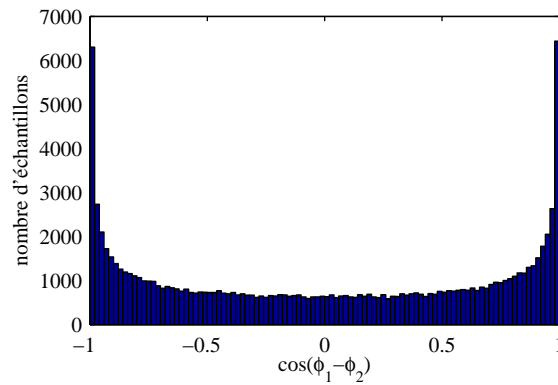


FIG. 4.20 – Histogramme des échantillons  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ .

## 4.8 Prise en compte de la déformation des signaux

### 4.8.1 Introduction

Rappelons l'expression de l'algorithme de norme  $l_1$  auquel nous avons abouti au paragraphe 4.3 (éq. (4.26)) et dont nous avons étudié les performances au paragraphe 4.7 :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}} \quad & \|\mathbf{y} - S_z \mathbf{g}\|_1 + \lambda \|\mathbf{g}\|_1, \\ \text{avec} \quad & g_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, L. \end{aligned} \quad (4.42)$$

Dans (4.42) on cherche à estimer  $\hat{\mathbf{g}}$  à partir du signal reçu  $\mathbf{y}$  et de  $S_z$  la matrice construite à partir des échantillons de  $z(t)$  l'autocorrélation du signal émis. Ainsi, cela n'est possible que si le signal émis est parfaitement connu du récepteur.

Or, comme nous l'avons déjà énoncé au chapitre 3, même si cette hypothèse est généralement adoptée en TAO, elle n'y est que grossièrement vérifiée dans la mesure où les signaux transmis subissent des distorsions non négligeables au niveau des transducteurs d'émission et de réception.

En pratique, il arrive qu'un hydrophone soit placé en sortie de l'émetteur et enregistre le signal réellement émis. Mais cette procédure n'étant pas systématique, et n'ayant pas été appliquée sur les signaux que nous avons dû traiter, nous avons préféré proposer une méthode de résolution systématique de ce problème.

### 4.8.2 Modélisation du problème

De ce fait un schéma de la transmission plus réaliste est donné par la figure 4.21 où :

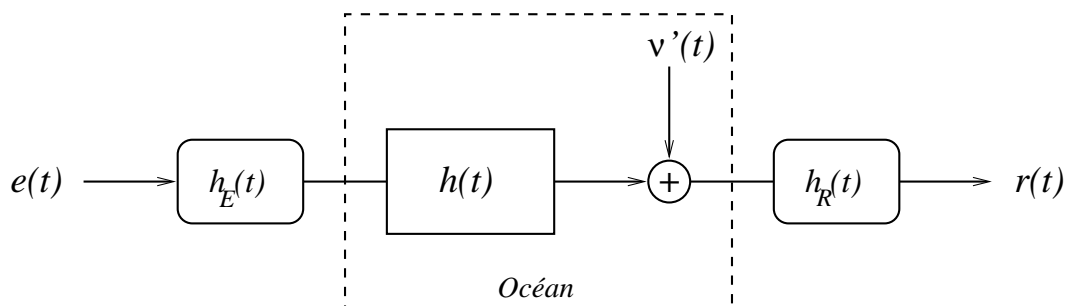


FIG. 4.21 – Schéma du canal sous-marin.

- ◇  $e(t)$  et  $r(t)$  sont respectivement le signal émis et le signal reçu ;
- ◇ l'océan est modélisé par sa réponse impulsionnelle  $h(t)$  et le bruit  $v'(t)$  ;
- ◇  $h_E(t)$  modélise la réponse impulsionnelle de l'émetteur ;
- ◇  $h_R(t)$  modélise la réponse impulsionnelle du récepteur ;



Il s'ensuit alors que l'expression du signal reçu devient :

$$r(t) = (e * h_E * h * h_R)(t) + \nu(t), \quad (4.43)$$

où  $\nu(t) = (\nu' * h_R)(t)$ .

### 4.8.3 Comment prendre en compte des distorsions ?

Après filtrage adapté l'expression du signal obtenu en (4.3) devient :

$$\begin{aligned} \underline{x}(t) &= (\Lambda * \underline{h} * h_E * h_R)(t) + \underline{b}(t) \\ &= (\Lambda * \underline{h} * d)(t) + \underline{b}(t), \end{aligned} \quad (4.44)$$

où  $d(t) = (h_E * h_R)(t)$  est la réponse impulsionnelle globale qui modélise l'effet des transducteurs.

Alors on peut considérer 2 façons de présenter le problème :

◇ on peut écrire l'équation (4.45) comme :

$$\underline{x}(t) = (\Lambda * \underline{h}_d)(t) + \underline{b}(t), \quad (4.45)$$

où  $\underline{h}_d(t) = (h * d)(t)$  est une forme déformée de  $h(t)$ .

◇ mais on peut aussi l'écrire comme :

$$\underline{x}(t) = (\Lambda_d * \underline{h})(t) + \underline{b}(t), \quad (4.46)$$

où  $\Lambda_d(t) = (\Lambda * d)(t)$  est une forme déformée de  $\Lambda(t)$ .

Dans la suite nous allons adopter le second formalisme et en conservant l'expression du signal  $\underline{x}(t)$  obtenue en (4.46), on peut aboutir à la nouvelle expression du signal  $y(t)$  en sortie de détecteur quadratique qui devient alors :

$$y(t) = (g * z_d)(t) + n(t), \quad (4.47)$$

où :

$$z_d(t) = \Lambda_d^2(t) = (\Lambda * d)^2(t) \quad (4.48)$$

est le carré de l'autocorrélation du signal émis déformée et est alors une inconnue supplémentaire du problème.

#### 4.8.4 Mise en évidence de l'intérêt de tenir compte des distorsions

##### Exemple

Considérons le même exemple que celui présenté au paragraphe 4.7 où le signal reçu est composé de 4 trajets.

Considérons de plus une distorsion  $d(t)$  générée par un filtre de réponse impulsionnelle finie, dont les coefficients sont  $[1 \ -1.51 \ 0.6]$ . La figure 4.22 montre l'effet de cette distorsion sur la fonction  $z(t)$ .

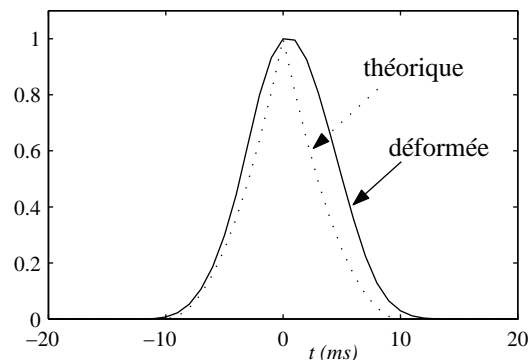


FIG. 4.22 – Comparaison  $z(t)$  et  $z_d(t)$ .

Remarque : Le modèle de distorsions est simpliste par rapport à celui proposé dans [Mau94], mais il s'agit ici de simplement mettre l'accent sur l'influence de telles distorsions et sur l'importance de les prendre en compte pour l'estimation des temps de retard, et non pas de chercher à les modéliser sur la base de considérations précises. Pour le choix de la forme proposée ici on s'est inspiré des distorsions identifiées sur les données réelles. Notons encore qu'on a fait le choix de considérer des distorsions ne faisant pas apparaître de lobe secondaire, ce qui semble être le cas des signaux réels que l'on a été amené à étudier.

La figure 4.23 montre l'effet sur le signal, comparé au signal qui serait reçu en l'absence de ces distorsions en sortie du détecteur quadratique. Le RSB est égal à 30 dB.

La principale conséquence que l'on peut constater est une perte en résolution puisque les contributions des différents trajets sont élargies. Les performances de l'algorithme de détection que nous avons obtenues en 4.7.6 et 4.7.7 ne sont plus valables, ni celles proposés dans la littérature par d'autres auteurs [Nim90]. Par contre, il est clair que ces performances vont maintenant dépendre du type de distorsions subies par le signal, et vont varier d'un type de données à un autre. Le problème est de toute façon rendu plus difficile avec la présence de distorsions.

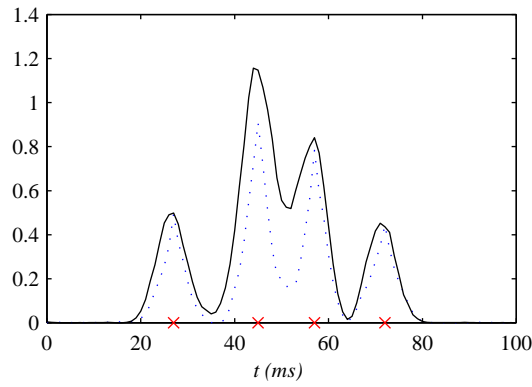


FIG. 4.23 – Le signal  $y(t)$  généré avec (-) et sans (:) les distorsions.

Notons encore qu'une conséquence importante de la présence de distorsions est que le filtrage effectué par le récepteur ne correspond plus à un filtrage adapté à la forme d'onde d'intérêt.

### Influence des distorsions sur la déconvolution

Les figures 4.24 et 4.25 mettent en évidence l'intérêt de prendre en compte la fonction  $z_d(t)$  pour la déconvolution et non plus la fonction  $z(t)$ . La figure 4.24 montre le résultat de la déconvolution que l'on obtient lorsque l'on utilise la forme théorique  $z(t)$  sans tenir compte des distorsions. La figure (4.25) montre le résultat de la déconvolution de la même trace lorsque l'on intègre dans l'algorithme de déconvolution la forme déformée  $z_d(t)$  que l'on a générée (figure 4.22). Cette procédure consiste donc à optimiser le critère :

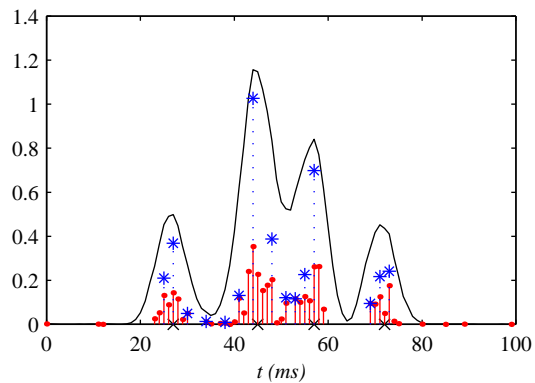
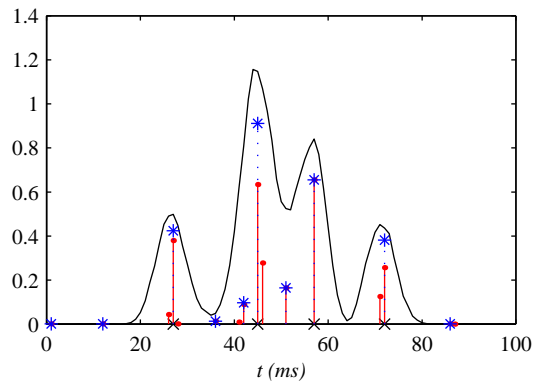
$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}} \quad & \|\mathbf{y} - S_{z_d} \mathbf{g}\|_1 + \lambda \|\mathbf{g}\|_1, \\ \text{avec} \quad & g_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, L. \end{aligned} \quad (4.49)$$

où  $S_{z_d}$  est la matrice de convolution du signal  $z_d(t)$ .

Les (x) représentent encore les positions réelles des trajets simulés. De plus, les barres pointillées surmontées d'un (\*) montrent le résultat que l'on obtient après l'étape de concaténation des pics proches.

On peut constater que le nombre de composantes non nulles est beaucoup plus important lorsque l'on déconvolue avec le signal théorique. De plus le résultat obtenu après concaténation ne fournit pas non plus un résultat satisfaisant.

Par contre, le résultat obtenu en déconvoluant par la forme déformée simulée est tout à fait satisfaisant. Le nombre de composantes non nulles présentes dans le résultat est très faible. Après l'étape de concaténation des pics proches les temps d'arrivée détectés sont facilement obtenus.

FIG. 4.24 – Résultat de la déconvolution avec la fonction théorique  $z(t)$ .FIG. 4.25 – Résultat de la déconvolution avec la fonction déformée  $z_d(t)$ .

Pour pouvoir appliquer l'algorithme de déconvolution (4.49), nous avons besoin de construire la matrice de convolution du signal  $z_d(t)$ . Ainsi, afin de résoudre le problème on n'a pas besoin de chercher à estimer les distorsions  $d(t)$  mais seule la connaissance de la fonction  $z_d(t)$  est nécessaire.

#### 4.8.5 Solution proposée

Le problème de l'estimation de  $z_d(t)$  revient à un problème d'estimation de source ou d'ondelette, connu en traitement du signal. Nous présentons ici l'approche adoptée dans [TBM79] utilisant un critère de norme  $l_1$ .

##### Extraction de la source

L'expression du signal  $y(t)$  en sortie du détecteur quadratique s'écrit :

$$y(t) = (g * z_d)(t) + n(t). \quad (4.50)$$

Si on connaît les signaux  $g(t)$  et  $y(t)$ , on peut discrétiser le problème de la façon suivante :

$$\mathbf{y} = S_g \mathbf{z}_d + \mathbf{n}, \quad (4.51)$$

où  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{z}_d$  et  $\mathbf{n}$  sont les vecteurs associés aux signaux  $y(t)$ ,  $z_d(t)$  et  $n(t)$ , et la matrice  $S_g$  est la matrice de convolution de  $g(t)$ .

Alors on peut estimer la source  $\mathbf{z}_d$  en minimisant le critère suivant :

$$\hat{\mathbf{z}}_d = \min_{\mathbf{z}_d} \|\mathbf{y} - S_g \mathbf{z}_d\|_1. \quad (4.52)$$

### Estimation conjointe de $\mathbf{z}_d$ et $\mathbf{g}$

Lorsque  $\mathbf{g}$  n'est pas connu on peut estimer conjointement  $\mathbf{z}_d$  et  $\mathbf{g}$  par un processus itératif [TBM79]. La formulation de ce critère appliqué à notre problème s'écrit :

- ◇ estimer  $\hat{\mathbf{g}}^{(1)}$  à partir de  $S_z$  à l'étape 1 en appliquant le critère (4.26), c'est-à-dire initialisation avec  $z_d(t) = z(t)$  ;
- ◇ pour  $1 < i \leq I$ ,

1. construction de  $S_{\hat{\mathbf{g}}^{(i)}}$  à partir de  $\hat{\mathbf{g}}^{(i-1)}$  et estimation de  $\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)}$  en appliquant le critère suivant :

$$\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)} = \min_{\mathbf{z}_d} \|\mathbf{y} - S_{\hat{\mathbf{g}}^{(i)}} \mathbf{z}_d\|_1, \quad (4.53)$$

avec  $\mathbf{z}_d(\cdot) \geq 0$

2. construction de  $S_{\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)}}$  à partir de  $\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)}$  et estimation de  $\hat{\mathbf{g}}^{(i)}$  en appliquant :

$$\hat{\mathbf{g}}^{(i)} = \min_{\mathbf{g}} \|\mathbf{y} - S_{\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)}} \mathbf{g}\|_1 + \lambda \|\mathbf{g}\|_1, \quad (4.54)$$

avec  $\mathbf{g}(\cdot) \geq 0$

3. concaténation des pics proches et réactualisation de  $\hat{\mathbf{g}}^{(i)}$ , et retour en 1.

À chaque itération,  $\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)}$  est normalisée à 1 avant de passer à (2.), ce qui permet d'assurer la convergence de l'algorithme.

Par rapport à [TBM79], une différence importante est que pour l'estimation de  $\hat{\mathbf{g}}^{(i)}$  on ajoute une étape de concaténation des pics proches (étape 3). De plus, on fait apparaître des contraintes de positivité qui n'étaient pas présentes dans [TBM79] mais qui sont justifiées par notre modèle. Enfin, la norme  $l_1$  utilisée dans (4.53) se justifie par le fait que le bruit est exponentiel. Notons encore que lorsque plusieurs traces sont disponibles, l'estimation de  $\hat{\mathbf{g}}^{(i)}$  et de  $\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)}$  se fait pour chaque trace. A la fin de chaque itération les estimées de  $\hat{\mathbf{z}}_d^{(i)}$  obtenues pour les différentes traces sont ensuite moyennées avant de passer à l'étape suivante.

En pratique, la convergence est obtenue après quelques itérations ( $I \leq 5$ ).

Remarque : On verra sur des données réelles que lorsque des trajets résolus apparaissent on peut encore simplifier la méthode d'estimation de  $z_d(t)$  et en particulier diminuer le nombre d'itérations.

#### 4.8.6 Estimation de $z_d(t)$

La figure 4.26 montre le résultat de l'estimation de  $z_d(t)$  après cinq itérations, superposé à la forme simulée.

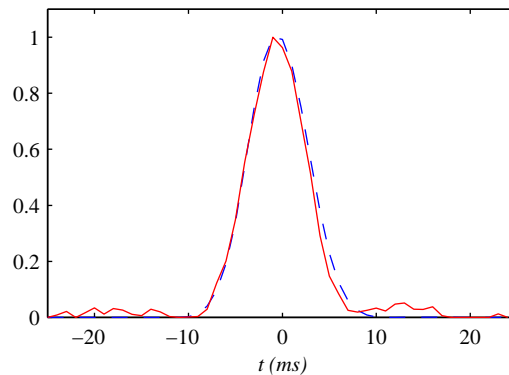


FIG. 4.26 – Comparaison entre le signal déformé simulé (- -) et le signal déformé estimé (-).

On observe la très bonne adéquation de la forme estimée à la vraie forme d'onde. De plus, on constate la présence de phénomènes de bruit haute fréquence présents sur la forme estimée. Il existe différentes techniques pour lisser la forme estimée [TBM79] : interpolation, ajout de contraintes... Dans notre cas, le lissage s'effectuera lors du traitement de plusieurs enregistrements successifs.

Remarquons que si on n'intègre pas la procédure de concaténation des pics proches pour l'estimation de  $z_d(t)$ , après sept itérations on obtient le résultat de la figure 4.27. En fait on observe que l'algorithme converge quand même, mais la forme d'onde estimée est plus éloignée de la forme recherchée et l'estimation des temps de retard ne peut que souffrir de ce phénomène.

#### 4.8.7 Performances pour un trajet unique en présence de distorsions

Pour compléter l'étude de l'estimation des distorsions nous présentons ici les performances de l'estimateur d'un temps de retard unique en terme de biais d'écart-type et d'EQM, comme dans le paragraphe 4.7.6, mais en présence de distorsions. La distorsion est la même

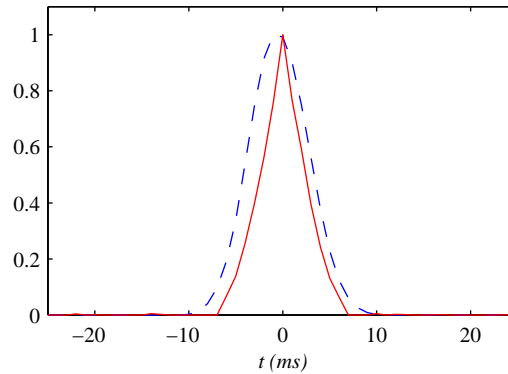


FIG. 4.27 – Comparaison entre le signal déformé simulé (--)  
et le signal déformé estimé (-)  
lorsqu'on ne fait pas la concaténation.

que celle utilisée dans le paragraphe précédent. La déconvolution est effectuée avec la forme réelle de  $z_d(t)$ . Pour chaque valeur du RSB on génère encore 5000 réalisations indépendantes. Les résultats obtenus sont présentés sur les figures 4.28(a) à 4.28(f) et comparés à ceux obtenus en faisant une détection de maximum sur  $y(t)$ .

On constate maintenant que les performances de l'algorithme  $l_1$  sont toujours supérieures à celle obtenues avec la détection de maximum sur le signal  $y(t)$ , contrairement au cas sans déformation traité dans le paragraphe 4.7.6. En fait maintenant que le signal a perdu sa forme "pointue" pour une forme plus arrondie, la détection de maximum est moins précise et plus sensible au bruit. Par contre, l'algorithme de norme  $l_1$  qui intègre la forme entière du signal a les mêmes performances que précédemment et donc se comporte mieux. L'amélioration liée à la prise en compte des distorsions est surtout sensible pour l'estimation des temps d'arrivées des trajets qui s'avère être le paramètre le plus important pour la tomographie.

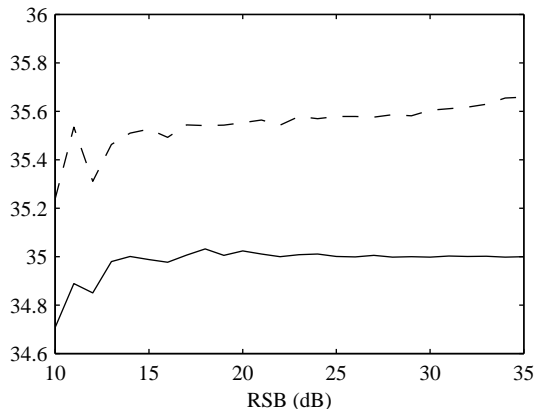
#### 4.8.8 Performances pour deux trajets en présence de distorsions

Nous allons maintenant nous intéresser aux performances de l'algorithme en présence de distorsions lorsque le signal est constitué de deux trajets. Pour cela on réalise les mêmes simulations que dans le paragraphe 4.7.7 à ceci près que l'on intègre des distorsions dans la chaîne de simulation. On se place dans le cas où les phases des deux trajets sont uniformes. Les résultats obtenus sont donc à comparer avec ceux des figures 4.16 et 4.17.

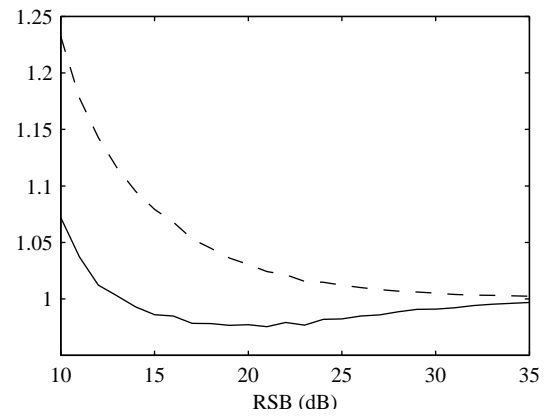
Les résultats fournis par la méthode  $l_1$  sont comparés à ceux obtenus en faisant une détection de maximum sur  $y(t)$  et sont présentés sur les figures 4.29(a) à 4.29(f).

On peut énoncer quelques remarques par rapport aux résultats obtenus :

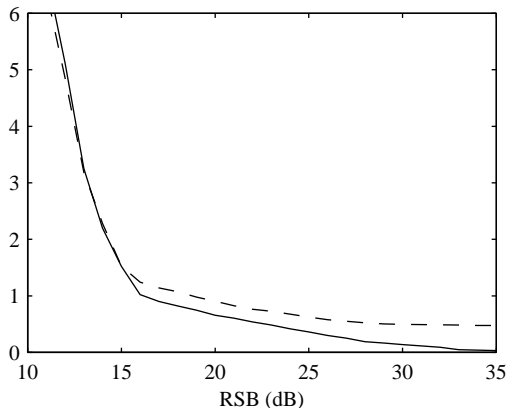
- ◇ lorsque l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$  est grand, la méthode  $l_1$  fournit un estimateur sans biais des



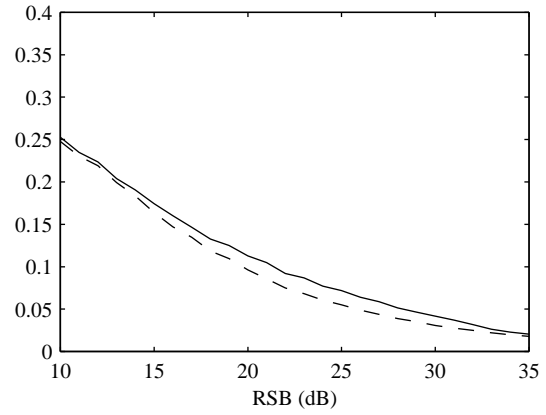
(a) Retard moyen estimé.



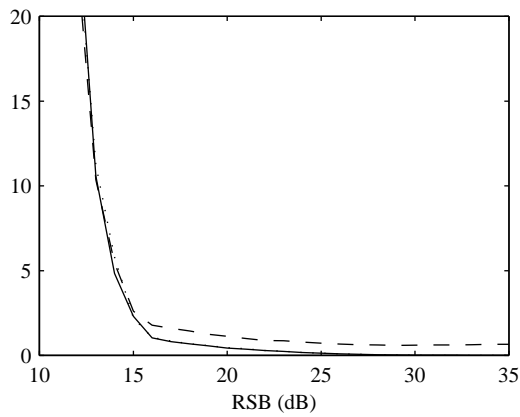
(b) Amplitude moyenne estimée.



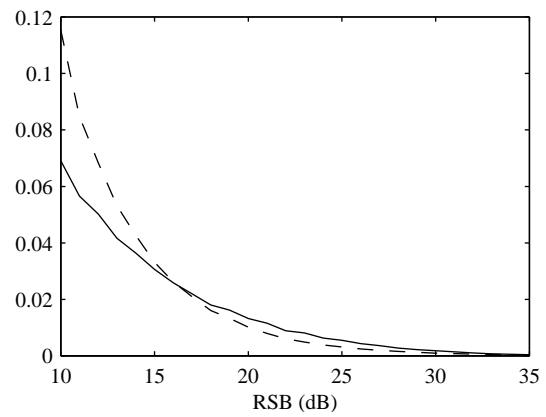
(c) Ecart-type sur le retard.



(d) Ecart-type sur l'amplitude.



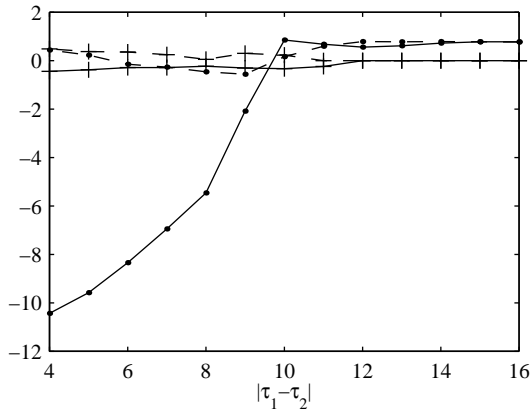
(e) EQM sur le retard.



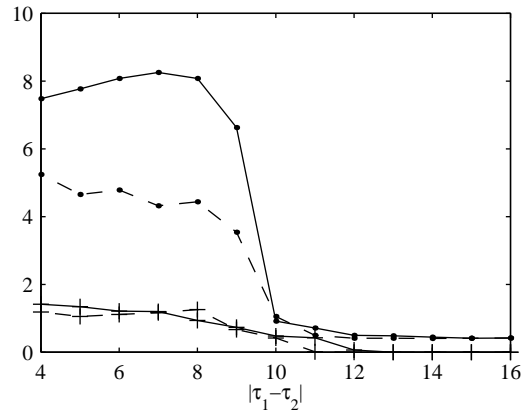
(f) EQM sur l'amplitude.

FIG. 4.28 – Performances des estimateurs de temps de retard et d'amplitude en présence de distorsions. (—) algorithme de norme  $l_1$ , (---) détection de maximum.

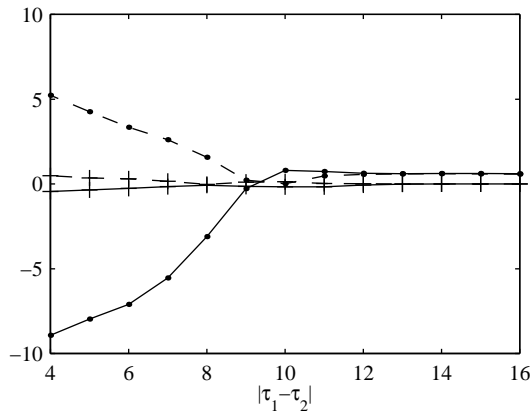




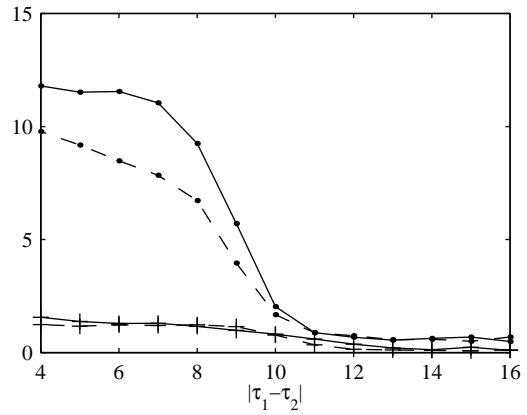
(a) Biais à 40 dB.



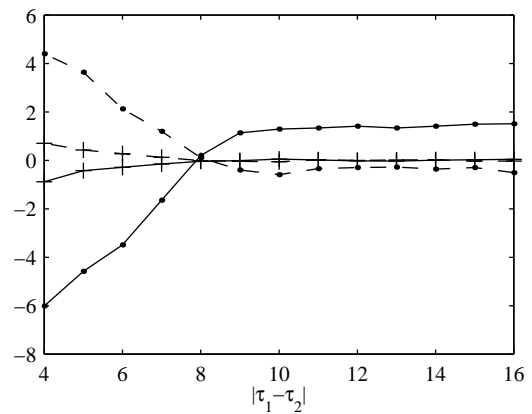
(b) Ecart-type à 40 dB.



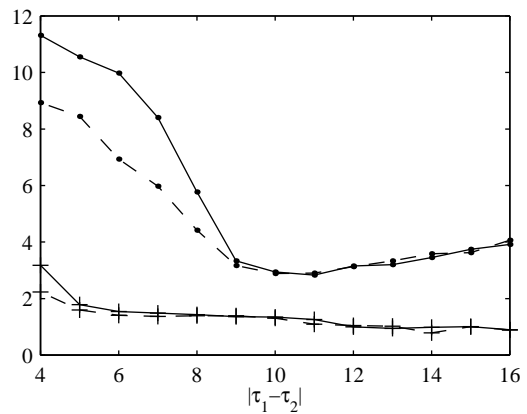
(c) Biais à 30 dB.



(d) Ecart-type à 30 dB.



(e) Biais à 20 dB.



(f) Ecart-type à 20 dB.

FIG. 4.29 – Performances des estimateurs de 2 temps de retard à 40 dB, 30 dB et 20 dB en présence de distorsions. (---) trajet 1 (—) trajet 2. (+) algorithme de norme  $l_1$ , (.) détection de maximum.

temps de retard, contrairement à la détection de maximum, phénomène déjà mis en évidence dans le cas d'un trajet unique sur la figure 4.28(a) ;

- ◇ lorsque l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$  devient inférieur à 10 échantillons soit  $1.2\theta$ , par la méthode de détection de maximum on ne peut plus détecter les deux maxima mais seulement un seul. La valeur du retard estimée est située entre les deux retards réels. Lorsque l'on recherche un deuxième maximum on obtient une valeur aberrante, d'où un biais et un écart-type très important ;
- ◇ les performances de l'algorithme  $l_1$  ne diminuent que lentement lorsque le rapport signal à bruit diminue ;
- ◇ on peut remarquer que les performances de l'algorithme  $l_1$  ne sont que très peu diminuées par rapport au cas où il n'y a pas de distorsions (fig. 4.16 et 4.17 §4.7.7).

## 4.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthode de déconvolution des signaux reçus en sortie d'un détecteur quadratique. On a vu que cette méthode permet d'aboutir à un critère de formulation simple, et facile à optimiser. Les simulations présentées ont mis en évidence le bon comportement de l'algorithme même en présence de trajets proches, et ont permis de quantifier les dégradations de performances dues aux approximations faites dans l'expression du critère du maximum *a posteriori* en sortie du détecteur quadratique. Ces limitations ne doivent pas faire oublier les performances globalement très satisfaisantes de l'algorithme et largement suffisantes pour traiter la plupart des signaux de tomographie.

Dans un deuxième temps nous nous sommes intéressés à l'étude de signaux ayant subi des distorsions, ce qui correspond de façon plus réaliste à la pratique. Nous avons mis en évidence l'importance de la prise en considération de ces distorsions lors de la déconvolution et nous avons proposé un algorithme simple et efficace pour résoudre ce problème. On a observé dans ce cas un meilleur comportement de l'algorithme  $l_1$  par rapport à une détection de maximum lorsque le signal n'est constitué que d'un trajet, puis de deux trajets.

L'approche développée ici, par son faible coût de calcul, l'absence de risques de convergence de l'algorithme vers des optima locaux et une capacité de séparation des pics proches tout à fait satisfaisantes devrait permettre d'envisager l'automatisation du traitement des traces tomographiques.

Comme nous l'avons observé sur les simulations la déconvolution fait apparaître des pics parasites d'amplitude faible. Ceux-ci seront supprimés lors du traitement bi-dimensionnel d'un ensemble de traces successives (Chapitre 6).



## Chapitre 5

# Méthodes MCMC pour la TAO

### 5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons proposer une seconde méthode de déconvolution. Inspiré des méthodes de déconvolution sismique le travail présenté ici a été effectué avec la collaboration de O. Rosec [Ros00, PRCB00, RPCB00].

Rappelons que la première méthode de déconvolution que nous avons présentée au chapitre 4 exploite les sorties d'un détecteur quadratique. On considère donc le signal  $y(t)$  égal au carré du module du signal obtenu après démodulation et filtrage adapté. On a vu qu'on aboutit alors à un critère simple à optimiser, qui fournit des résultats tout à fait satisfaisants. On a vu aussi qu'à cause des approximations effectuées lors de la définition du signal  $y(t)$  les résultats peuvent se trouver altérés lorsque l'on est en présence de trajets très proches.

Afin de s'affranchir de ces limitations, nous allons considérer, lorsqu'il est disponible, le signal obtenu en sortie des filtres adaptés. On doit alors traiter une information à valeurs complexes, dont les parties réelles et imaginaires sont fournies par les sorties des voies en phase et en quadrature du démodulateur. Pour éviter les problèmes de maxima locaux rencontrés avec les critères de maximum de vraisemblance, on adoptera une technique d'optimisation basée sur la simulation. Ces approches sont particulièrement intéressantes pour l'optimisation des critères bayésiens. L'approche bayésienne retenue ici permet de plus d'incorporer naturellement au critère à optimiser les informations *a priori* concernant le phénomène étudié et on a déjà mis en évidence son intérêt pour la TAO dans les chapitres précédents. Enfin, nous allons voir que le problème peut être vu comme un problème de déconvolution d'un processus Bernoulli-Gaussien et optimisé à l'aide de méthodes de Monte-Carlo par Chaînes de Markov (MCMC) [Rob96].

Dans un premier temps on considérera le problème d'estimation des temps de retards lorsque le signal émis est connu et on verra qu'au prix de calculs plus lourds, les résultats

obtenus avec la méthode développée au chapitre précédent peuvent être améliorés. Ensuite on abordera le problème de déconvolution aveugle pour résoudre les cas où le signal subit des distorsions au cours de la propagation et est donc inconnu.

## 5.2 Les méthodes MCMC : généralités

### 5.2.1 Intérêts des méthodes de Monte-Carlo

L'intérêt des méthodes de simulation de Monte-Carlo est de permettre la résolution de trois types de problèmes :

- ◇ les problèmes d'intégration ;
- ◇ les problèmes d'optimisation ;
- ◇ la génération de variables aléatoires.

Dans de nombreuses situations les problèmes d'intégration et d'optimisation (et en particulier ceux qui apparaissent en estimation bayésienne) n'admettent pas de solution analytique. De plus, des difficultés apparaissent rapidement lors de la résolution numérique de l'un ou l'autre de ces problèmes. En particulier, les méthodes d'optimisation classiques basées sur des procédures déterministes sont sensibles à l'initialisation et convergent généralement vers des optima locaux.

Une façon de lever ces difficultés consiste à utiliser des techniques de simulations de Monte-Carlo. Lorsqu'elles font appel aux chaînes de Markov on parle de méthodes de Monte-Carlo par Chaînes de Markov (MCMC). La simulation de processus markoviens permet en particulier de s'affranchir des difficultés rencontrées lors de la simulation de variables aléatoires indépendantes.

#### Problèmes d'intégration

Considérons l'intégrale à calculer :

$$I = \int f(x)\pi(x)dx \quad (5.1)$$

où  $\pi$  est une densité de probabilité.  $I$  peut être interprétée comme l'espérance mathématique de  $f(X)$  quand  $X$  est distribuée selon la loi de densité  $\pi$  :

$$I = \int f(x)\pi(x)dx = \mathbb{E}_\pi[f(X)]. \quad (5.2)$$

En utilisant la loi forte des grands nombres, on peut obtenir une approximation de l'espérance mathématique par une moyenne empirique. Ainsi on peut calculer une approximation

numérique de  $I$  en simulant  $N$  réalisations  $X_1, \dots, X_N$  de densité commune  $\pi(x)$  et dans ce cas l'expression :

$$I_N(f) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(X_k) \quad (5.3)$$

fournit un estimateur sans biais de  $I$ .

Les méthodes MCMC sont particulièrement adaptées aux problèmes d'intégration dans des espaces à grandes dimensions par le fait que leur complexité est linéaire en  $N$ , alors qu'un algorithme déterministe va nécessiter une complexité de l'ordre de  $T^N$  où  $T$  est le nombre de valeurs choisies pour le quadrillage de  $R^N$  suivant chaque dimension.

### Problèmes d'optimisation

Soit un problème d'optimisation de la forme :

$$x^* = \arg \max f(x), \quad (5.4)$$

ou de manière équivalente :

$$f(x^*) \geq f(x) \quad \text{pour tout } x. \quad (5.5)$$

Cette maximisation est difficile à obtenir lorsque la fonction  $f$  possède des minima locaux [Vat01]. Ce type de problème peut être résolu simplement par un algorithme de simulation connu, l'algorithme du recuit simulé [GG84].

Ce type de technique est particulièrement adapté pour les fonctions de la forme :

$$f(\Theta) = \mathbb{E}[X|\Theta] \quad (5.6)$$

que l'on envisagera dans la suite.

### Génération de variables aléatoires

Nous avons vu que les problèmes d'intégration et d'optimisation peuvent être résolus par les méthodes de Monte-Carlo. Cependant pour les mettre en oeuvre, il faut être capable de générer des échantillons  $X_1, \dots, X_N$  suivant une loi donnée.

Il existe plusieurs méthodes de simulations de variables aléatoires :

- ◇ l'inversion de la fonction de répartition,
- ◇ la méthode de Box et Muller pour générer une loi gaussienne,
- ◇ l'algorithme d'acceptation-rejet,

mais celles-ci souffrent de plusieurs limitations et certaines lois ne peuvent pas être simulées directement. Les méthodes de Monte-Carlo par Chaînes de Markov apportent une solution à ce problème. Le principe est de simuler une chaîne de Markov  $(X_n)_{n \geq 1}$ , telle que  $X_n$  converge en loi vers la loi que l'on cherche à atteindre dite *loi objectif*.

## 5.2.2 Les méthodes MCMC pour l'estimation bayésienne

### Estimateurs bayésiens de $\Theta$

Supposons que l'on dispose d'un certain nombre d'observations  $y_1, \dots, y_N$  qui dépendent aléatoirement d'un certain paramètre  $\Theta$ . On dispose par ailleurs de la loi des observations sachant  $\Theta$ . Le problème consiste à estimer  $\Theta$  au vu des observations  $y_1, \dots, y_N$ .

L'approche bayésienne consiste à considérer le paramètre inconnu  $\Theta$  comme une variable aléatoire, de loi *a priori*  $p(\Theta)$ . Comme on l'a déjà vu au chapitre 3 une façon d'obtenir  $\Theta^*$  est de considérer l'estimateur du maximum *a posteriori* :

$$\Theta^* = \arg \max_{\Theta} p(\Theta | \mathbf{y}), \quad (5.7)$$

où  $p(\Theta | \mathbf{y})$  est la loi *a posteriori* et s'obtient d'après la règle de Bayes :

$$p(\Theta | \mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y} | \Theta)p(\Theta)}{p(\mathbf{y})} \quad (5.8)$$

Un autre estimateur de  $\Theta$  est fourni par la moyenne *a posteriori* (estimateur du minimum d'erreur quadratique moyenne, Minimum Mean Square Error, MMSE) dont l'expression est donnée par :

$$\Theta^* = \mathbb{E}[\Theta | \mathbf{y}] = \int \Theta p(\Theta | \mathbf{y}) d\Theta. \quad (5.9)$$

Celui-ci correspond aux fonctions de coût du type :

$$L(\Theta^*, \Theta) = (\Theta^* - \Theta)Q(\Theta^* - \Theta)^\top, \quad (5.10)$$

où  $Q$  est une matrice définie positive.

### Intérêt des méthodes MCMC

Les estimateurs précédents s'expriment directement à partir de la loi *a posteriori*  $p(\Theta | \mathbf{y})$ . Si  $p(\mathbf{y} | \Theta)$  et  $p(\Theta)$  sont connues, il n'en est pas de même de la loi des observations  $p(\mathbf{y})$  :

$$p(\mathbf{y}) = \int p(\Theta)p(\mathbf{y} | \Theta) d\Theta, \quad (5.11)$$

intégrale le plus souvent difficilement calculable.

Ainsi la loi  $p(\Theta | \mathbf{y})$  n'est souvent définie qu'à un facteur multiplicatif près ( $1/p(\mathbf{y})$ ):

$$p(\Theta | \mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y} | \Theta)p(\Theta). \quad (5.12)$$

Dans ce cas l'utilisation des méthodes MCMC est particulièrement intéressante puisqu'elles permettent de simuler la loi de densité  $p(\Theta | \mathbf{y})$  sans que le facteur  $\int p(\Theta)p(\mathbf{y} | \Theta) d\Theta$  n'ait besoin d'être connu (algorithme de Hastings-Metropolis [Rob96]).

### 5.2.3 L'échantillonneur de Gibbs

Nous présentons maintenant un algorithme MCMC, l'algorithme d'échantillonnage de Gibbs. Celui-ci est utilisé pour simuler une distribution  $\pi(x)$  quand :

1.  $x$  admet une décomposition de la forme

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N) \quad (5.13)$$

2. les lois conditionnelles

$$p_i(x_i | x_{-i}), \quad (5.14)$$

où  $x_{-i} = (x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_N)$  et  $p_i(x_i | x_{-i})$  représente la densité de la loi de  $x_i$  sachant  $x_{-i}$ , sont simulables.

En fait le principe est de simuler  $x$  composante par composante. Un passage de l'échantillonneur de Gibbs se décompose de la façon suivante : sachant  $x^t = (x_1^t, x_2^t, \dots, x_N^t)$  générer  $x^{t+1}$  comme suit :

$$\begin{aligned} x_1^{t+1} &\sim p_1(x_1 | x_2^t, \dots, x_N^t) \\ x_2^{t+1} &\sim p_2(x_2 | x_1^{t+1}, x_3^t, \dots, x_N^t) \\ &\vdots \\ x_i^{t+1} &\sim p_i(x_i | x_1^{t+1}, \dots, x_{i-1}^{t+1}, x_{i+1}^t, \dots, x_N^t) \\ &\vdots \\ x_N^{t+1} &\sim p_N(x_N | x_1^{t+1}, \dots, x_{N-1}^{t+1}) \end{aligned} \quad (5.15)$$

### 5.2.4 Conclusion

On vient de rappeler que les méthodes MCMC permettent de résoudre les problèmes d'optimisation d'intégration et de génération de variables aléatoires. On va maintenant voir comment les appliquer à notre problème.

## 5.3 Déconvolution Bernoulli-Gaussienne par une approche MCMC

### 5.3.1 Présentation du modèle

#### Rappels

Le signal auquel nous allons nous intéresser est le signal complexe  $\underline{x}(t)$  disponible en sortie des filtres adaptés (figure 5.1).



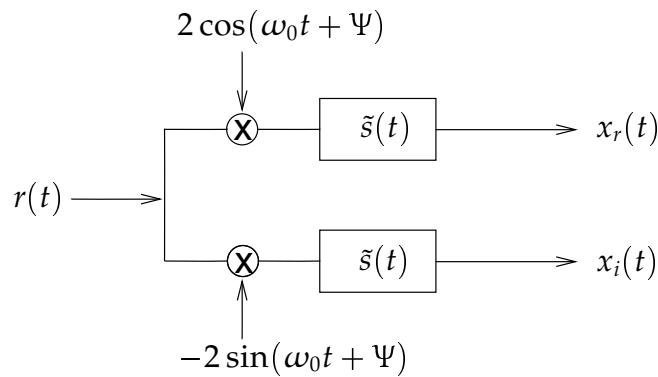


FIG. 5.1 – Schéma des post-traitements.

On a vu au chapitre 3 que l'expression de  $\underline{x}(t)$  est donnée par :

$$\underline{x}(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \exp(j\phi_p) \Lambda(t - \tau_p) + \underline{h}(t). \quad (5.16)$$

où  $\underline{h}(t)$  est un bruit blanc gaussien circulaire de variance  $\sigma_{\underline{h}}^2 = 2\sigma_b^2$ . On se trouve alors ici face à un problème de déconvolution en présence de bruit gaussien.

Avec les notations utilisées au chapitre précédent, le signal complexe  $\underline{x}(t)$  obtenu en sortie des filtres adaptés a pour expression :

$$\underline{x}(t) = (\Lambda * \underline{h})(t) + \underline{h}(t), \quad (5.17)$$

$$\text{où } \begin{cases} \Lambda(t) = (s * \tilde{s})(t), \\ \underline{h}(t) = \sum_{p=1}^P \underline{\alpha}_p \delta(t - \tau_p), \\ \underline{\alpha}_p = \alpha_p \exp(j\phi_p), \\ \underline{h}(t) = b_1(t) + i b_2(t). \end{cases}$$

Après discrétisation, l'observation échantillonnée  $\underline{x} = (\underline{x}(n))_{n=1,L'}$  s'écrit :

$$\underline{x} = S_{\Lambda} \underline{h} + \underline{b}, \quad (5.18)$$

où  $S_{\Lambda}$  est la matrice de convolution de  $\Lambda(t)$ , dont les colonnes contiennent des versions décalées de  $\Lambda(t)$ .  $\underline{x}$ ,  $\underline{h}$  et  $\underline{b}$  sont les vecteurs associés aux signaux  $\underline{x}(t)$ ,  $\underline{h}(t)$  et  $\underline{b}(t)$ .

### Introduction du modèle Bernoulli-Gaussien [Men90, CCL96]

Quand aucune information *a priori* sur  $\underline{h}$  n'est disponible, le problème de déconvolution est équivalent à la maximisation de la vraisemblance, donnée par :

$$p(\underline{x} | \underline{\tau}, \underline{\alpha}) = \frac{1}{(\pi\sigma_{\underline{b}}^2)^L} \exp \frac{-(\underline{x} - S_{\Lambda} \underline{h})^H (\underline{x} - S_{\Lambda} \underline{h})}{\sigma_{\underline{b}}^2}. \quad (5.19)$$

Le principal inconvénient de l'estimation au sens du maximum de vraisemblance est qu'elle ne tient pas compte du fait que la fonction  $\underline{h}$  est une série temporelle de temps d'arrivée, et ne contient qu'un nombre limité de composantes non nulles.

Une façon de régulariser le problème est alors d'introduire une variable de Bernoulli  $q(n)$ , pour tenir compte de la présence ou non d'un trajet à chaque instant  $n$  [Men90, CCL96].

Ainsi,  $\underline{h}(n)$  peut être modélisé comme un processus Bernoulli-Gaussien, défini par :

$$\underline{h}(n) \sim \eta \mathcal{N}(0, \sigma_1^2) + (1 - \eta) \mathcal{N}(0, \sigma_0^2), \quad (5.20)$$

et

$$\eta = P(q(n) = 1) = 1 - P(q(n) = 0) \quad (5.21)$$

où :

- ◇  $\eta$  est la probabilité *a priori* de trouver un trajet à l'échantillon  $n$ , c'est-à-dire la fréquence d'apparition d'un retard sur la durée de l'observation ; lorsqu'il est inconnu on peut le modéliser par une loi bêta  $Be(\alpha, \beta)$  [Ros00] dont l'expression est donnée par :

$$Be(x; \alpha, \beta) \propto x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1} \mathbb{1}_{[0,1]}(x). \quad (5.22)$$

- ◇  $q(n)$  traduit l'état à l'instant  $n$  (arrivée ou non d'un trajet à cet instant) ;
- ◇  $\sigma_0^2$  est la puissance moyenne du bruit ;
- ◇  $\sigma_1^2$  est la puissance moyenne des amplitudes du signal utile.

Lorsque  $\sigma_0^2$  et  $\sigma_1^2$  sont inconnues un choix classique pour les modéliser est la distribution inverse gamma  $\mathcal{IG}(\alpha, \beta)$  [Ros00] dont l'expression est donnée par :

$$\mathcal{IG}(x; \alpha, \beta) \propto x^{-\alpha-1} \exp(-\beta/x) \mathbb{1}_{[0,+\infty[}(x). \quad (5.23)$$

En théorie, on a un processus Bernoulli-Gaussien si  $\sigma_0^2 = 0$ . Pourtant, comme la vraisemblance de la distribution de Dirac n'est pas définie, on introduit une variance non nulle  $\sigma_0^2 \ll \sigma_1^2$ .

En géophysique, ce modèle est utilisé pour caractériser la réflectivité de la subsurface, et  $\sigma_0^2$  décrit les petites hétérogénéités dans les couches sédimentaires [Lav95]. Dans le domaine nucléaire,  $\sigma_0^2$  modélise des perturbations au niveau du récepteur. De plus, il convient de fixer  $\sigma_0^2 > 0$  pour assurer la convergence de la technique d'estimation que l'on va envisager.

### 5.3.2 L'approche MCMC

#### Formalisme

Ici, le problème qui nous intéresse est d'étudier la vraisemblance *a posteriori*  $p(\underline{f}|\underline{x})$  où :

- ◇  $\underline{f} = (\underline{h}, \underline{q})$  sont appelées les données manquantes,

◇  $(\underline{f}, \underline{x})$  sont les données complétées, et  $p(\underline{f}|\underline{x})$  la vraisemblance complétée.

En utilisant la règle de Bayes, la vraisemblance *a posteriori*  $p(\underline{f}|\underline{x})$  s'écrit :

$$p(\underline{f}|\underline{x}) = \frac{p(\underline{x}|\underline{f})p(\underline{f})}{p(\underline{x})} \quad (5.24)$$

En omettant le terme constant  $p(\underline{x})$ , et en remarquant que  $p(\underline{f}) = p(\underline{h}|\underline{q})p(\underline{q})$  cette densité peut encore s'écrire :

$$p(\underline{f}|\underline{x}) \propto p(\underline{x}|\underline{f})p(\underline{h}|\underline{q})p(\underline{q}). \quad (5.25)$$

### Définition de $p(\underline{f}|\underline{x})$

En considérant les  $q(n)$  indépendants entre eux, on peut écrire :

$$p(\underline{q}) = \prod_{n=1}^L p(q(n)), \quad (5.26)$$

avec :

$$p(q(n)) = \eta^{q(n)}(1 - \eta)^{1-q(n)}. \quad (5.27)$$

De même, si conditionnellement aux  $q(n)$  les  $\underline{h}(n)$  sont indépendants entre eux, on peut écrire :

$$p(\underline{h}|\underline{q}) = \prod_{n=1}^L p(\underline{h}(n)|q(n)), \quad (5.28)$$

avec :

$$p(\underline{h}(n)|q(n)) = \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{\underline{h}(n)}{\sigma_1^2}\right) \right]^{q(n)} \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \exp\left(-\frac{\underline{h}(n)}{\sigma_0^2}\right) \right]^{1-q(n)}. \quad (5.29)$$

Il reste à exprimer la densité  $p(\underline{x}|\underline{f})$ . Celle-ci est donnée par l'expression (5.19) en remarquant que  $p(\underline{x}|\underline{f}) = p(\underline{x}|\underline{\tau}, \underline{\alpha})$ .

Après quelques calculs simples, on obtient la log-vraisemblance *a posteriori* :

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\underline{h}, \underline{q}|\underline{x}) = & -\frac{(\underline{x} - S_{\wedge} \underline{h})^H (\underline{x} - S_{\wedge} \underline{h})}{\sigma_b} - \frac{\underline{h}^H D \underline{h}}{\sigma_1^2} \\ & - \frac{\underline{h}^H (I - D) \underline{h}}{\sigma_0^2} + n_1(\underline{q}) \left[ \frac{1 - \eta}{\eta} \frac{\sigma_1}{\sigma_0} \right], \end{aligned} \quad (5.30)$$

avec  $D = \text{diag}(\underline{q})$ , et  $n_1(\underline{q}) = \sum_{n=1}^N q(n)$ . Notons que pour un vecteur donné  $\underline{q}$ ,  $\mathcal{L}$  est une fonction quadratique de  $\underline{h}$ , et son maximum peut donc être obtenu directement. Malheureusement, par le coût des calculs engendré, l'étude de  $\mathcal{L}$  pour les  $2^N$  séquences  $\underline{q}$  possibles devient rapidement prohibitive lorsque  $N$  croît.

Pour éviter ce problème, il est possible d'utiliser des méthodes de simulations. Pour notre application, supposons que nous pouvons générer une séquence d'échantillons indépendants

$\{(\underline{h}^{(m)}, \mathbf{q}^{(m)}), m = 1, \dots, M\}$  selon la loi de densité  $p(\underline{h}, \mathbf{q} | \underline{x})$ . On peut ensuite utiliser ces échantillons de deux façons :

- ◇ en cherchant l'estimateur du maximum *a posteriori* :

$$(\underline{h}^*, \mathbf{q}^*) = \arg \max_{(\underline{h}, \mathbf{q})} p(\underline{h}, \mathbf{q} | \underline{x}). \quad (5.31)$$

On peut l'obtenir en appliquant l'algorithme du recuit simulé [GG84].

- ◇ en calculant les espérances conditionnelles  $\mathbb{E}[\mathbf{q} | \underline{x}]$  et  $\mathbb{E}[\underline{h} | \mathbf{q}, \underline{x}]$ . On aboutit à l'estimateur du minimum d'erreur quadratique moyenne (éq. (5.9)) :

$$\mathbf{q}^* = \mathbb{E}[\mathbf{q} | \underline{x}] \quad \text{et} \quad \underline{h}^* = \mathbb{E}[\underline{h} | \mathbf{q}^*, \underline{x}]. \quad (5.32)$$

ce qui correspond à une stratégie de détection de type MPM (Maximum Posterior Mode) [Cha89].

Pour des raisons de coûts de calculs on choisira la seconde solution.

La résolution de ces problèmes passe par celui de la simulation de  $(\underline{h}, \mathbf{q})$  selon leur loi *a posteriori*. Malheureusement, la simulation directe de vecteurs longs est difficile dès lors que leurs lois ne sont pas triviales. Une approche possible pour résoudre ce problème consiste à utiliser les méthodes MCMC (Monte Carlo Markov Chain).

### 5.3.3 L'échantillonneur de Gibbs : application au problème étudié

Ici on simule itérativement chacune des données manquantes  $(\underline{h}^{(i)}, \mathbf{q}^{(i)})$  pour  $i = 1, \dots, L$ . Cela peut être fait en montrant que (cf [Lav95]) conditionnellement à  $\{\underline{h}^{(j)}, \mathbf{q}^{(j)}, j \neq n\}$ ,  $(\underline{h}^{(n)}, \mathbf{q}^{(n)})$  peut s'écrire comme un mélange de lois gaussiennes. Cette remarque justifie le choix d'un échantillonneur de Gibbs. L'algorithme s'écrit comme suit :

1. Initialisation : choix de  $(\underline{h}^{(0)}, \mathbf{q}^{(0)})$  ;
2. A l'itération  $m \leq M$ , pour  $n = 1, \dots, N$  :
  - ◇ sélection d'un site  $i$  ;
  - ◇ calcul de  $(\underline{h}^{(i)}, \mathbf{q}^{(i)})$  selon  $p(\underline{h}^{(i)}, \mathbf{q}^{(i)} | \underline{x}, \underline{h}^{(j)}, \mathbf{q}^{(j)}, j \neq i)$ .

A chaque itération, les sites sont visités en utilisant une permutation de  $\{1, \dots, N\}$ , ce qui permet d'assurer certaines propriétés de convergence de l'algorithme [Rob96]. Le comportement de l'algorithme peut être divisé en 2 temps : d'abord une période de chauffe de  $M_0$  itérations, puis une période stationnaire où l'on peut supposer que les échantillons simulés sont distribués selon leur loi *a posteriori*.

Ensuite, on calcule pour chaque échantillon  $1 \leq n \leq N$

$$Q(n) = \frac{1}{M - M_0} \sum_{m=M_0+1}^M q^{(m)}(n), \quad (5.33)$$

$$\underline{H}(n) = \frac{1}{M - M_0} \sum_{m=M_0+1}^M \underline{h}^{(m)}(n). \quad (5.34)$$

Puis on applique la règle de décision :

- ◇ si  $Q(n) > 0.5$  choisir  $\hat{q}(n) = 1$  et  $\hat{h}(n) = \underline{H}(n)/Q(n)$
- ◇ sinon choisir  $\hat{q}(n) = 0$  et  $\hat{h}(n) = 0$ .

Le choix du seuil à 0.5 correspond à une valeur souvent utilisée en pratique [Ros00].

### 5.3.4 Quelques résultats de comparaison entre l'algorithme de norme $l_1$ et l'approche MCMC

On va maintenant comparer les 2 méthodes que nous avons présentées sur les simulations suivantes [PRCB00]. Le signal est toujours une SBLM de longueur  $n = 2^9 - 1 = 511$  avec les valeurs  $\pm 1/\sqrt{n}$ . Le temps d'échantillonnage du signal  $y(t)$  est  $\delta = \theta/6$ . On simule 2 trajets retardés de  $\tau_1$  et  $\tau_2$  d'amplitudes 1, pour un rapport signal à bruit égal à 30 dB, ie  $\sigma_b^2 = 10^{-3}$ .

Les résultats sont obtenus pour 2 valeurs de l'écart  $|\tau_1 - \tau_2|$ ,  $\theta$  et  $\theta/2$ . La figure 5.2 montre un exemple des signaux obtenus, à différents endroits de la chaîne de détection. Les (×) représentent les positions réelles des 2 trajets.

Pour chaque scénario, on simule 100 traces, correspondant à 100 réalisations de bruit différentes. La figure 5.3 représente un exemple de résultat obtenu avec chaque méthode. Pour l'implémentation de la méthode de norme  $l_1$  le paramètre  $\lambda$  est choisi égal à  $1/\sigma_b^2$ . Pour la mise en oeuvre de l'algorithme de déconvolution Bernoulli-Gaussienne, les paramètres du modèle sont respectivement  $\sigma_{\underline{b}}^2 = 2.10^{-3}$ ,  $\sigma_1^2 = 1$ ,  $\sigma_0^2 = 10^{-3}$ , et  $\eta = 0.04$ . On fait tourner l'échantillonneur de Gibbs pendant  $M = 500$  itérations et on n'exploite que les 400 dernières.

On s'intéresse seulement ici à l'estimation des temps de retard. Pour cela, on définit  $P_{D_1}$  comme le pourcentage de pics détectés, en autorisant une déviation de 1 échantillon de part et d'autre de la vraie valeur. De plus,  $P_{D_2}$  représente le pourcentage de temps de retards estimés exactement, quand les 2 premiers maxima sont sélectionnés. Les résultats sont présentés dans le tableau 5.1.

On voit ici apparaître l'intérêt de l'utilisation des signaux en sortie des filtres adaptés (quand ils sont disponibles !) par rapport à l'exploitation de la sortie du détecteur quadratique. L'amélioration observée ici est bien entendu imputable au fait que la transformation  $r(t) \rightarrow \underline{x}(t)$  est linéaire, alors que la transformation  $r(t) \rightarrow y(t)$  est non linéaire.

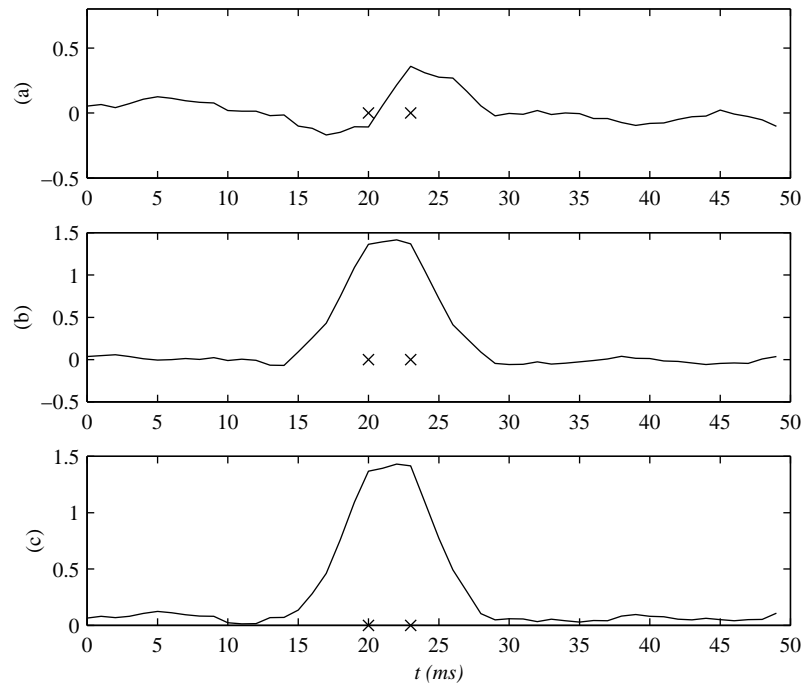


FIG. 5.2 – Exemple de signaux obtenus. (a) Partie réelle de  $\underline{x}(t)$ ; (b) Partie imaginaire de  $\underline{x}(t)$ ; (c) Sortie du détecteur quadratique  $y(t)$ .

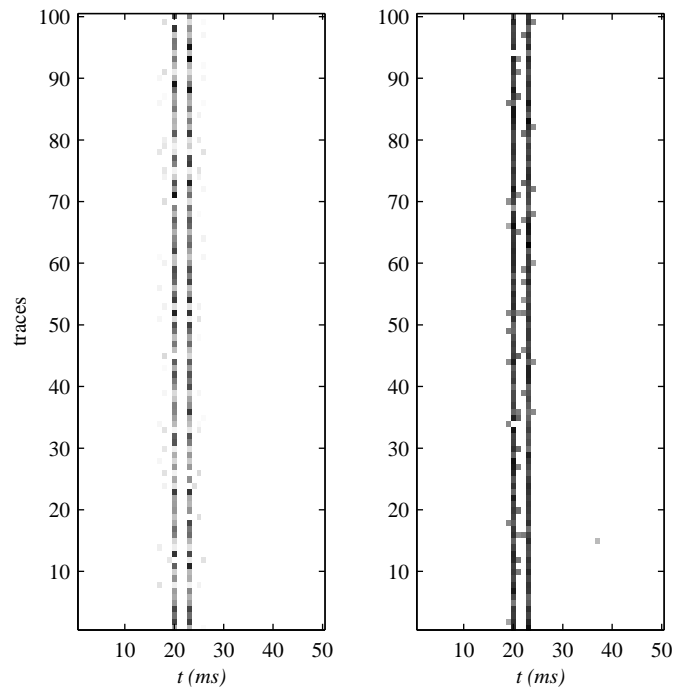


FIG. 5.3 – Résultats obtenus sur 100 traces avec  $|\tau_1 - \tau_2| = \theta/2$ .

(a) Méthode  $l_1$ ; (b) Méthode MCMC.

	$l_1$		MCMC	
$ \tau_1 - \tau_2 $	$\theta$	$\theta/2$	$\theta$	$\theta/2$
$P_{D_1}$	100	96	100	100
$P_{D_2}$	91	88.5	98.5	97.5

TAB. 5.1 – Résultats de détection.

## 5.4 Déconvolution aveugle en présence de distorsions

### 5.4.1 Formulation du problème

Considérons comme dans le chapitre précédent le schéma de la figure 5.4 pour modéliser la propagation en présence de distorsions.

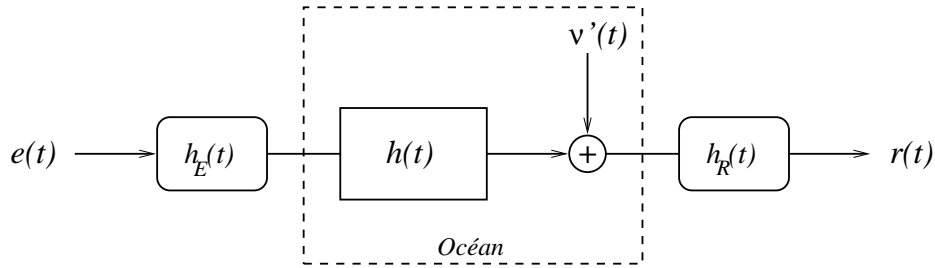


FIG. 5.4 – Schéma du canal sous-marin.

$d(t) = (h_E * h_R)(t)$  est la réponse impulsionnelle globale qui modélise l'effet des distorsions. En gardant les mêmes notations il s'ensuit que :

◇ l'expression du signal reçu  $r(t)$  est :

$$r(t) = (e * h * d)(t) + \nu(t) \quad (5.35)$$

◇ après filtrage adapté l'expression du signal  $\underline{x}(t)$  devient :

$$\underline{x}(t) = (\Lambda_d * \underline{h})(t) + \underline{b}(t) \quad (5.36)$$

où  $\underline{b}(t)$  est de variance  $\sigma_{\underline{b}}^2 = 2\sigma_b^2$ . On se retrouve face au problème de l'estimation conjointe de la fonction d'autocorrélation déformée  $\Lambda_d(t)$  et de la réponse impulsionnelle de l'océan  $\underline{h}(t)$ . Le problème est similaire à ceux rencontrés en sismique en déconvolution aveugle [Ros00].

## 5.4.2 Estimation des paramètres

### Présentation du modèle

Après discrétisation l'équation (5.36) peut se réécrire :

$$\underline{x}(n) = \sum_{m=-M}^M \Lambda_d(m) \underline{h}(n-m) + \underline{b}(n). \quad (5.37)$$

Soient  $\underline{x} = (\underline{x}(n))$ ,  $\underline{h} = (\underline{h}(n))$ , et  $\underline{b} = (\underline{b}(n))$  les vecteurs issus de la discrétisation des signaux  $\underline{x}(t)$ ,  $\underline{h}(t)$  et  $\underline{b}(t)$ , avec  $n = 1, \dots, L$ .  $\Lambda_d = (\Lambda_d(m))$  pour  $m = -M, \dots, M$  est le vecteur issu du signal  $\Lambda_d(t)$ .

Pour identifier  $\Lambda_d$  une approche classique consiste à modéliser  $\underline{h}$  comme un bruit blanc gaussien et à estimer  $\Lambda_d$  en utilisant les statistiques d'ordre supérieure du signal observé  $\underline{x}$ . Mais ce type de méthode n'utilise pas d'information sur  $\underline{h}$  et est très sensible au bruit.

Comme dans le paragraphe précédent, pour tenir compte du fait que le vecteur  $\underline{h}$  ne possède qu'un nombre limité de composantes non nulles on introduit la variable  $\eta$  pour modéliser la présence d'un trajet :

$$\eta = P(q(n) = 1) = 1 - P(q(n) = 0), \quad (5.38)$$

et alors  $\underline{h}(n)$  peut être modélisé comme un processus Bernoulli-Gaussien par :

$$\underline{h}(n) \sim \eta \mathcal{N}(0, \sigma_1^2) + (1 - \eta) \mathcal{N}(0, \sigma_0^2), \quad (5.39)$$

où  $\sigma_1^2$  représente la variance des amplitudes des trajets.

On définit les variables manquantes du problème :

$$\underline{f} = (\underline{q}, \underline{h}) \quad (5.40)$$

et le vecteur des paramètres à estimer est le vecteur  $\Theta = (\Lambda_d, \eta, \sigma_1^2, \sigma_b^2)$

### L'approche bayésienne

Le problème consiste maintenant à optimiser la vraisemblance *a posteriori* suivante :

$$p(\underline{x}; \Theta) = \int p(\underline{x}, \underline{f}; \Theta) d\underline{f} \quad (5.41)$$

avec :

$$p(\underline{x}, \underline{f}; \Theta) = p(\underline{x} | \underline{f}; \Theta) p(\underline{h} | \underline{q}; \Theta) p(\underline{q}; \Theta) \quad (5.42)$$

La maximisation de la vraisemblance  $p(\underline{x}; \Theta)$  (5.41) est un problème compliqué qui ne peut pas être envisagé de façon directe. Pour contourner ce problème Dempster et al. [DLR77] ont proposé d'utiliser l'algorithme EM (Expectation Maximization) dont l'intérêt est de permettre un découplage de l'estimation des différents paramètres.



### Formulation de l'algorithme EM

Etant donnée une réalisation des variables manquantes  $\underline{f}$  on peut maximiser le critère (5.42). On aboutit alors au vecteur  $\hat{\Theta} = (\hat{\Lambda}_d, \hat{\eta}, \hat{\sigma}_1^2, \hat{\sigma}_b^2)$  avec :

$$\hat{\Lambda}_d = (S_{\underline{h}} S_{\underline{h}}^H)^{-1} S_{\underline{h}} \underline{x} \quad (5.43)$$

$$\hat{\eta} = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L q(n) \quad (5.44)$$

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{\sum_{n=1}^L |h(n)|^2 q(n)}{\sum_{n=1}^L q(n)} \quad (5.45)$$

$$\hat{\sigma}_b^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^L |\underline{x}(n) - (\hat{\mathbf{g}} * \underline{h})(n)|^2 \quad (5.46)$$

où  $S_{\underline{h}}$  est la matrice de convolution de  $\underline{h}$ .

Le principe de l'algorithme EM consiste à estimer itérativement les paramètres selon le schéma suivant :

1. Etape E : Calcul de  $Q(\Theta, \Theta^{(k-1)}) = \mathbb{E}[\ln p(\underline{x}, \underline{f}; \Theta | \underline{x}, \Theta^{(k-1)})]$  ;
2. Etape M : Maximisation de  $Q(\Theta, \Theta^{(k-1)})$  par rapport à  $\Theta$

L'algorithme obtenu souffre de 2 inconvénients majeurs. D'abord, son caractère déterministe fait que sa convergence va dépendre de l'initialisation. Ensuite, l'espérance conditionnelle n'est pas calculable. C'est pourquoi, nous utilisons les méthodes de Monte-Carlo, pour approximer  $Q(\Theta, \Theta^{(k-1)})$  dans l'étape E par des échantillons de  $p(\underline{f} | \underline{x}; \Theta^{(k)})$ . Cet algorithme est l'algorithme SEM (Stochastic EM)[CD85, CG96].

### L'algorithme SEM

L'algorithme SEM (Stochastic EM)[CD85, CG96] est défini par la procédure itérative suivante :

1. Etape E : Simulation de  $\underline{f}^{(k)}$  selon la distribution  $p(\underline{f} | \underline{x}; \Theta^{(k)})$  ;
2. Etape M : Maximisation de  $p(\underline{x}, \underline{f}^{(k)}; \Theta)$  par rapport à  $\Theta$

### Simulation des données manquantes

Le problème qui nous intéresse maintenant est celui de la génération des variables manquantes  $\underline{f}$  selon  $p(\underline{f} | \underline{x}; \Theta)$ . Du fait de la grande dimension de  $\underline{f}$  une simulation directe n'est pas possible.

Notons :

$$\underline{f}_{-n} = [\underline{f}(1), \dots, \underline{f}(n-1), \underline{f}(n+1), \dots, \underline{f}(L)]^\top \quad (5.47)$$

Lavielle [Lav95] a montré que la densité de probabilité conditionnelle  $p(\underline{f}(n)|\underline{x}, \underline{f}_{-n}; \Theta)$  peut s'écrire comme un mélange de distributions gaussiennes. Ainsi pour simuler un vecteur  $\underline{f}$  on peut utiliser un échantillonneur de Gibbs dont le principe est de visiter chaque indice  $n$  et l'échantillon associé  $\underline{f}(n)$  selon sa distribution *a posteriori*. Si on choisit de visiter tous les indices selon une permutation  $u$  de  $\{1, \dots, L\}$  [Ros00] l'algorithme s'écrit comme :

1. Initialisation : choisir  $\underline{f}^{(0)}$  et  $\Theta^{(0)}$
2. A l'itération  $1 \leq k \leq K$ 
  - ◇ pour  $n = 1, \dots, L$  simulation de  $\underline{f}^{(k)}(u(n))$  selon  $p(\underline{f}(u(n))|\underline{x}, \underline{f}_{-u(n)}; \Theta^{(k-1)})$ ;
  - ◇ calcul de  $\Theta^{(k)}$  en utilisant les équations (5.43) à (5.46).

Notons encore que pour ce type d'algorithme on doit considérer une "période de chauffe", temps nécessaire pour que la distribution stationnaire des paramètres soit atteinte. Ainsi après un nombre  $K$  d'itérations et en abandonnant un nombre  $K_0$  correspondant à la *période de chauffe*, un estimateur est obtenu en calculant la moyenne empirique suivante :

$$\hat{\Theta}_{SEM} = \frac{1}{K - K_0} \sum_{k=K_0+1}^K \Theta^{(k)}. \quad (5.48)$$

### 5.4.3 Résultats obtenus

#### Génération des signaux

On applique maintenant la méthode ci-dessus à des données synthétiques. Comme précédemment, le signal  $s(t)$  est une SBLM de longueur 511. Son autocorrélation  $\Lambda(t)$  est donc triangulaire de largeur  $2\theta$  où  $\theta$  est le temps symbole. On normalise le signal de façon à avoir  $\Lambda(0) = 1$ .

On génère 10 séries temporelles de longueur 200 échantillons comme sur la figure 5.5. Pour construire le signal reçu on ajoute une distorsions sur les signaux, et on obtient le signal de la figure 5.6.

Le rapport signal à bruit est égal à 20 dB.

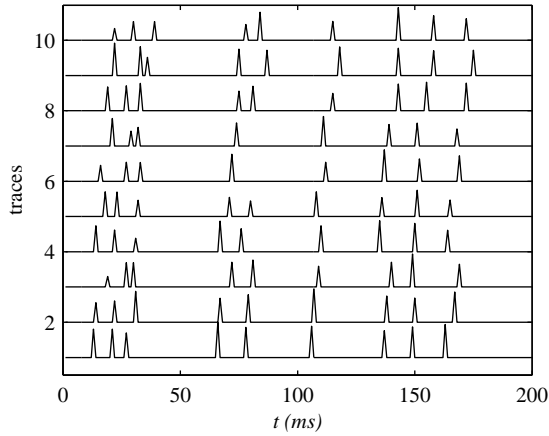


FIG. 5.5 – Temps d'arrivée.

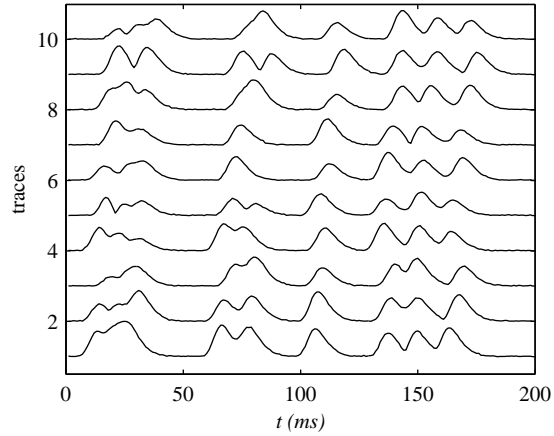
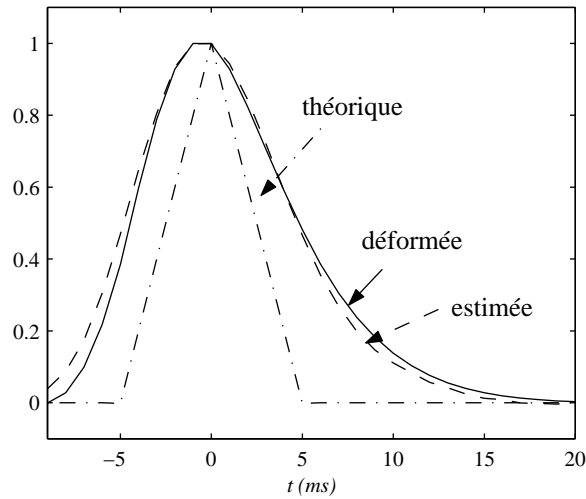


FIG. 5.6 – Module du signal reçu.

### Estimation de la fonction $\Lambda_d$

La procédure d'estimation est initialisée avec l'autocorrélation du signal émis  $(s * \tilde{s})(t)$ . On utilise 100 itérations de l'algorithme SEM, et on prend  $K_0 = 50$ . Le résultat obtenu est représenté sur la figure 5.8. On observe que l'estimation de la fonction  $\Lambda_d$  s'est bien déroulée.

FIG. 5.7 – Résultat de l'estimation de  $\Lambda_d$ .

### Déconvolution

Pour la déconvolution on utilise 100 itérations de l'échantillonneur de Gibbs, et on applique la règle suivante :

$$Q(n) = \frac{1}{M - M_0} \sum_{m=M_0+1}^M q^{(k)}(n) \quad (5.49)$$

et :

$$\underline{H}(n) = \frac{1}{M - M_0} \sum_{m=M_0+1}^M q^{(k)}(n) \underline{h}^{(k)}(n). \quad (5.50)$$

avec  $M_0 = 50$  and  $M = 100$ . La figure 5.8 représente le résultat de l'estimation des amplitudes des trajets après 100 réalisations indépendantes de l'échantillonneur de Gibbs.

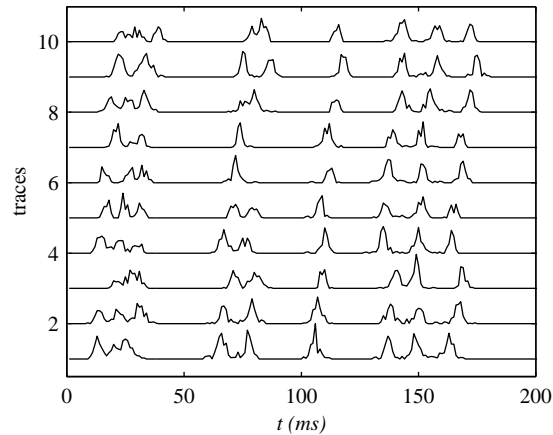


FIG. 5.8 – Résultat de la déconvolution.

Le résultat peut être amélioré en ajoutant une procédure de lissage (cf chapitre 3, concaténation des pics proches). Le nouveau résultat est représenté sur la figure 5.9.

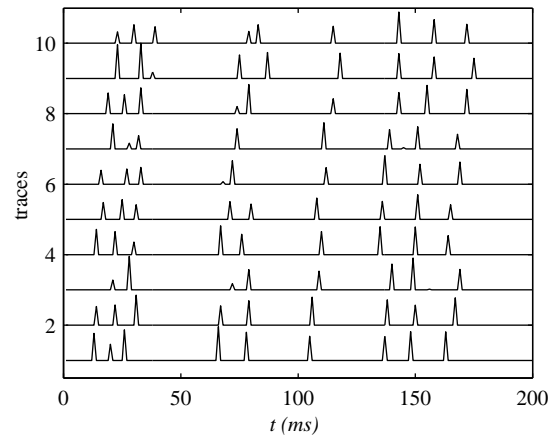


FIG. 5.9 – Résultat final.

La figure 5.10 montre le résultat que l'on obtient en appliquant l'algorithme de déconvolution sans tenir compte des distorsions, c'est-à-dire en déconvoluant avec la forme théorique de l'autocorrélation sans chercher à estimer le signal déformé.

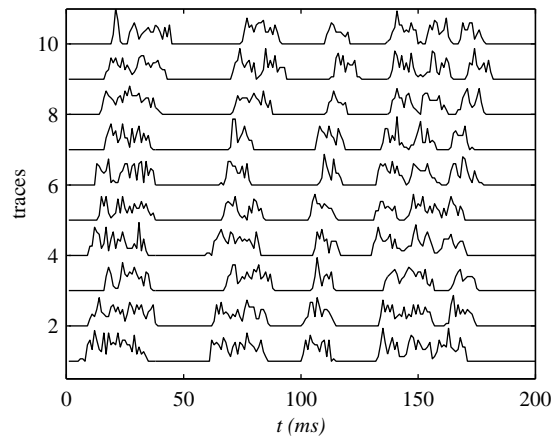


FIG. 5.10 – Résultat obtenu avec  $g(t) = (s * \tilde{s})(t)$ .

## 5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une seconde méthode de déconvolution. Nous avons mis en évidence des résultats meilleurs que dans le chapitre précédent.

Pourtant les coûts de calculs étant nettement plus lourds nous ne retiendrons pas cette solution dans la suite pour le traitement des signaux réels en particulier.

Cependant, il est certain que ce type d'approche mérite d'être approfondi dans la mesure où les progrès rapides de l'informatique rendront rapidement leur emploi viable, même pour le traitement de grands volumes de données.

# Chapitre 6

## Traitement multi-traces

### 6.1 Introduction

Dans les chapitres 4 et 5 nous avons abordé le problème de la déconvolution des signaux de TAO, dans le but d'obtenir une première estimation des temps de retard des trajets. Ce traitement effectué trace par trace permet d'obtenir pour chaque trace un vecteur  $\hat{g}$  dont seulement un nombre limité de composantes sont non nulles, dont certaines correspondent aux retards recherchés et d'autres à des pics parasites dus à des phénomènes de bruit.

Un problème complémentaire auquel nous devons nous intéresser est celui du suivi des temps de retard au cours des enregistrements. En effet pour résoudre le problème de l'identification des trajets reçus aux trajets prédits, indispensable pour pouvoir ensuite envisager le problème d'inversion, il est important de pouvoir obtenir l'évolution des différents retards détectés au cours des enregistrements. La figure 6.1 présente un résultat de suivi sur des données réelles [Sen96]. Cette procédure la plus souvent effectuée manuellement nécessite d'être automatisée.

Comme on l'a déjà vu, différents auteurs [Nim90, Mau94] ont proposé de résoudre ce problème en utilisant l'information de corrélation entre les traces successives pour la détection et l'estimation des temps de retard, résolvant ainsi les 2 problèmes simultanément. Notons encore que dans [Mau94] le problème de l'identification est résolu simultanément puisque l'information de valeur moyenne suivie par les temps de retard fournie par les prédictions est utilisée.

Le problème induit par ce type de méthodes est principalement de ne pouvoir gérer les variations du nombre de trajets au cours des enregistrements (phénomène mis en évidence au chapitre 3) puisque le nombre de trajets est supposé constant. De plus, les méthodes pénalisées utilisées risquent de fournir des estimateurs biaisés par un phénomène de lissage excessif des trajectoires et les critères à optimiser peuvent conduire à des minima locaux.

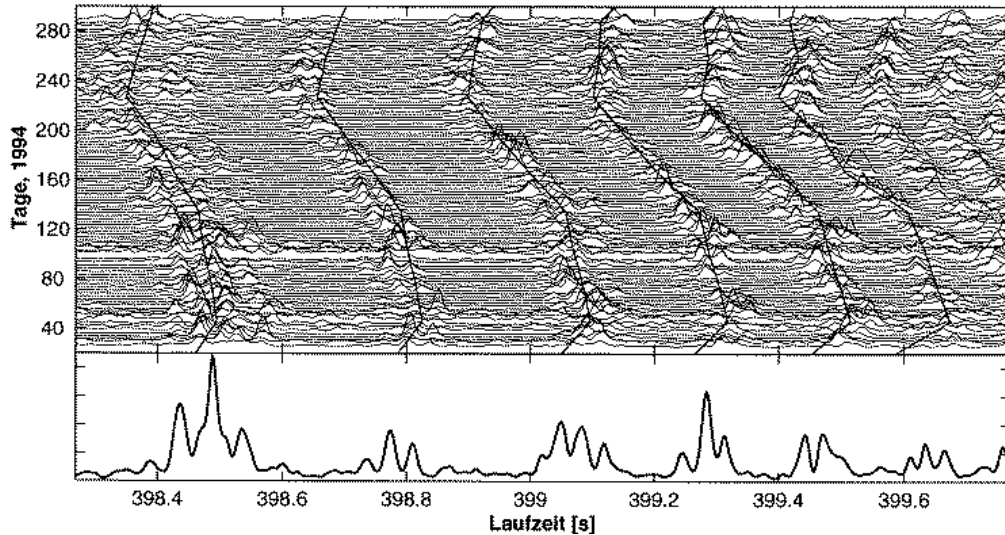


FIG. 6.1 – Exemple de suivi de l'évolution des temps d'arrivée au cours des enregistrements [Sen96].

Enfin les prédictions utilisées comme information *a priori* dans [Mau94] ne sont pas toujours disponibles.

Ici, nous avons préféré séparer les problèmes en deux étapes. Ainsi après l'étape de déconvolution le résultat est obtenu sous forme d'une image où l'on devine déjà l'évolution des différents trajets. Il reste alors à effectuer un traitement automatique pour extraire les différentes "trajectoires" correspondant à l'évolution des différents trajets.

Dans ce chapitre, nous allons voir qu'une méthode de détection de contours appliquée au résultat de la déconvolution permet de suivre les différents trajets au cours des enregistrements et de supprimer par la même occasion les pics parasites présents dans le vecteur  $\hat{g}$ . Avant d'indiquer l'approche que nous avons suivie, nous rappelons deux méthodes sur lesquelles nous nous sommes basés. La première est la méthode de V. Nimier [Nim90] dont nous avons déjà parlé au chapitre 3 et que l'on rappellera ici succinctement. On présentera également la méthode de C. S. Maroni [Mar97] dont certaines idées ont été reprises pour notre approche.

## 6.2 Utilisation de la corrélation pour l'estimation des temps de retard [Nim90]

Les premiers travaux utilisant l'information de corrélation existant entre les traces successives dans le cadre de la TAO ont été proposés dans [Nim90]. Nous en rappelons ici les

principes.

En considérant que conditionnellement aux retards  $\hat{\tau}_p^{(n-1)}$  estimés à l'enregistrement  $n - 1$ , les retards  $\tau_p^{(n)}$  à l'enregistrement  $n$  possèdent des distributions gaussiennes de moyenne  $\hat{\tau}_p^{(n-1)}$  et de variance  $\sigma_\tau^2$  :

$$\tau_p^{(n)} / \hat{\tau}_p^{(n-1)} \sim \mathcal{N} \left( \hat{\tau}_p^{(n-1)}, \sigma_\tau^2 \right), \quad (6.1)$$

la maximisation de la vraisemblance *a posteriori*  $p(\tau_p^{(n)}, \underline{\alpha}_p^{(n)} / \hat{\tau}_p^{(n-1)}, \underline{x}^{(n)}(t))$  conduit à la minimisation d'une fonctionnelle de la forme :

$$J_n(\underline{\alpha}_p^{(n)}, \tau_p^{(n)}) = \left\| \underline{x}^{(n)}(t) - \sum_{p=1}^P \underline{\alpha}_p^{(n)} \Lambda(t - \tau_p^{(n)}) \right\|_2^2 + \mu \sum_{p=1}^P \left| \tau_p^{(n)} - \hat{\tau}_p^{(n-1)} \right|^2, \quad (6.2)$$

où  $\underline{x}^{(n)}(t)$  est le signal complexe obtenu en sortie des filtres adaptés.

Dans ce critère le coefficient de pondération  $\mu$  s'exprime comme le rapport entre la variance du bruit et la variance de  $\tau_p^{(n)}$ . Mais en pratique il apparaît comme un paramètre à ajuster. Lorsque  $\mu = 0$  la méthode consiste à traiter chaque enregistrement séparément.

Notons de plus que le nombre de trajets  $P$  est supposé connu (pouvant être estimé avec un critère du type Akaike [Aka74] ou MDL [Ris78]). Remarquons enfin que cette méthode bien que développée pour la TAO ne semble pas avoir été retenue par les laboratoires travaillant dans ce domaine compte tenu des problèmes de convergence des algorithmes vers des optima locaux et de la difficulté de gérer le changement possible du nombre de trajets.

### 6.3 Adaptation du critère de V. Nimier après la déconvolution

Dans un premier temps nous avons eu l'idée suivante. En considérant que le vecteur  $\hat{g}$  obtenu après l'étape de déconvolution contient les retards recherchés ainsi que quelques pics parasites, on peut adapter le critère de Nimier à notre approche en exploitant le résultat fourni par la déconvolution. Cela aura pour principale conséquence de limiter le nombre de candidats au nombre de composantes non nulles du vecteur  $\hat{g}$ .

Ainsi, si  $P$  est le nombre de trajets, on peut effectuer une recherche exhaustive de toutes les combinaisons possibles de  $P$  trajets parmi les composantes non nulles de  $\hat{g}$  et éviter ainsi les problèmes de minima locaux. Si le vecteur  $\hat{g}$  contient  $Q$  composantes non nulles le problème revient à tester  $C_Q^P$   $P$ -uplets différents. En effet, on considérera que les trajets ne peuvent pas se croiser, hypothèse classiquement admise en TAO, et donc les  $P$ -uplets seront considérés sans notion d'ordre.

Pour s'adapter au modèle fourni par la sortie du détecteur quadratique, on doit apporter au critère 6.2 les modifications suivantes :

- ◇ le signal considéré n'est plus  $\underline{x}^{(n)}(t)$  mais son module carré  $y^{(n)}(t)$  ;



- ◇ les amplitudes recherchées sont les  $a_p$  ;
- ◇ on intègre aussi le signal  $z(t) = \Lambda^2(t)$ , éventuellement remplacé par  $\hat{z}_d(t)$  en présence de distorsions ;
- ◇ le bruit étant exponentiel, dans le 1<sup>er</sup> terme c'est la norme  $l_1$  qui doit être utilisée.

On aboutit donc à la formulation suivante du critère pour la trace  $n$  :

$$J_n(a_p^{(n)}, \tau_p^{(n)}) = \left\| y^{(n)}(t) - \sum_{p=1}^P a_i^{(n)} z(t - \tau_i^{(n)}) \right\|_1 + \mu \sum_{p=1}^P \left| \tau_p^{(n)} - \hat{\tau}_p^{(n-1)} \right|^2. \quad (6.3)$$

Les couples  $(a_i^{(n)}, \tau_i^{(n)})$  testés sont fournis par les indices et les amplitudes associées des composantes non nulles du vecteur  $\hat{g}^{(n)}$ .

Le critère obtenu est un critère du type vraisemblance pénalisée. Il présente deux intérêts particuliers. Tout d'abord la norme  $l_1$  dans le 1<sup>er</sup> terme rend compte de la loi exponentielle du bruit en sortie de détection. De plus, la minimisation est rapide puisque le nombre  $C_Q^P$  de combinaisons à tester est limité par le fait que  $Q$  est généralement du même ordre de grandeur que  $P$ .

Par contre, en procédant ainsi subsiste encore le problème du nombre de trajets que l'on suppose constant et égal à  $P$  au cours des enregistrements, ce qui peut entraîner des problèmes. En effet nous avons vu au chapitre 3 (§3.5.5) que le nombre de trajets peut varier aléatoirement d'un enregistrement à l'autre.

Remarque : Nous avons aussi testé différentes façons de choisir le vecteur  $\hat{\tau}^{(n-1)} = (\hat{\tau}_1^{(n-1)}, \dots, \hat{\tau}_P^{(n-1)})^\top$ . En effet au lieu de considérer  $\hat{\tau}^{(n-1)}$  le résultat obtenu pour la trace  $n - 1$ , on pourrait par exemple choisir la valeur obtenue par le moyennage des valeurs précédentes sur un nombre donné de traces.

## 6.4 Détection et suivi des réflecteurs pour la sédimentologie [Mar97]

La seconde méthode que nous avons retenue est la méthode de C.S. Maroni, dont le but est de détecter et de suivre des réflecteurs pour la sédimentologie [Mar97]. Ainsi elle propose de prendre en compte l'information de continuité entre les tirs, pour permettre à un algorithme de traitement automatique de tracer l'évolution des positions des réflecteurs. Le problème est donc similaire à celui que nous devons résoudre en faisant l'analogie entre les tirs et les traces, et entre les réflecteurs et les temps de retard.

L'approche choisie dans [Mar97] propose de résoudre le problème comme un problème de détection de contours et d'utiliser des algorithmes développés dans ce but en traitement d'images. Elle s'effectue en 2 étapes :

- ◇ dans un premier temps on cherche à extraire les pixels d'intérêt pour limiter les fausses

alarmes : c'est la *détection des réflecteurs* ;

◇ ensuite, on applique un algorithme de *suivi automatique des réflecteurs* .

### 6.4.1 Détection des réflecteurs

#### Extraction des maxima locaux

La méthode utilisée pour extraire les points de contour consiste à détecter les maxima locaux de l'image obtenue à partir de l'enveloppe de chaque tir. Au préalable le filtrage de l'image par un masque gaussien permet de lisser l'enveloppe du signal (figure 6.2) pour éviter de détecter tous les artefacts (pixels de forte amplitude mais isolés).

Le résultat obtenu fournit une image dont le nombre de pixels est très important, et on observe notamment la présence de pixels de très faible amplitude et des artefacts de bruit.

#### Seuillage par hystérésis

Pour le suivi, une partie de ces pixels parasites peut être supprimée en effectuant un seuillage de l'image. C'est un seuillage par hystérésis qui est utilisé, avec 2 valeurs de seuils  $s_h$  et  $s_b$ , avec  $s_h \leq s_b$ . Le principe de ce seuillage est présenté sur la figure 6.3.

Les pixels d'amplitude inférieure à  $s_b$  (en blanc) sont tous considérés comme du bruit et sont ignorés. Les pixels d'amplitude supérieure à  $s_h$  (en noir) sont tous vus comme correspondant à des réflecteurs et sont conservés. Les pixels d'amplitude supérieure à  $s_b$  sont conservés s'ils appartiennent à une composante connexe (à définir) comprenant au moins une valeur supérieure à  $s_h$ . Ainsi le seuillage par hystérésis permet de conserver les pixels d'amplitude assez faible sans multiplier les fausses alarmes et chaque contour contient au moins une composante au-dessus du seuil haut.

Les seuils haut et bas sont choisis sur la base de considérations empiriques portant sur l'histogramme de l'image étudiée. Cette méthode suppose l'existence de plusieurs modes dans la distribution des amplitudes des pixels, ce qui n'est pas toujours le cas pour les signaux que nous serons amenés à traiter.

### 6.4.2 L'algorithme de suivi automatique des réflecteurs

Dans un deuxième temps l'ensemble des points sélectionnés selon des critères locaux doivent être vus comme appartenant à une chaîne. Parmi les différentes approches de suivi proposées dans [Mar97], nous avons retenue celle appelée *prolongation-chaînage par automate* et qui fonctionne de la façon suivante :

1. Balayage de l'image à la recherche d'un point de contour  $P_c$  (au-dessus du seuil haut) ;

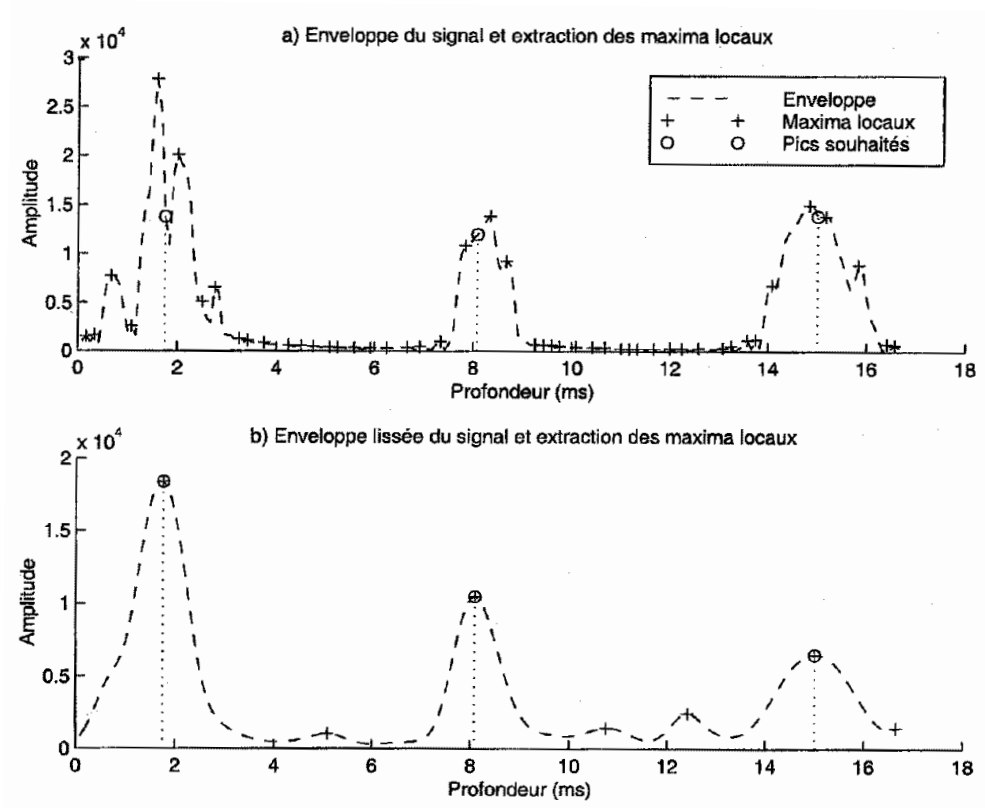


FIG. 6.2 – Lissage de l'enveloppe pour limiter le nombre de maxima locaux extraits [Mar97].

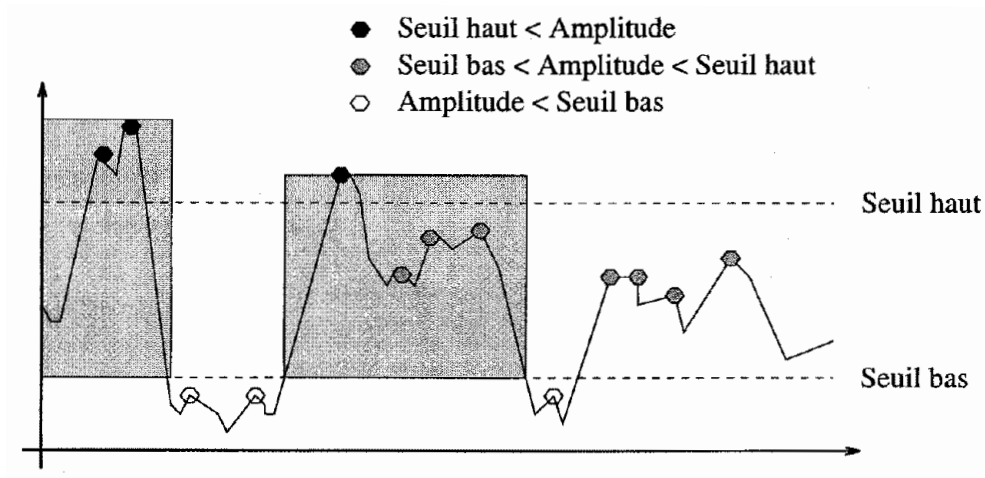


FIG. 6.3 – Principe du seuillage par hystérésis [Mar97].

2. Recherche d'autres points de contour, dans un voisinage donné autour du point  $P_c$ . Si l'un d'entre eux satisfait aux critères d'amplitude (lié au seuillage par hystérésis), de direction et de proximité qui ont été fixés au préalable, il est lié au pixel précédemment considéré, et il devient le point courant. Retour à l'étape 2. Si aucun point n'est trouvé, retour en 1 ;

Enfin le principe de l'algorithme est le suivant. Soit  $M$  l'image considérée,  $I$  l'indice de ligne,  $J$  l'indice de colonne et  $\Delta I$  l'écart vertical toléré pour rechercher un pixel candidat au chaînage.

1.  $M$  est balayée tir par tir (colonne par colonne) du haut vers le bas ; le sens de balayage correspond ainsi à l'ordre d'arrivée des données. Dès qu'un pixel d'intensité supérieure au seuil haut ( $M(I_0, J) \geq s_h$ ), n'appartenant pas à une autre chaîne, est localisé, il est considéré comme le 1<sup>er</sup> point d'une nouvelle chaîne.
2. Les pixels du tir suivant et d'indice ligne compris dans les limites  $[I_0 - \Delta I, I_0 + \Delta I]$  sont examinés :
  - (a) il existe seulement un pixel d'intensité supérieure au seuil bas ( $M(I, J) \geq s_b$ ), la chaîne  $S$  est prolongée jusqu'à ce point et l'étape 2 est reconsidérée à partir de ce nouveau pixel.
  - (b) il y a plusieurs candidats potentiels à la prolongation, la chaîne  $S$  est étendue jusqu'au point ayant la plus forte intensité ; l'étape 2 est alors reconsidérée à partir de ce nouveau pixel.
  - (c) il n'y a pas de candidat, l'étape 2 est répétée pour les tirs  $J_0 + 2$  puis  $J_0 + 3$  en cas d'échec sur  $J_0 + 2$ . Si cette étape échoue on passe à l'étape 3.
3. La chaîne  $S$  est arrêtée. On vérifie que sa longueur n'est pas négligeable avant de l'enregistrer. Puis le balayage de l'image est repris (étape 1) jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de points de  $M$  supérieurs au seuil haut, non pris en compte dans une chaîne, c'est-à-dire dans un réflecteur.

## 6.5 Mise en oeuvre d'une méthode de suivi pour la TAO

### 6.5.1 Enoncé de la méthode

La méthode que nous proposons [PC00, PCG01a] met en oeuvre un critère proche de celui indiqué au paragraphe 6.2, avec une gestion des trajectoires comparable à celle présentée au paragraphe 6.4, ce qui permet de gérer facilement d'éventuelles discontinuités des trajectoires (apparition/disparition de trajets).

L'algorithme de suivi est appliqué au résultat fourni par l'étape de déconvolution. Ainsi l'étape de lissage des contours de [Mar97] est supprimée (cf §6.4.1). On va donc suivre les trajectoires des temps de retard sur l'image constituée des vecteurs  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$  (résultat de la déconvolution de la trace  $n$  après concaténation des pics proches).

Comme dans 6.4.1 on définit 2 seuils pour effectuer le suivi. Les pixels d'amplitude supérieure au seuil haut  $s_h$  correspondent forcément à un temps d'arrivée, et les pixels d'amplitude inférieure au seuil bas  $s_b$  sont des pics parasites.

Supposons qu'à l'enregistrement  $n - 1$ ,  $P^{(n-1)}$  contours soient commencés, la procédure pour les prolonger est la suivante :

- ◇ soit  $Q^{(n)}$  le nombre de composantes non nulles du vecteur  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$  d'amplitude supérieure à  $s_b$  ; on doit trouver parmi les  $Q^{(n)}$  pics les  $P^{(n)}$  à conserver ;
- ◇ sous l'hypothèse que les  $P^{(n)}$  retards recherchés suivent une loi gaussienne centrée sur le vecteur des temps de retards prédits  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)} = (\hat{\tau}_1^{(n,0)}, \dots, \hat{\tau}_{P^{(n-1)}}^{(n,0)})^\top$ , en présence d'un bruit exponentiel, le critère MAP conduit à minimiser la fonctionnelle suivante :

$$J_n(\tau_p^{(n)}, a_p^{(n)}, P^{(n)}) = \left\| \mathbf{y}^{(n)}(t) - \sum_{p=1}^{P^{(n)}} a_p^{(n)} z_d(t - \tau_p^{(n)}) \right\|_1 + \mu \sum_{p=1}^{P^{(n)}} \left| \tau_p^{(n)} - \hat{\tau}_p^{(n,0)} \right|^2. \quad (6.4)$$

$P^{(n)}$  est ensuite éventuellement incrémenté s'il existe un pic (ou plus) parmi les composantes de  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$  d'amplitude supérieure à  $s_b$  n'ayant pas été pris en compte.

Ce critère est donc une traduction statistique de l'algorithme de prolongation-chaînage par automate 6.4 et des critères d'amplitude, de direction et de proximité utilisés pour prolonger les chaînes.

On obtient alors un critère proche de celui proposé au paragraphe 6.3 :

- ◇ la norme  $l_1$  du 1<sup>er</sup> terme traduit le fait que le bruit est exponentiel ;
  - ◇  $z_d(t)$  tient éventuellement compte des distorsions ;
  - ◇ le nombre de candidats est limité au nombre de composantes non nulles du vecteur  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$  obtenu après l'étape de déconvolution ;
  - ◇ mais les nouveautés sont :
    - les temps de retards à l'étape  $n$  sont non plus centrés sur  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n-1)}$  mais sur  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)}$ . On définit  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)}$  par la moyenne d'un nombre  $n_{moy}$  d'estimations pour chaque retard. Cela permet d'éviter que l'algorithme ne se perde lorsque les trajets sont instables en particulier si une valeur éloignée des précédentes est détectée.
- Notons que le vecteur  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)}$  peut aussi être un autre type d'information *a priori* comme une valeur fournie par l'étape de prédiction par exemple (lorsqu'elles sont disponibles) ;

- le nombre de trajets  $P^{(n)}$  est un paramètre du problème et peut varier au cours des enregistrements :
  - en acceptant un nombre inférieur de trajets si celui-ci diminue le coût  $J_n$  ;
  - en rajoutant des nouveaux trajets si des pixels d'amplitude supérieure à  $s_h$  et n'appartenant pas à un trajet commencé sont détectés.

Pour initialiser l'algorithme on choisit le vecteur  $\hat{g}^{(1)}$  et on garde toutes ses composantes dont l'amplitude est supérieure au seuil bas  $s_b$ . On peut aussi initialiser avec des valeurs lorsque celles-ci sont disponibles (par les prédictions ou visibles "à l'oeil nu").

### 6.5.2 Remarques sur le choix des paramètres

Les différents paramètres à régler sont les suivants :

- ◇ Il faut tout d'abord définir le seuil haut  $s_h$  et le seuil bas  $s_b$ . Le seuil haut doit être choisi de telle sorte que l'image résultant du seuillage de l'image d'origine au-dessus du seuil haut ne permette d'observer que des pics susceptibles d'être des temps d'arrivée. De la même façon, le seuil bas doit être choisi de telle sorte que l'image résultant du seuillage de l'image d'origine au-dessus du seuil bas permette d'observer tous les temps d'arrivées (éventuellement parmi des pics parasites). Dans [Mar97] une méthode de détection des seuils est proposée et on verra dans l'exemple traité au paragraphe suivant une autre façon de les définir.
- ◇ On doit aussi fixer le nombre  $n_{moy}$  de traces sur lequel on calcule le vecteur moyen  $\hat{\tau}^{(n,0)}$ . Il est généralement de l'ordre de quelques unités.
- ◇ Le paramètre le plus difficile à régler est le coefficient  $\mu$ . Comme dans [Nim90], il peut être nécessaire d'effectuer plusieurs tentatives avant de trouver la valeur optimale. On peut aussi interpréter  $\mu$  comme le rapport entre la variance du bruit et la variance des temps de retard. Alors la valeur de  $\mu$  peut être estimée si on dispose d'une information *a priori* sur la variance des temps de retards au cours des enregistrements.
- ◇ Il faut aussi choisir le nombre maximal  $n_{max}$  d'échecs tolérés avant d'arrêter une chaîne. C'est donc aussi le nombre de sauts successifs tolérés dans une chaîne (à rapprocher du point 2(c) dans l'algorithme 6.4.2). Ce paramètre n'influe sur le résultat que si des atténuations de signal ont lieu sur plusieurs enregistrements successifs. S'il est choisi trop petit cela aura simplement pour effet de diviser une chaîne entre plusieurs plus courtes (cf. Annexe D).
- ◇ On considérera un paramètre supplémentaire,  $n_{dist}$ , qui lorsque l'on commence un nouveau contour, consiste à ne le faire que si le pixel qu'on rajoute n'est qu'à une distance minimale  $n_{dist}$  des contours déjà commencés. Ceci permet d'éviter de commencer des

nouvelles chaînes lorsqu'un pic de forte amplitude a été dédoublé, c'est-à-dire que le temps de retard a été estimé par 2 pics, ou lorsqu'un pic isolé est apparu. Même si phénomène est rare, l'ajout de ce paramètre a montré son intérêt en pratique.

- ◇ Enfin, on peut fixer la taille minimale  $n_{min}$  tolérée d'une chaîne. Ce paramètre n'intervient qu'en dernier lieu sur le résultat final et permet simplement d'éviter des phénomènes locaux.  $n_{min}$  est en général de l'ordre de quelques unités (point 3 dans 6.4.2).

### 6.5.3 Complexité des calculs

On a vu qu'à l'enregistrement  $n$ ,  $P^{(n-1)}$  est le nombre de trajectoires commencées et le problème est de chercher parmi les  $Q^{(n)}$  composantes non nulles du vecteur  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$ , les  $P^{(n)}$  à conserver pour prolonger les contours commencés. En remarquant que  $P^{(n-1)}$  est aussi la taille du vecteur  $\hat{\mathbf{r}}^{(n,0)}$ , le nombre total de configurations à tester est égal à :

$$1 + \sum_{i=1}^{I_{min}} C_{I_{min}}^i C_{I_{max}}^i \quad (6.5)$$

où  $I_{min} = \min(P^{(n-1)}, Q^{(n)})$  et  $I_{max} = \max(P^{(n-1)}, Q^{(n)})$ . Le calcul est détaillé en Annexe D.

On voit ici que la complexité des calculs dépend du nombre  $Q^{(n)}$  de composantes non nulles de  $\hat{\mathbf{g}}$  (et supérieure à  $s_b$ ). Ceci met donc en évidence l'intérêt de l'étape de concaténation des pics proches qui permet en particulier de limiter ce nombre (cf. chapitre 3 §4.7.3).

De plus, lorsque l'on traitera des images de grandes dimensions avec des paquets de trajets nettement séparés, on aura intérêt à traiter chaque paquet indépendamment des autres de manière à limiter le nombre de combinaisons à tester.

## 6.6 Illustration avec un exemple complet

### 6.6.1 Simulation des données

Pour valider la méthode proposée considérons l'exemple suivant. Nous simulons un ensemble de traces du type de ce que l'on pourrait observer en pratique. Le signal émis est une SBLM (Séquence Binaire de Longueur Maximale) de longueur 511. Le pas d'échantillonnage est de 1 ms, et le temps symbole  $\theta$  est de 8 ms. Les trajectoires des temps de retard simulés, au nombre de 4, sont présentées sur la figure 6.4. Le nombre de traces est égal à 100.

Pour générer le signal reçu on prend également en compte une distorsion qui simule l'action des transducteurs, la même que celle utilisée dans le chapitre 4. Le signal obtenu en sortie de détecteur quadratique est présenté sur la figure 6.5. Les amplitudes  $\alpha_p$  sont générées aléatoirement suivant une loi gaussienne centrée de variance  $\sigma_\alpha^2$  et les phases  $\phi_p$  sont uniformément réparties sur  $[0, 2\pi]$ . Le rapport signal à bruit  $10 \log_{10} \sigma_\alpha^2 / \sigma_b^2$  est égal à 30 dB.

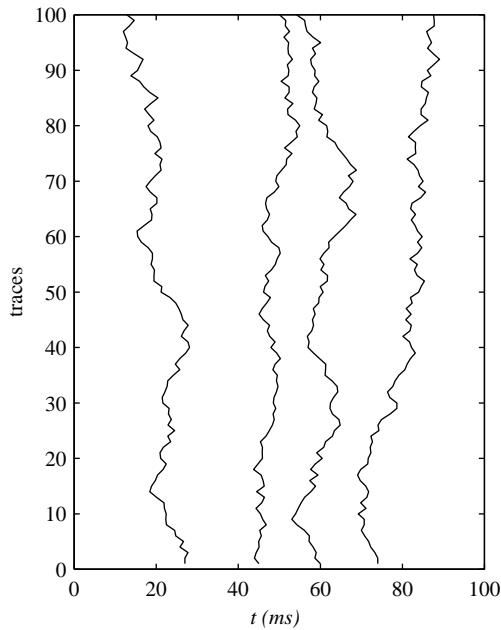


FIG. 6.4 – Trajets réels.

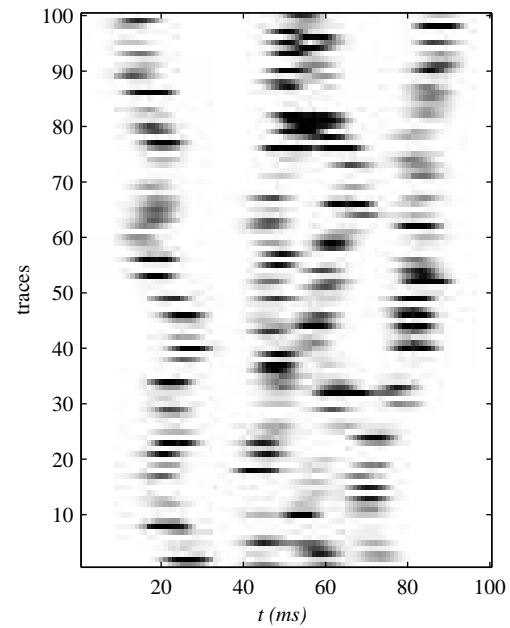


FIG. 6.5 – Signal en sortie de détecteur quadratique.

### 6.6.2 Estimation de $z_d(t)$

La fonction  $z_d(t)$  est estimée en appliquant l'algorithme présenté au chapitre 4 (§4.8.5). A chaque itération l'estimation de  $z_d(t)$  est issue du moyennage des estimations effectuées sur les 100 traces. L'évolution des estimations de  $z_d(t)$  est présentée sur la figure 6.6 pour les 4 premières itérations. On voit que dès la deuxième itération le résultat est satisfaisant. On prendra comme estimation finale le résultat obtenu à l'itération  $i = 4$ .

La figure 6.7 présente le résultat de l'estimation de la fonction  $\hat{z}_d(t)$  estimée superposé à la fonction  $z_d(t)$  déformée simulée et la fonction  $z(t)$  non déformée.

Lorsque la convergence est atteinte on observe une dispersion faible des estimations (figure 6.8).

### 6.6.3 Déconvolution trace par trace

Pour la déconvolution on prend  $\lambda = 0.001$ , l'inverse de la valeur du rapport signal à bruit. L'amélioration apportée par la prise en compte de la déformation sur le résultat de la déconvolution de la trace 44 est présenté sur les figures 6.9 et 6.10. Les ( $\times$ ) représentent les positions réelles des temps d'arrivée.

Le résultat obtenu après la concaténation des pics proches est présenté sur la figure 6.10.

Le résultat de la déconvolution appliquée sur les 100 traces est présenté sur la figure 6.12.



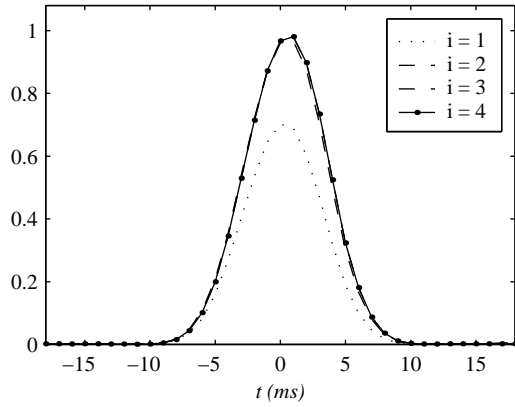
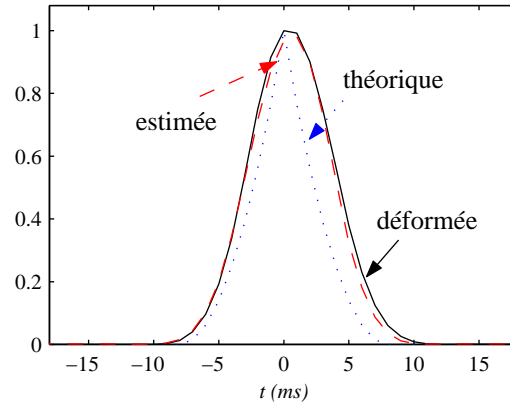
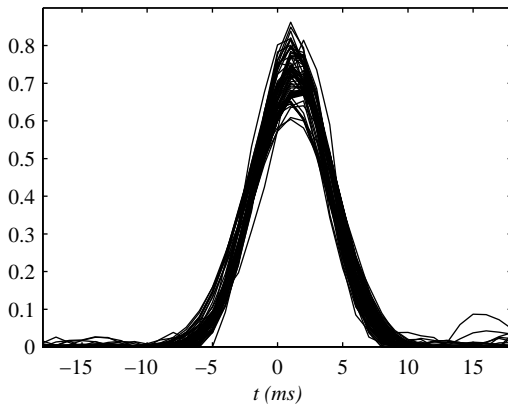
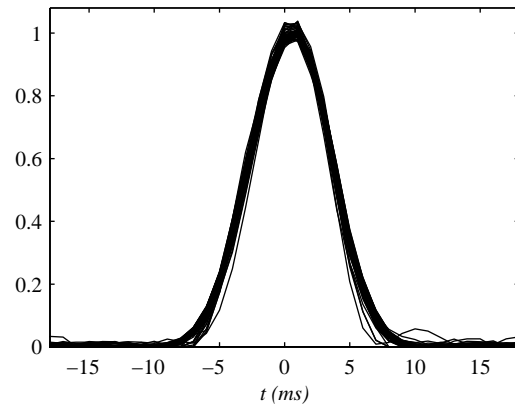


FIG. 6.6 – Evolution des estimations.

FIG. 6.7 – Estimation de  $z_d(t)$ .

(a) Itération 1.



(b) Itération 4.

FIG. 6.8 – Superposition des estimations au cours des 100 traces.

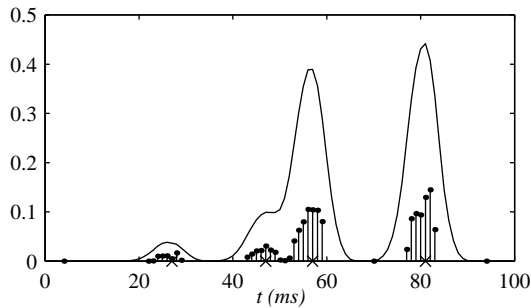


FIG. 6.9 – Déconvolution avec le signal théorique.

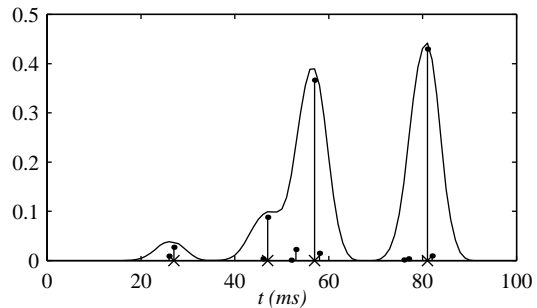


FIG. 6.10 – Déconvolution avec le signal estimé.

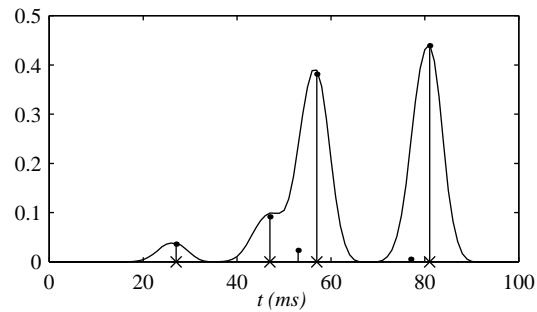


FIG. 6.11 – Concaténation des pics proches.

L'image obtenue laisse déjà apparaître l'allure de l'évolution des trajets.

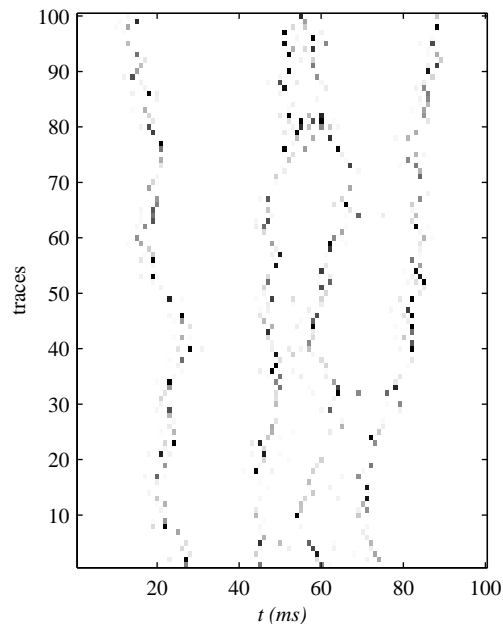


FIG. 6.12 – Résultat de la déconvolution indépendante des 100 traces.

#### 6.6.4 Suivi des temps de retards

##### Choix des seuils

Pour le choix des seuils haut et bas on procède dans un premier temps comme dans [Mar97] et on trace l'historique des pixels non nuls de l'image obtenue après la déconvolution (figure 6.13). L'exploitation de l'historique telle que proposée dans [Mar97] n'est pas envisageable ici (la distribution suivie par les pixels ne fait pas apparaître clairement différents modes). Aussi, nous avons développé une autre méthode de choix des seuils, qui permet en particulier un bon contrôle du coût de calcul pour l'estimation des trajectoires des trajets.

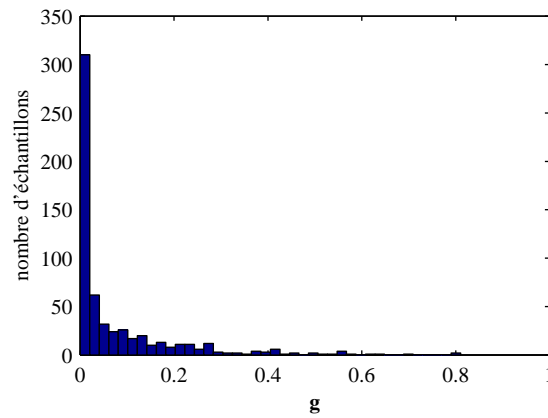


FIG. 6.13 – Histogramme de l'image obtenue après la déconvolution.

Considérons maintenant l'image de la figure 6.14. Elle montre la répartition de l'ensemble des pixels non nuls du résultat de la déconvolution. Ils sont au nombre de 600.

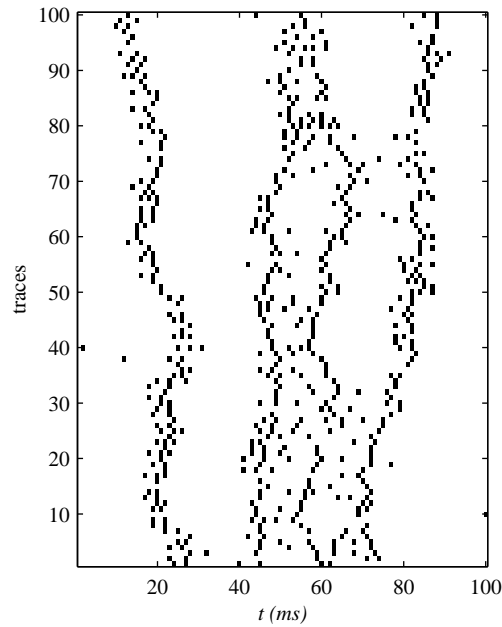


FIG. 6.14 – Répartition des pixels non nuls.

Le but du seuillage par hystérésis est de définir 2 seuils, le seuil haut et le seuil bas, tel que le seuillage de l'image au-dessus du seuil haut bas permette d'éliminer une partie des pics parasites tout en conservant tous les pics nécessaires au suivi des temps de retards, et tel que le seuillage au-dessus du seuil haut permette de ne garder que des pixels correspondant à des temps de retard.

Une façon d'aborder le problème de choix des seuils est de considérer la courbe du nombre moyen de pics par trace en fonction de la valeur de seuillage de l'image. Celle-ci est représentée

sur la figure 6.15(a). Une meilleur exploitation de la courbe est possible en la traçant en échelle semi-logarithmique (fig. 6.15(b)).

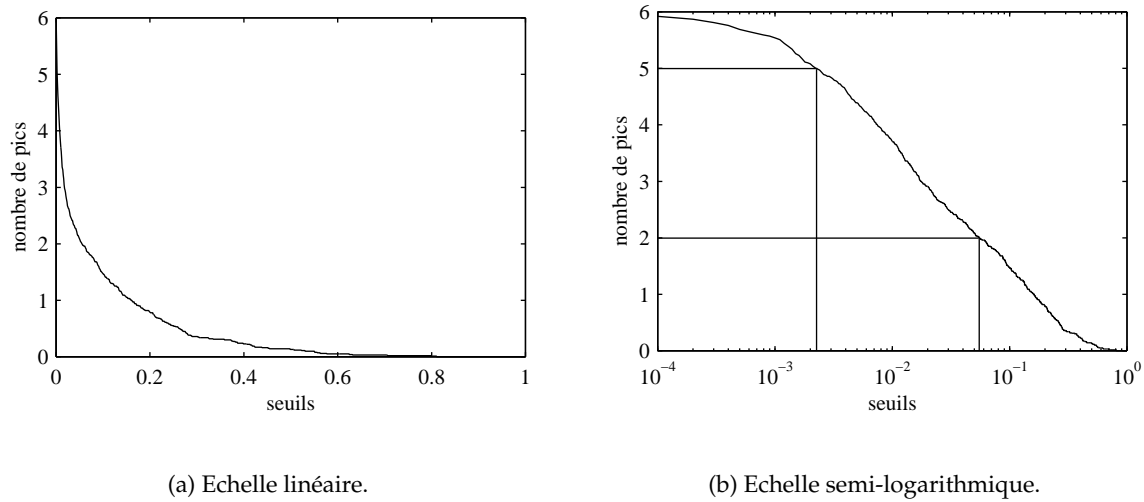


FIG. 6.15 – Recherche des seuils.

Le nombre de trajets recherchés étant égal à 4, on va fixer les valeurs de  $s_h$  et  $s_b$  telles que en seuillant l'image au-dessus de  $s_b$  on ait un nombre moyen de pics par trace légèrement supérieur à 4, et en seuillant l'image au-dessus de  $s_h$  on ait un nombre moyen de pics par trace légèrement inférieur à 4. On choisit de prendre les valeurs 5 et 2. On obtient directement par lecture sur la courbe les valeurs des seuils recherchées,  $s_b = 0.002$  et  $s_h = 0.05$ . Cette procédure a l'avantage de fixer la complexité moyenne des calculs pour le suivi (cf. éq. 6.5).

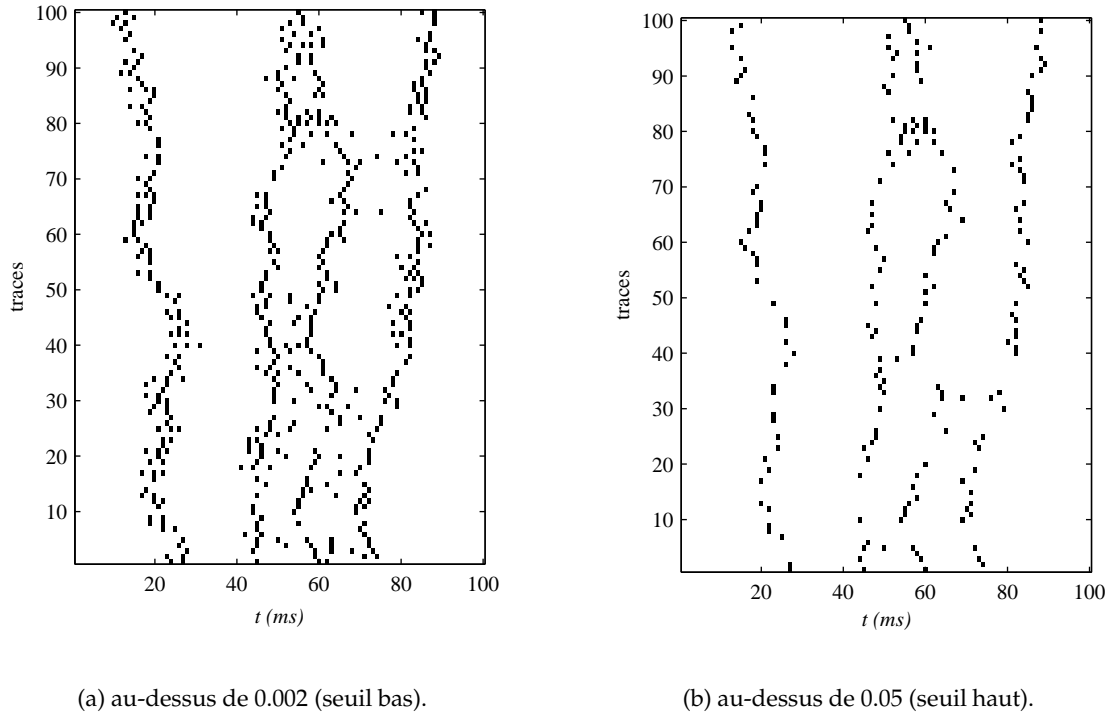
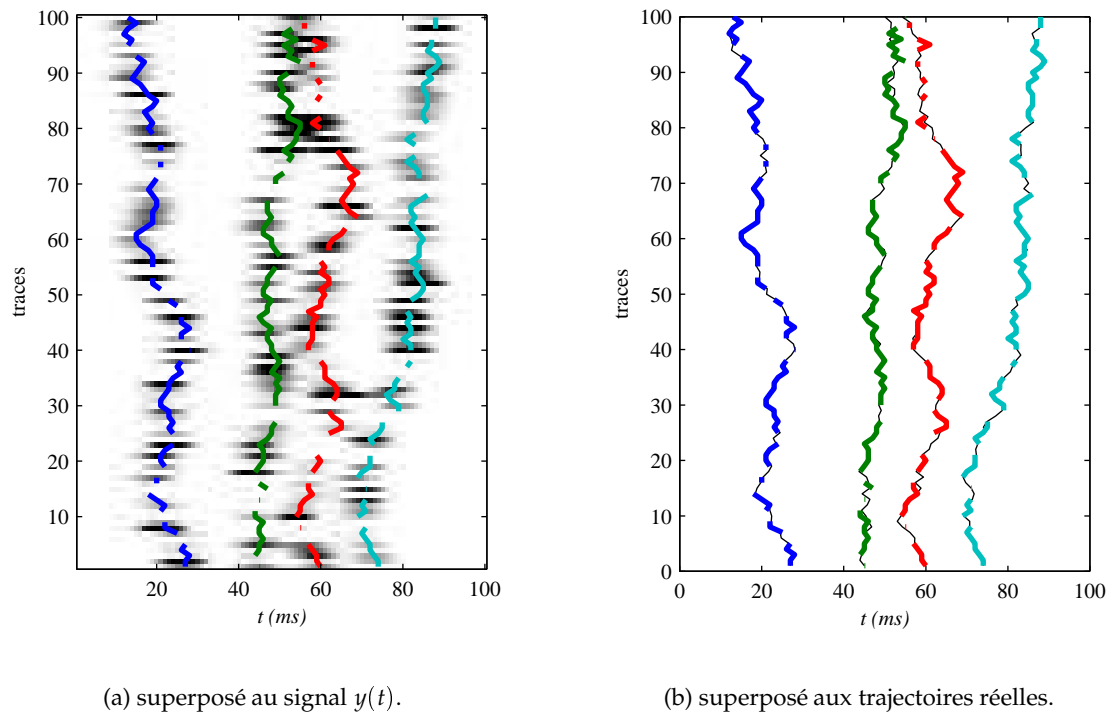
On vérifie maintenant que les valeurs obtenues fournissent un résultat satisfaisant. On voit qu'en seuillant l'image au-dessus de 0.002 on élimine un certain nombre de pics parasites et on garde suffisamment de pixels ( $\simeq 500$  au total) pour pouvoir effectuer le suivi (figure 6.16(a)). En seuillant la même image au-dessus de 0.05 les points conservés ( $\simeq 200$ ) correspondent tous à des temps d'arrivée (figure 6.16(b)).

### Résultat du suivi

Au vu de la figure 6.16 on peut déterminer l'initialisation du suivi par le vecteur [27 45 60 74]. On choisit de plus les valeurs des paramètres  $n_{moy} = 5$ ,  $n_{max} = 10$  et  $n_{dist} = 10$ .

La valeur du coefficient  $\mu$  est choisie après plusieurs tentatives. En pratique c'est la valeur  $\mu = 0.002$  qui a fourni le meilleur résultat. Les résultats de suivi obtenus avec d'autres valeurs du paramètre  $\mu$  sont présentées en annexe E.

Les figures 6.16(a) et 6.16(b) montrent le résultat de l'étape de suivi, superposé au trajectoires simulées d'une part et au signal traité d'autre part.

FIG. 6.16 – *Seuillage de l'image.*FIG. 6.17 – *Résultat du suivi.*

On peut observer que le résultat obtenu est tout à fait satisfaisant puisqu'il se présente sous la forme de 4 courbes distinctes (de couleurs différentes) correspondant à l'évolution des temps de retard des 4 trajets détectés.

On observe la capacité de l'algorithme à suivre sans problème les variations des trajectoires (figure 6.17(b)). Il peut de plus gérer les problèmes d'atténuations de signal, sans que cela n'influe sur le résultat des autres traces (fig. 6.17(a)).

Pour valider l'algorithme de suivi, et sa capacité à s'adapter à différentes configurations, un exemple supplémentaire est présenté dans l'annexe E. On peut y observer que même si une trajectoire est interrompue lorsque le signal devient faible, l'algorithme est capable de retrouver cette trajectoire après la phase d'évanouissement.

## 6.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé une méthode de suivi des temps d'arrivées. On a vu qu'en appliquant un algorithme de détection de contours au résultat de la déconvolution on obtient des résultats tout à fait satisfaisants. On a mis en évidence l'intérêt de travailler à partir des résultats de la déconvolution trace par trace développée au chapitre 4, qui est principalement de limiter le nombre de composantes du problème, et donc la complexité des calculs, ainsi que les problèmes de minima locaux.

De plus, un gros avantage de cette approche est d'éviter que la pénalisation introduite pour prendre en compte la corrélation entre les traces successives ne biaise les résultats par un lissage des trajectoires des temps de retard. Ainsi en séparant nettement les étapes de détection-estimation et de suivi on limite l'incorporation au résultat d'informations *a priori* dont la pertinence physique peut être discutable.

L'application de l'algorithme à des données synthétiques a permis de valider l'approche retenue. On va voir aux chapitres 7 et 8 le comportement de la méthode sur des données réelles.



## **Troisième partie**

# **Application au traitement de données réelles**





## Chapitre 7

# Données réelles par grands fonds

### 7.1 Contexte de l'expérience

Dans ce chapitre nous allons nous intéresser aux données issues de la campagne Thetis 2 menée par IfM Kiel, Ifremer et FORTH/IACM [Gro96, SKM<sup>+</sup>97, Gro95] en Méditerranée occidentale en 1994 dans le cadre d'une étude pour la tomographie grands fonds.

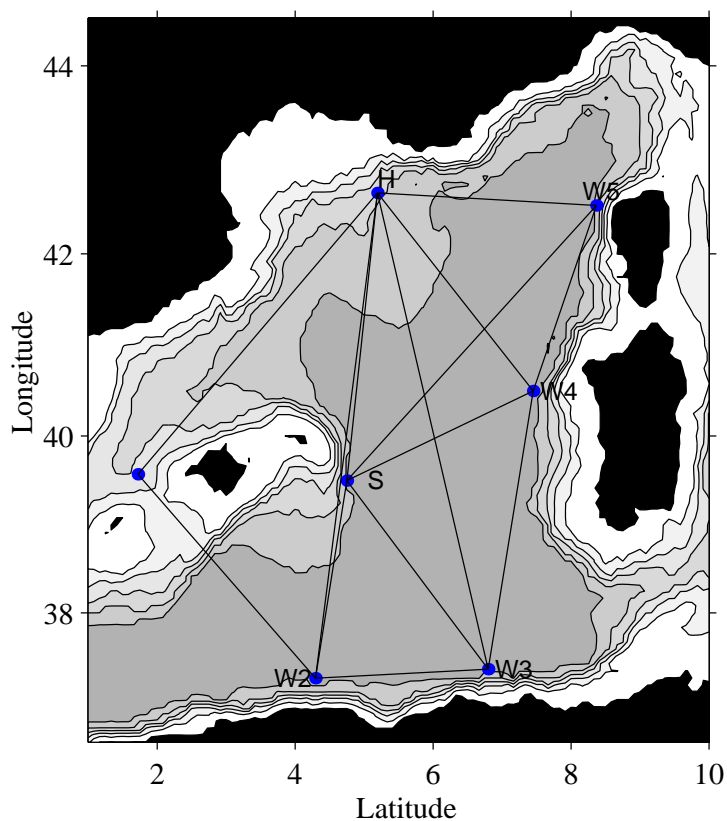


FIG. 7.1 – Bassin méditerranéen occidental. Réseau d'observation tomographique de l'expérience Thetis 2.

Le signal émis  $s(t)$  est une SBLM de longueur  $n = 511$ . Le pas d'échantillonnage est de 1 ms, et le temps symbole est de 10 ms.

## 7.2 Les données

Nous nous intéressons au signal émis par la source située en W2 et reçu en W3. La distance de propagation est de 222 km, et le nombre de réceptions est de 2123.

L'ensemble des traces obtenues correspond à un total de 266 jours (du 24 Janvier au 16 Octobre 1994), soit 8 traces par jour.

L'ensemble de ces réceptions après passage dans le détecteur quadratique est représenté par l'image de la figure 7.2.

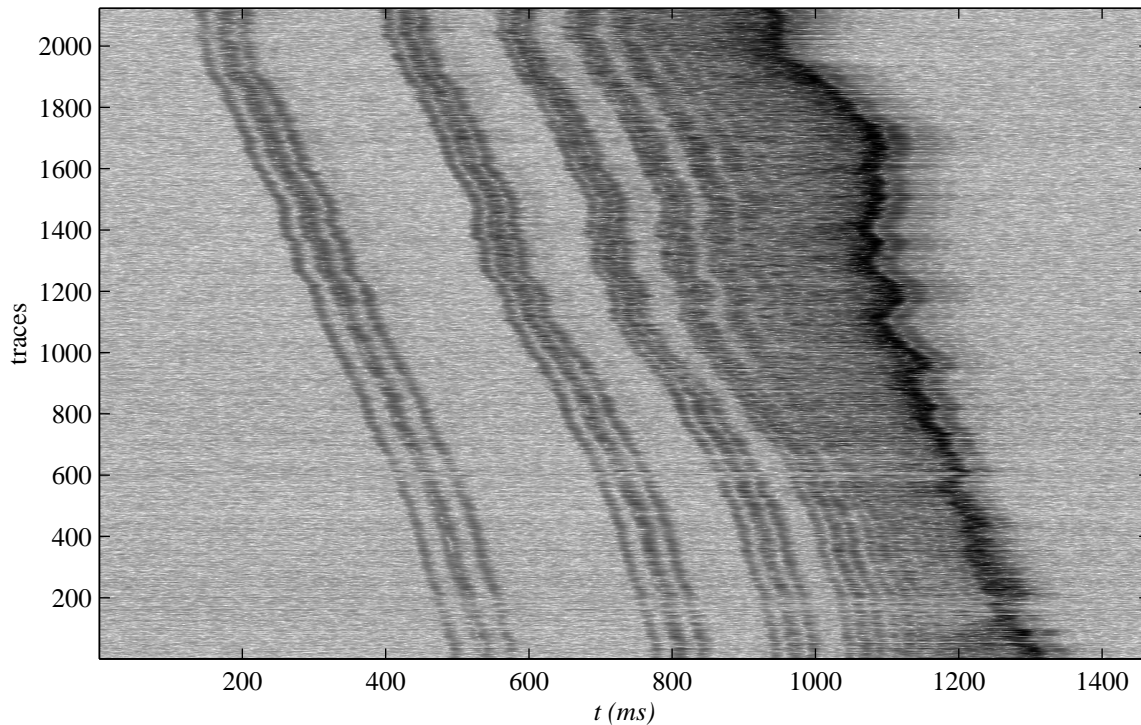


FIG. 7.2 – Signal émis par W2 et reçu par W3 de l'expérience Thetis 2.

## 7.3 Estimation de la loi du bruit

Pour estimer la loi suivie par le bruit  $n(t)$  en sortie du détecteur quadratique, et vérifier qu'il s'agit d'une loi exponentielle, nous sélectionnons parmi les données de la figure 7.2 une zone où nous sommes certains de n'avoir que du bruit.

En traçant l'histogramme du vecteur de bruit on obtient la figure 7.3. L'allure de l'histogramme obtenu semble confirmer que les échantillons de bruit suivent approximativement une loi exponentielle, comme prévu par la théorie (cf chapitre 4).

Pour confirmer ce fait et éventuellement estimer le paramètre de la loi exponentielle on peut s'intéresser à la fonction de répartition complémentaire du bruit. En effet, on sait que celle-ci dans le cas d'une loi exponentielle de paramètre  $\mu$  s'écrit (Annexe B) :

$$F_c(x) = P(X > x) = e^{-\mu x}. \quad (7.1)$$

L'estimateur au sens du maximum de vraisemblance du paramètre  $\mu$  est donné par  $\mu = N(\sum x_i)^{-1}$ , où  $N$  est le nombre de données, c'est-à-dire l'inverse de la moyenne empirique (notons que la moyenne de loi exponentielle de paramètre  $\mu$  vaut  $1/\mu$ ).

Sur la figure 7.4 on a représenté la fonction caractéristique complémentaire expérimentale du bruit en échelle semi-logarithmique, superposée à la fonction caractéristique complémentaire théorique pour la valeur de  $\mu$  estimée au sens du maximum de vraisemblance.

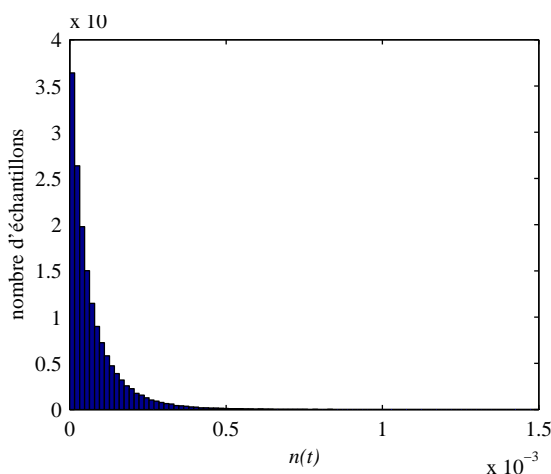


FIG. 7.3 – Histogramme des échantillons de bruit.

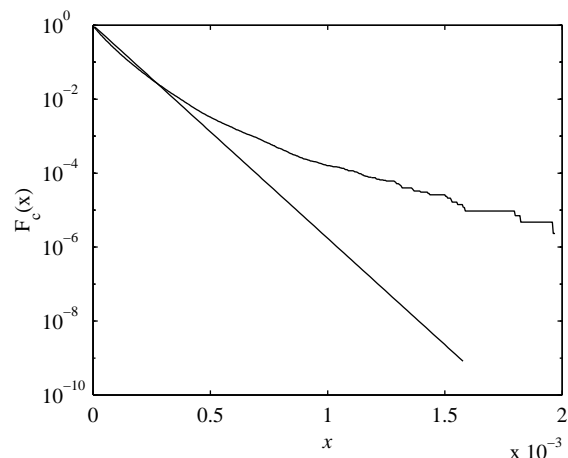


FIG. 7.4 – Allure de la fonction de répartition complémentaire du bruit.

Les différences relativement importantes observées entre les deux courbes peuvent être dues au fait que les traces fournies ont subi différents traitements avant de nous parvenir. En particulier le pas d'échantillonnage a été augmenté artificiellement par interpolation des données.

## 7.4 Mise en oeuvre de la méthode de déconvolution et suivi sur un échantillon des données Thetis 2

Dans un premier temps, nous n'allons considérer qu'un échantillon du signal présenté sur la figure 7.2.

Pour cela, on choisit dans le premier paquet de gauche une série de 500 enregistrements successifs de la trace 1200 à la trace 1700. Le signal ainsi obtenu est présenté sur la figure 7.5.

Notons encore que l'on normalise le signal afin que le maximum de l'image soit égal à 1. Enfin le RSB ayant été estimé à 20 dB [SKM<sup>+</sup>97], pour la déconvolution on prendra  $\lambda = 0.01$ .

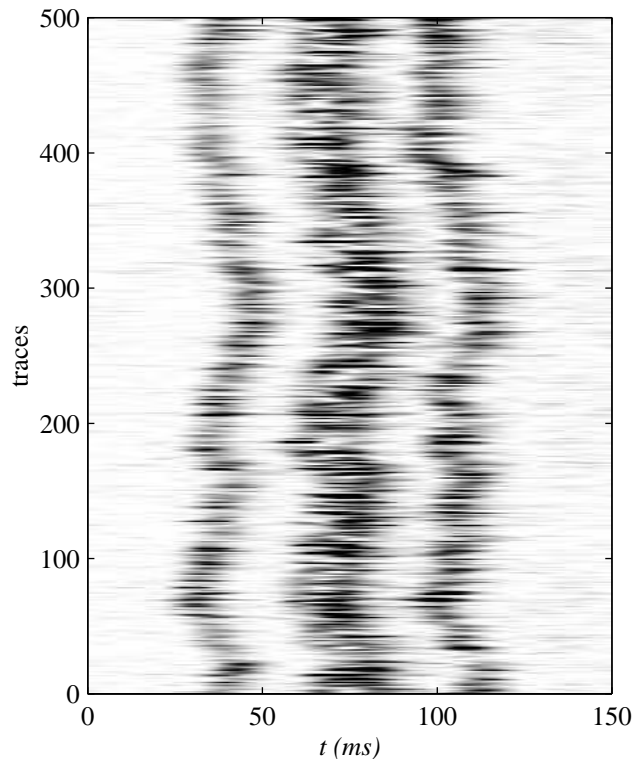


FIG. 7.5 – Echantillon de 500 traces.

### 7.4.1 Estimation de la fonction d'autocorrélation déformée

Avant d'appliquer l'algorithme de déconvolution de norme  $l_1$  nous devons estimer la fonction déformée  $z_d(t)$ . Pour cela on applique donc l'algorithme développé au chapitre 4. On initialise l'algorithme avec la fonction  $z(t)$ , qui représente le carré de la fonction d'autocorrélation de la SBLM de longueur 511 et de temps symbole 10 ms.

Notons que pour l'estimation de cette fonction il n'est pas nécessaire d'appliquer l'algorithme aux 500 traces étudiées. Nous nous limitons ainsi aux 100 premières traces, puis on

considère que l'estimation de  $z_d(t)$  obtenue est valable pour les 500 traces.

La figure 7.6 représente l'évolution des estimations de  $z_d(t)$  au cours des 4 premières itérations.

On peut observer que la convergence est extrêmement rapide.

Sur la figure 7.7 on a représenté l'ensemble des estimations obtenues sur les 100 traces utilisées pour l'estimation de  $z_d(t)$ , dont le moyennage fournit la courbe de la figure 7.6 quand  $i = 4$ .

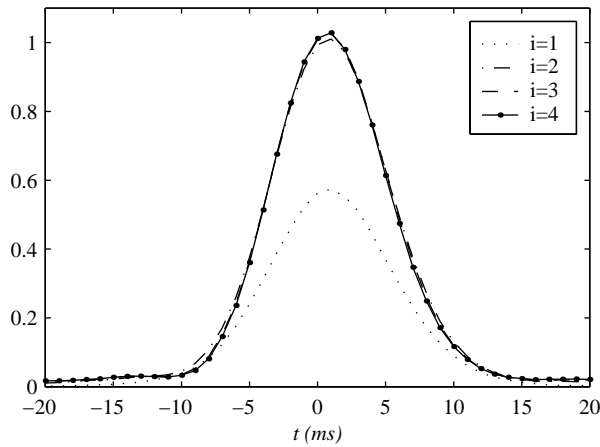


FIG. 7.6 – Evolution des estimations de la fonction  $z_d(t)$ .

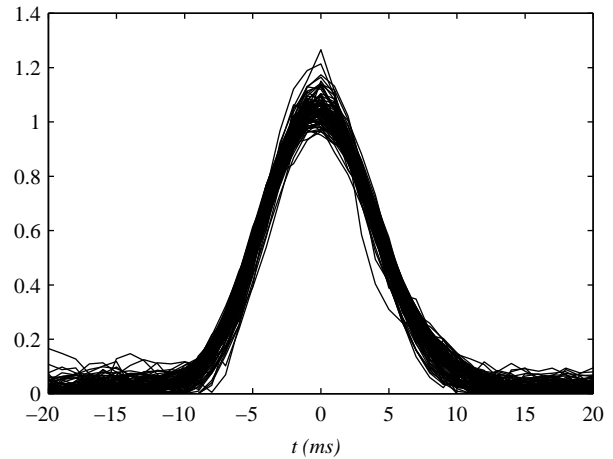


FIG. 7.7 – Estimation des 100 traces à la 4<sup>ème</sup> itération.

On observe que la variance est relativement faible.

Enfin, la figure 7.8 représente la fonction estimée (en trait continu), superposée à la fonction théorique (en trait discontinu).

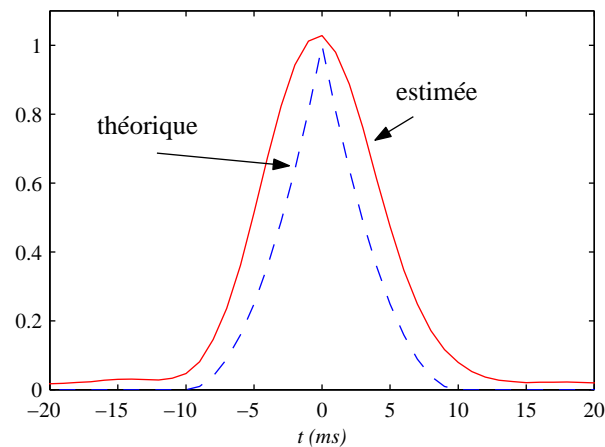


FIG. 7.8 – Estimation de la fonction  $z_d(t)$ .

### 7.4.2 Mise en évidence sur une trace de l'importance des distorsions

La figure 7.10 montre sur l'exemple de la trace 29 l'amélioration apportée au résultat de la déconvolution par rapport au cas où l'on ne prend pas en compte ces distorsions, représenté sur la figure 7.9. En observant le résultat obtenu, on se rend bien compte de l'importance pour

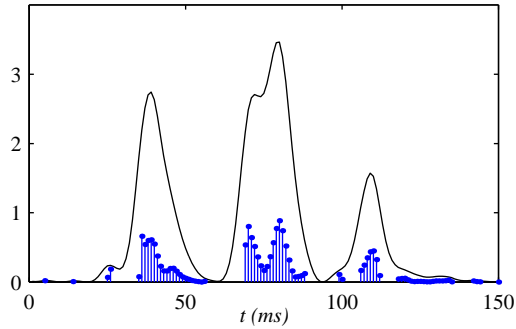


FIG. 7.9 – Résultat de la déconvolution avec la forme théorique.

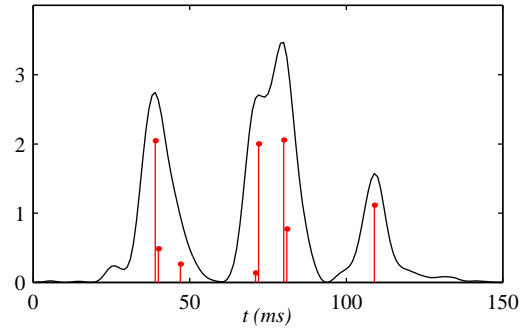


FIG. 7.10 – Résultat de la déconvolution avec la forme estimée.

le traitement de signaux réels de TAO de la prise en compte des distorsions dues au système de transmission (et éventuellement également à des phénomènes survenant au cours de la propagation).

Après l'étape de concaténation des pics proches on obtient le résultat de la figure 7.11.

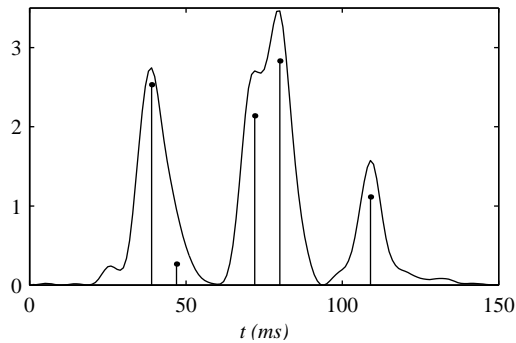


FIG. 7.11 – Résultat après concaténation des pics proches.

### Résultats obtenus sur 500 traces successives

On applique maintenant la méthode à l'ensemble des 500 traces. Pour compléter le paragraphe sur la déconvolution nous présentons sur la figure 7.12 le résultat de la déconvolution de différentes traces choisies au hasard.

La figure 7.13 montre sous forme d'une image le résultat de la déconvolution appliquée aux 500 traces de la figure 7.5.

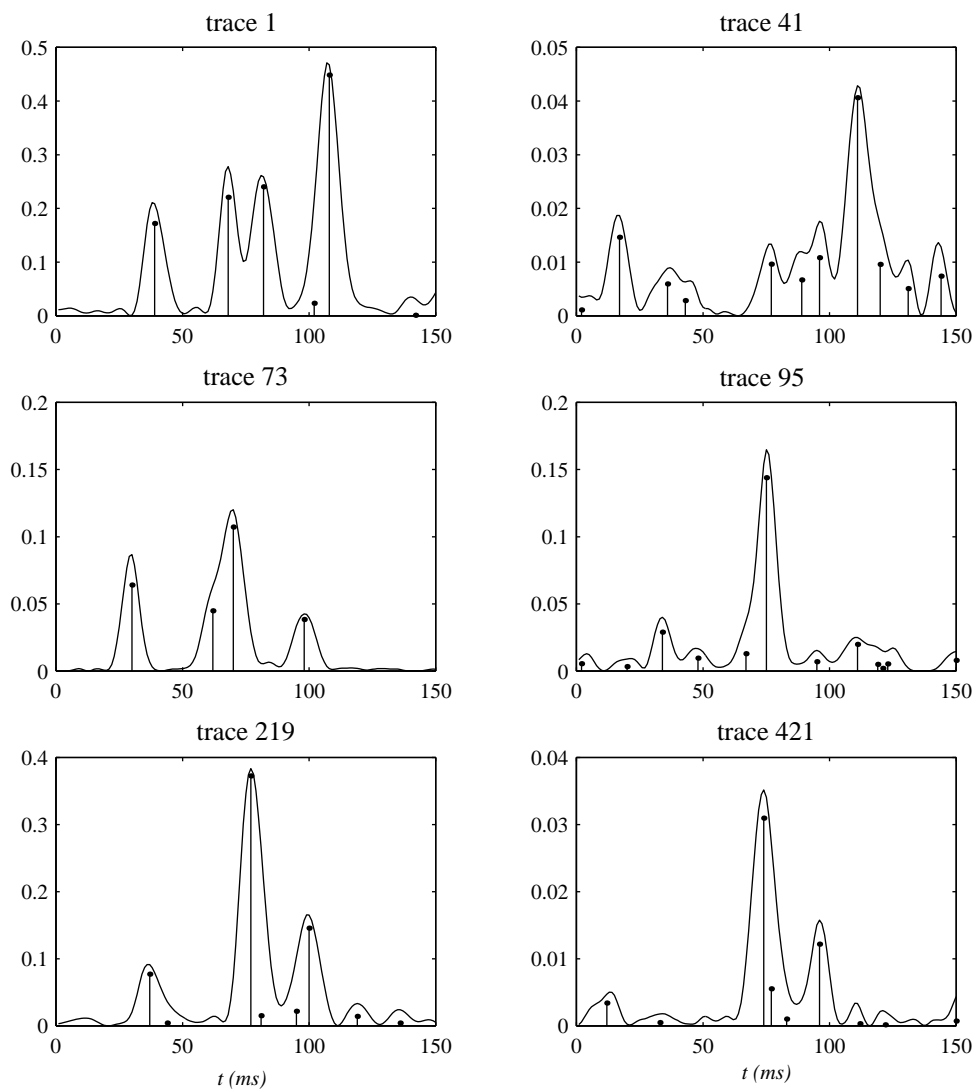


FIG. 7.12 – Exemple de déconvolution de traces différentes issues des données Thetis 2.



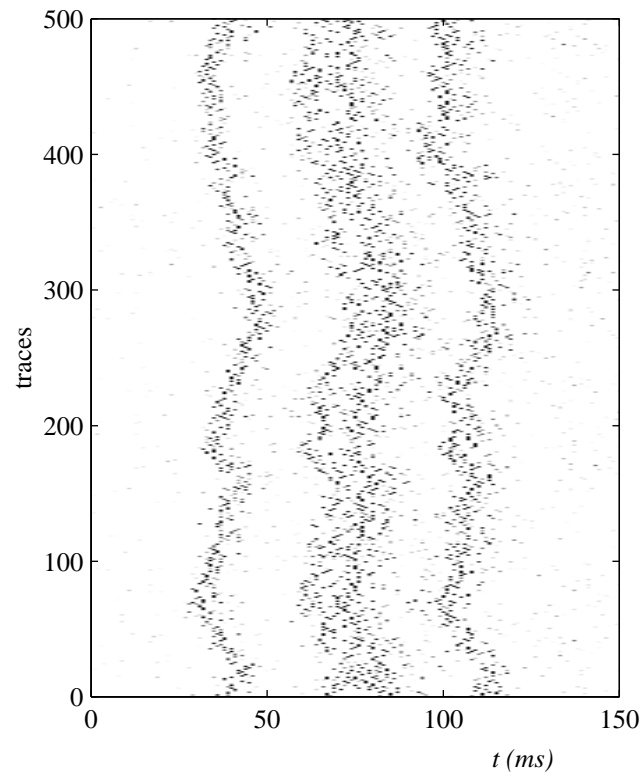


FIG. 7.13 – Résultat de la déconvolution sur les 500 traces.

### 7.4.3 Suivi

#### Choix des seuils haut et bas

La figure 7.14 montre l'histogramme des amplitudes des pixels de l'image présentée sur la figure 7.13. On voit que comme au chapitre 6 lors des simulations, l'exploitation de l'histo-

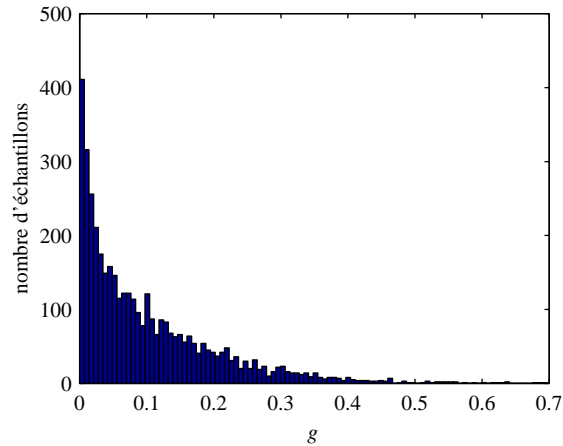
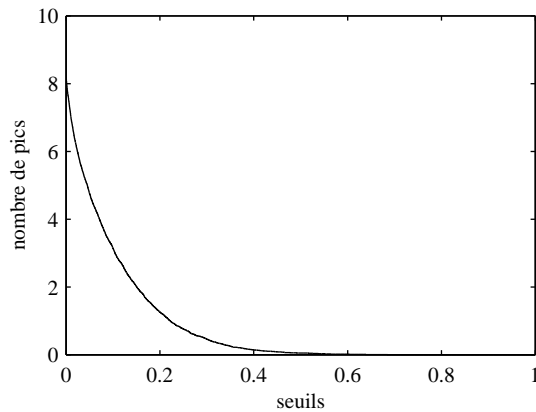


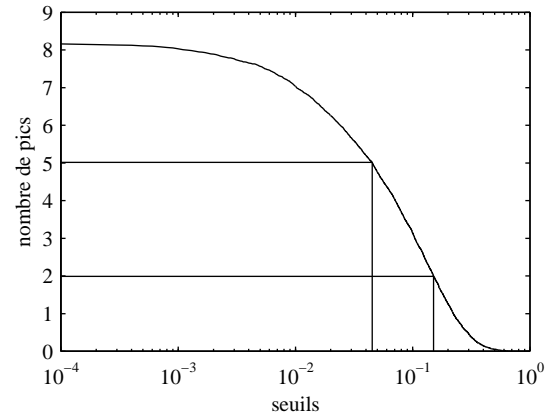
FIG. 7.14 – Histogramme du résultat de la déconvolution sur les 500 traces.

gramme est difficile puisque la fonction obtenue ne présente pas différents modes.

On va donc procéder comme lors des simulations et tracer la courbe du nombre moyen de pics par trace en fonction de la valeur de seuillage de l'image. Celle-ci est représentée sur les figures 7.15(a) et 7.15(b) en échelles linéaire et logarithmique. La figure 7.16 montre la répartition sur l'image 7.13 des pixels d'amplitude non nulle ( $\simeq 4000$  au total).



(a) Echelle linéaire.



(b) Echelle semi-logarithmique.

FIG. 7.15 – Recherche des seuils.

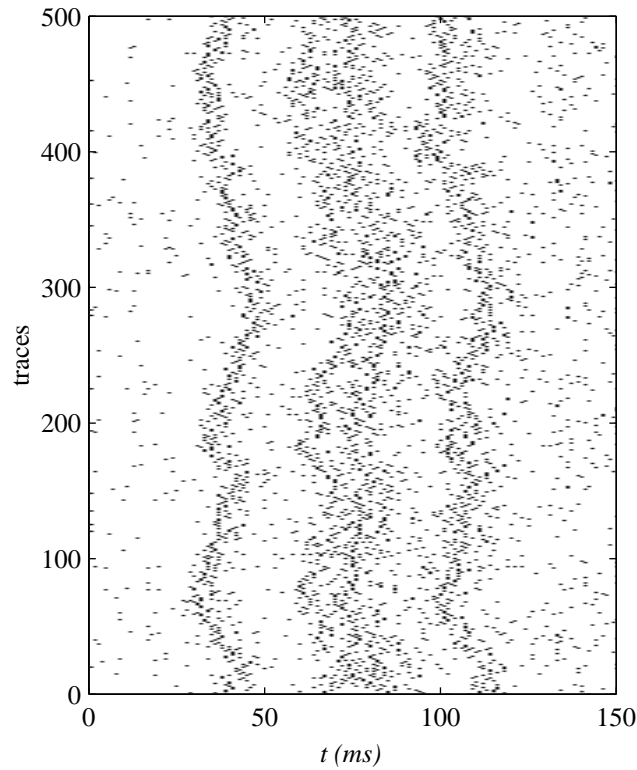


FIG. 7.16 – Pixels d'amplitude non nulle.

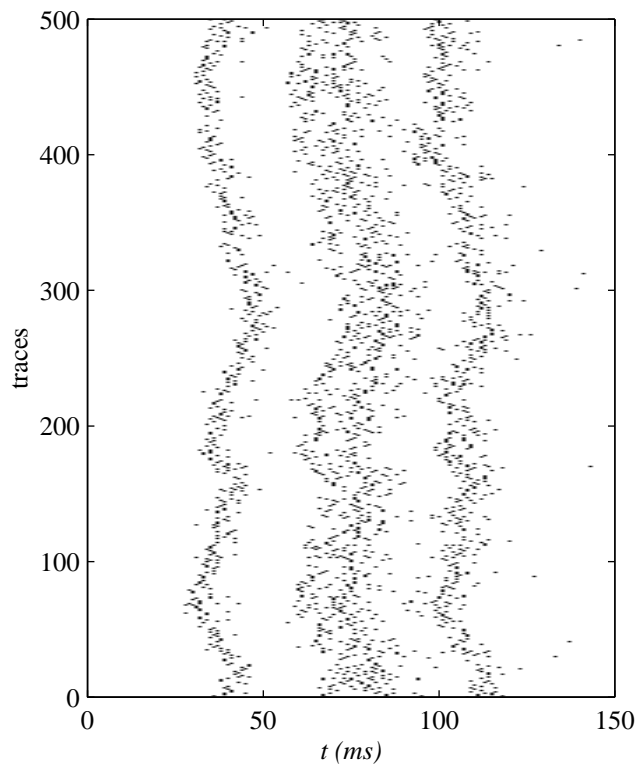
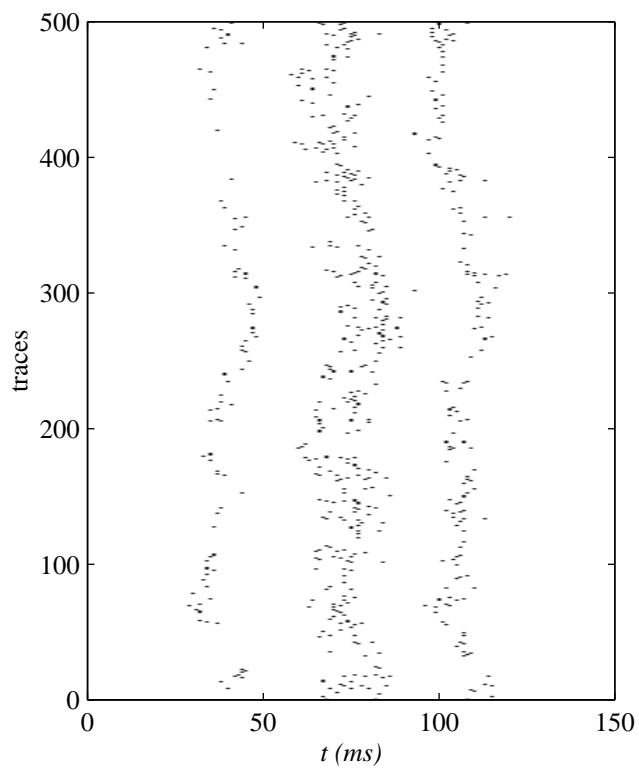
Si on décide de choisir le seuil haut tel que le nombre moyen de pics par trace soit égal à 2 après seuillage au-dessus du seuil haut on obtient la valeur  $s_h = 0.2$ . De même, si on décide que le nombre moyen de pics par trace doit être égal à 5 après seuillage au-dessus du seuil bas on obtient la valeur  $s_b = 0.05$ .

On vérifie maintenant sur les figures 7.17 et 7.18 que les valeurs de seuillage choisies fournissent un résultat satisfaisant. On voit qu'en seuillant l'image au-dessus de 0.05 on élimine un certain nombre de pics parasites et on garde suffisamment de pixels ( $\simeq 2500$  au total) pour pouvoir effectuer le suivi (figure 7.17). En seuillant la même image au-dessus de 0.2 les points conservés ( $\simeq 1000$ ) correspondent tous à des temps d'arrivée (figure 7.18).

### Résultat du suivi

En appliquant le critère développé au chapitre 6, on obtient le résultat présenté sur les figures 7.19 (superposé au résultat de la déconvolution) et 7.20 (superposé à  $y(t)$ ), avec les valeurs suivantes des paramètres :

- ◇ le nombre de traces  $n_{moy}$  sur lesquelles on calcule le vecteur  $\hat{\tau}^{(n,0)}$ , est choisi égal à 5 ,
- ◇ le nombre maximal  $n_{max}$  d'échecs tolérés avant d'arrêter une chaîne est égal à 20 ,
- ◇ la distance minimale aux contours déjà commencés autorisée pour donner naissance à

FIG. 7.17 – *Seuillage de l'image au-dessus de 0.05 (seuil bas).*FIG. 7.18 – *Seuillage de l'image au-dessus de 0.2 (seuil haut).*

une nouvelle chaîne est  $n_{dist} = 5$  ;

◇ la taille minimale tolérée d'une chaîne est  $n_{min} = 5$  ,

◇ enfin, la valeur du coefficient de pondération du critère de suivi  $\mu$  est égal à 0.01.

D'autres résultats de suivis effectués avec des valeurs différentes des paramètres sont disponibles dans l'annexe F.

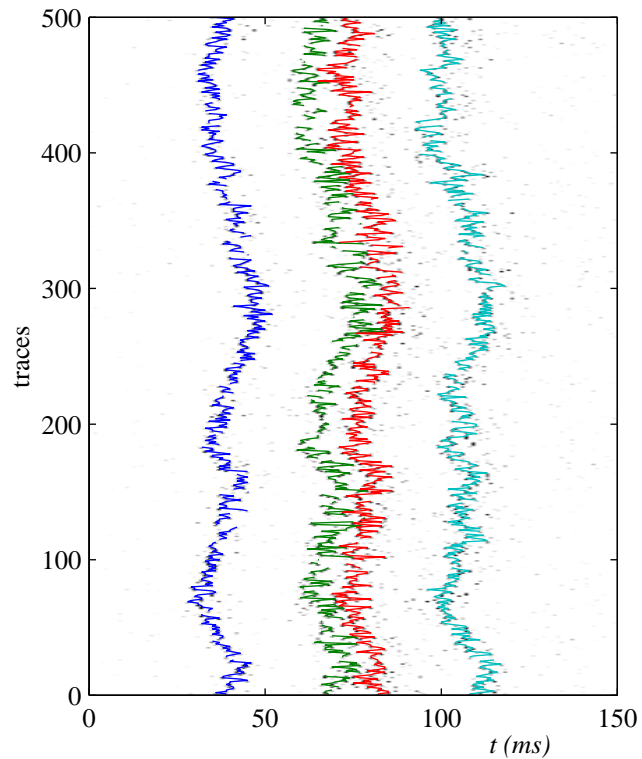


FIG. 7.19 – Résultat du suivi superposé au résultat de la déconvolution.

Le résultat obtenu est tout à fait satisfaisant, puisqu'il fait clairement apparaître 4 trajets distincts.

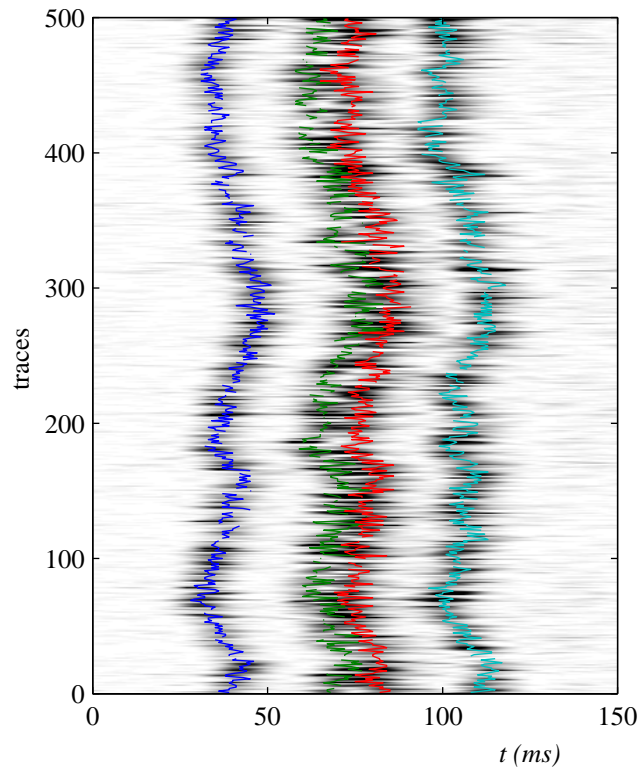


FIG. 7.20 – Résultat du suivi superposé au signal obtenu en sortie de détecteur quadratique.

## 7.5 Traitement du fichier complet

### 7.5.1 Résultats obtenus

Nous présentons maintenant les résultats obtenus avec le fichier complet (figure 7.2).

Nous nous intéressons aux quatre premiers paquets de trajets de l'image. En effet, les arrivées tardives sont difficiles à détecter du fait que les trajets deviennent très proches. De plus, nous n'avons pas envisagé ce problème vu que ces arrivées correspondent à des temps de retard que l'on ne serait pas capable d'identifier à des prédictions dans le cadre d'une étude tomographique.

L'estimation de la forme  $z_d(t)$  est utilisée pour les quatre paquets de trajets considérés.

Les valeurs des paramètres utilisés pour le suivi du deuxième paquet sont les mêmes que pour le premier paquet.

Pour le troisième et le quatrième paquet les paramètres qui diffèrent sont  $\mu = 0.002$  et  $s_b = 0.01$ .

Les résultats obtenus sont présentés sur la figure 7.21

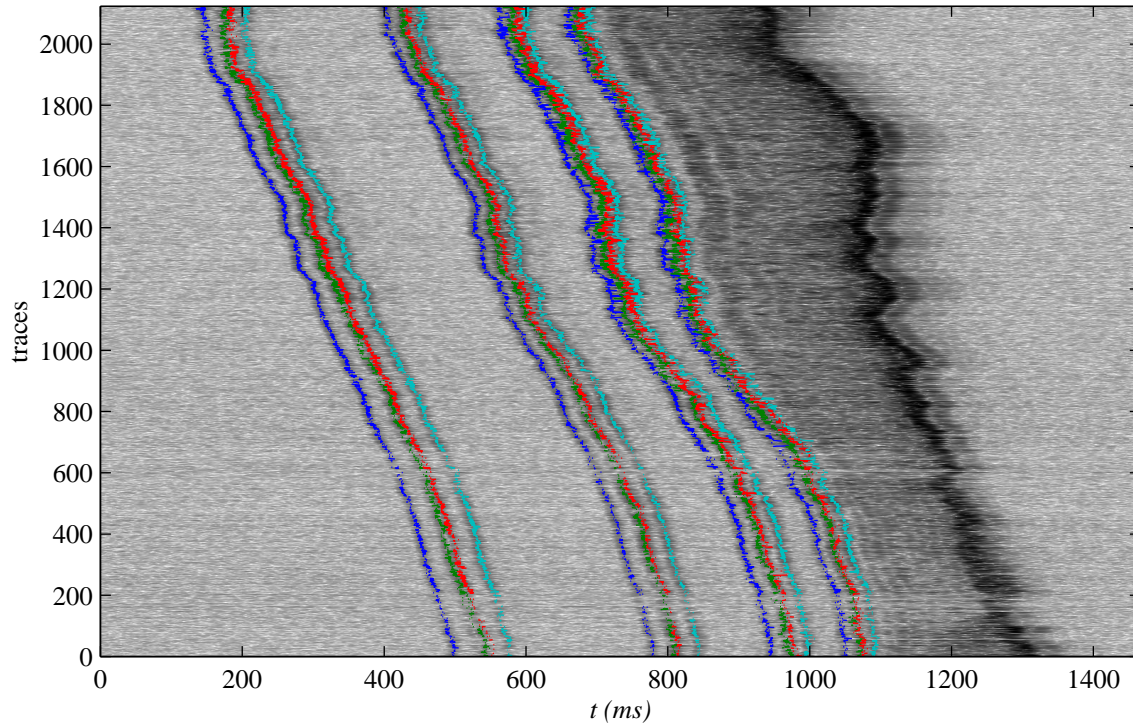


FIG. 7.21 – Traitement après suivi du fichier entier de l'expérience Thetis 2.

### 7.5.2 Validation du modèle des amplitudes

Sur la figure 7.22 on a représenté la fonction caractéristique complémentaire expérimentale des amplitudes estimées en échelle semi-logarithmique, superposée à la fonction caractéristique complémentaire théorique pour la valeur du paramètre de la loi estimée au sens du maximum de vraisemblance.

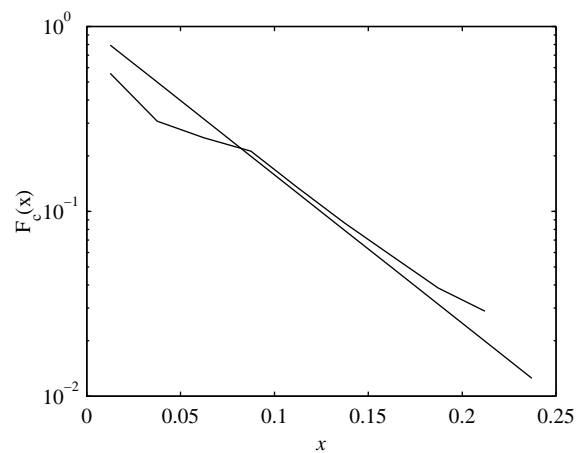


FIG. 7.22 – Allure de la fonction de répartition complémentaire des amplitudes.

La bonne corcordance entre les 2 courbes permet de valider le choix du modèle exponen-

tiel pour les amplitudes des trajets en sortie de détecteur quadratique.

## 7.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous nous sommes intéressés au traitement des données Thetis 2.

Nous avons mis en évidence l'importance de la prise en compte des distorsions subies par les signaux pour la déconvolution de signaux réels. Cette prise en compte constitue une des nouveautés du travail présenté dans cette thèse.

La méthode de suivi a permis d'obtenir l'évolution des différents trajets de la propagation et de nettement distinguer des trajectoires qui étaient mal séparées en sortie du détecteur quadratique. Alliée à l'utilisation d'un critère de déconvolution qui ne présente pas de minima locaux, la méthode de suivi permet d'associer les temps de retard à des trajectoires en éliminant des pics parasites isolés.

Enfin, l'application de la méthode au fichier entier met en évidence les facilités d'emploi de la méthode sur de grands volumes de données.





## Chapitre 8

# Données réelles par petits fonds

### 8.1 Problèmes spécifiques de la tomographie petits fonds

Dans ce chapitre nous allons nous intéresser au traitement des données Intimate 96 et Intimate 98 fournies par le Centre Militaire d'Océanographie (CMO) de l'Epschom.

Les signaux utilisés par le CMO ne sont plus des SBLM comme en tomographie grands fonds dont nous avons largement parlé, mais des signaux *chirp* [Car77, CM77].

Les données que nous allons étudier sont des données petits fonds. Les techniques utilisées sont légèrement différentes de celles utilisées pour la TAO par grands fonds que nous avons largement présentée au Chapitre 2. L'émetteur n'est plus placé sur des mouillages mais est entraîné par un bateau. De plus, la réception s'effectue grâce à une antenne contenant plusieurs récepteurs. Le procédé utilisé lors de la campagne Intimate 96 est illustré sur la figure 8.1.

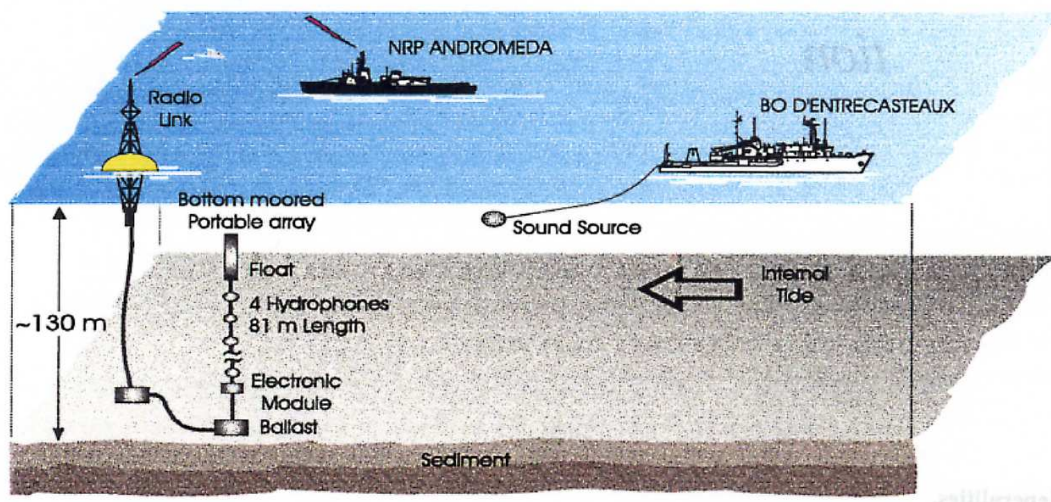


FIG. 8.1 – Configuration de l'expérience Intimate 96.

Les conditions de propagation sont aussi différentes de celles rencontrées en grands fonds : les zones étudiées sont de petits fonds, les distances de propagation sont inférieures ainsi que les durées d'étude. Notons encore que la hauteur d'eau étant faible tous les trajets qui se propagent sont réfléchis au fond et à la surface. Les données petits fonds présentent traditionnellement des trajets qui arrivent par paquets de 4 [BL82, Lur98].

## 8.2 Traitement des données Intimate 98

### 8.2.1 Contexte de l'expérience

Les données testées ci-dessous sont issues de la campagne Intimate 98 pour la tomographie petits fonds, qui s'est déroulée en 1998 dans le golfe de Gascogne [Fol99, SFL<sup>+</sup>99a, SFL<sup>+</sup>99b].

Les données auxquelles nous nous intéressons sont présentées sur la figure 8.2 en échelle logarithmique.

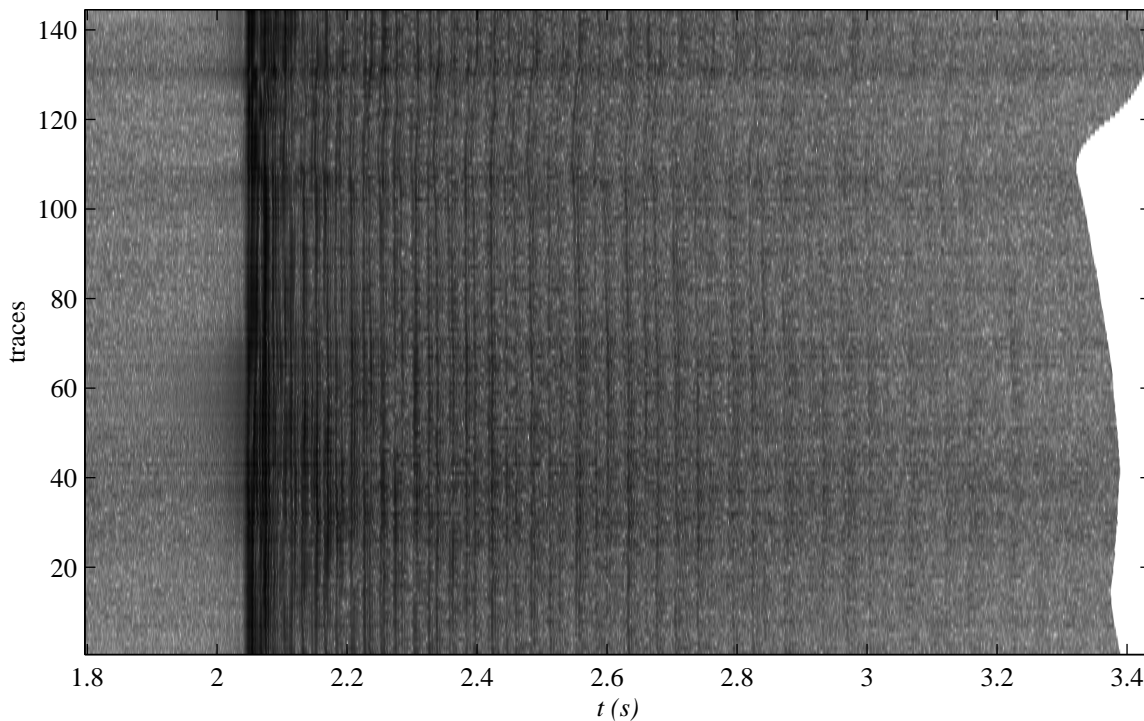


FIG. 8.2 – Les données Intimate 98.

Le signal d'émission est une modulation linéaire de fréquence de 300 à 1000 Hz. 2 séquences successives sont émises, de durées respectives 2 et 4 secondes, séparées de 2 secondes, et celui-ci est répété toutes les 12 secondes (figure 8.3).

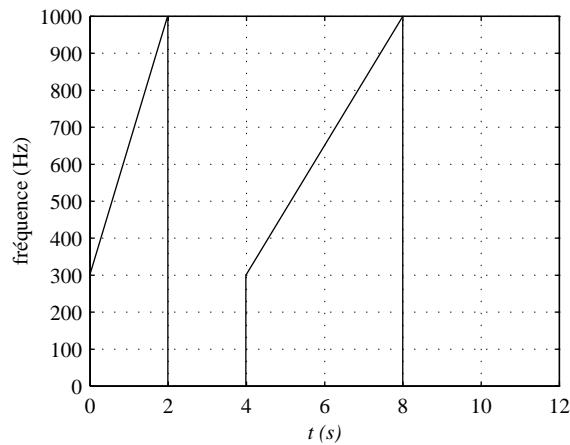


FIG. 8.3 – Le signal d'émission lors de Intimate 98.

### 8.2.2 Etude du bruit

Pour l'étude du bruit, le choix d'une zone sans signal est assez limité. Celle-ci se résume aux 100 premières colonnes de l'image 8.6. La figure 8.4 montre l'histogramme des échantillons sélectionnés. La figure 8.5 montre la fonction de répartition expérimentale du bruit en échelle semi-logarithmique, superposée à la fonction caractéristique complémentaire théorique pour la valeur de  $\mu$  estimée au sens du maximum de vraisemblance (cf chapitre 6).

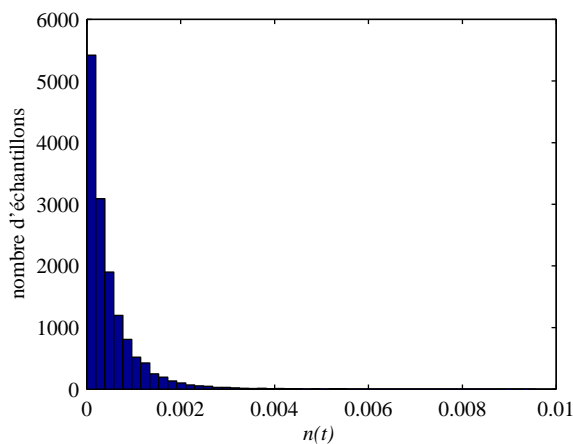


FIG. 8.4 – Histogramme des échantillons de bruit des données Intimate 98.

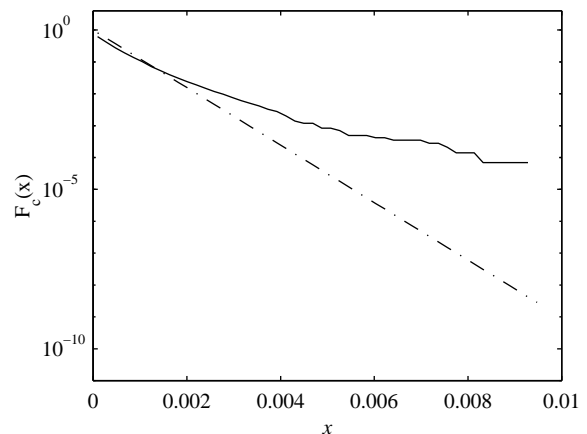


FIG. 8.5 – Fonction de répartition complémentaire du bruit.

Comme pour les données Thetis 2 étudiées au chapitre précédent, même si l'histogramme semble montrer que le bruit suit approximativement une loi exponentielle, on observe des différences relativement importantes entre les deux courbes. Ceci peut être d'abord dû au faible nombre d'échantillons utilisés. De plus, les signaux étudiés ici ont subi un alignement

par rapport au pic principal pour en faciliter le traitement. Malheureusement des erreurs peuvent se produire lors de cette procédure. On ne peut donc pas être certain de n'avoir sélectionné que des échantillons de bruit.

### 8.2.3 Présentation des données

Pour limiter la quantité de données (1680x144) on ne va considérer qu'un échantillon des données ci-dessus. L'échantillon que nous allons étudier est de taille (200x144). La figure 8.6 présente l'allure du signal obtenu en sortie du détecteur quadratique.

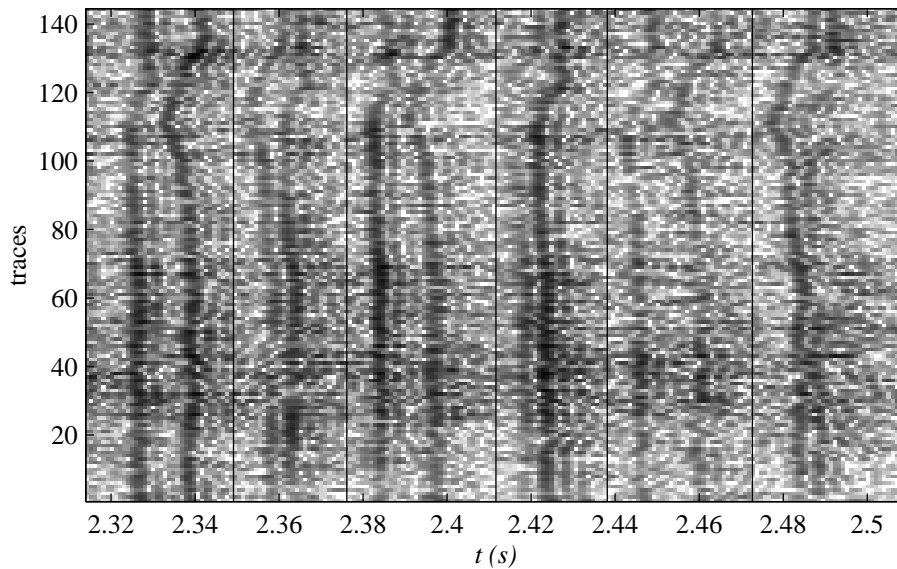


FIG. 8.6 – Echantillon des données Intimate 98.

Nous pouvons déjà observer que plusieurs trajets résolus apparaissent sur les données. Mais on observe aussi que le rapport signal à bruit n'est pas très bon.

Pour le traitement des données nous allons diviser l'image 8.6 en plusieurs paquets. On les numérotera de gauche à droite. Notons encore que pour le traitement (déconvolution et suivi) chaque image est normalisée de telle sorte que son maximum soit égal à 1.

### 8.2.4 Estimation de la forme d'onde $z_d(t)$

Dans un premier temps nous avons procédé comme pour les données Thetis 2 étudiées au chapitre précédent où il suffisait d'estimer la forme d'onde sur un échantillon de données que l'on utilisait ensuite pour tout le fichier. Le 1<sup>er</sup> paquet semblant avoir le meilleur rapport signal à bruit, nous avons donc estimé la forme déformée sur ce paquet, et nous l'avons ensuite utilisé pour déconvoluer les 6 paquets.

Les résultats obtenus après la déconvolution nous ayant semblé moins satisfaisants sur les paquets 2 à 6 que sur le paquet 1, nous avons ensuite préféré chercher à estimer une forme différente pour chaque paquet. On suppose ici que les distorsions sont légèrement différentes d'un paquet à l'autre du fait que d'un trajet à l'autre et donc d'un paquet à l'autre le nombre de réflexions sur le fond et sur la surface subies par un trajet est différent, ce qui peut introduire des distorsions supplémentaires des signaux.

L'estimation de  $z_d(t)$  s'effectue en appliquant la méthode présentée au chapitre 4. La figure 8.7 représente les formes d'ondes estimées pour chaque paquet.

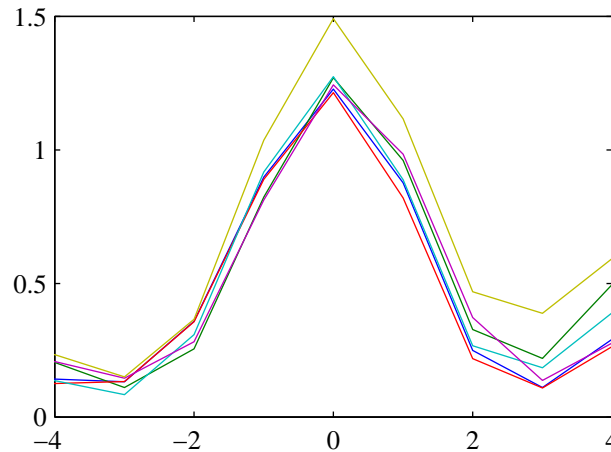


FIG. 8.7 – Estimation de la fonction  $z_d(t)$  pour les 6 paquets.

On déconvolue ensuite chaque paquet avec la forme d'onde estimée correspondante.

### 8.2.5 Suivi

Pour le suivi on procède comme dans le chapitre précédent. Pour détailler la procédure de suivi, on prend l'exemple du 3<sup>ème</sup> paquet.

Encore une fois l'histogramme des amplitudes des pixels non nuls du résultat de la déconvolution (figure 8.8) est difficilement exploitable.

Les seuils haut et bas peuvent être déterminés en utilisant la même procédure que précédemment (cf Chapitre 7). On obtient les valeurs  $s_b = 0.01$   $s_h = 0.2$  des seuils bas et haut.

Les valeurs des autres paramètres utilisées pour le paquet 3 sont les suivantes :

- ◇ la taille minimale tolérée d'une chaîne est  $n_{min} = 5$  ;
- ◇ le nombre de traces sur lesquelles on calcule le vecteur  $\hat{\mathbf{t}}^{(n,0)}$  est  $n_{moy} = 5$  ;
- ◇ la distance minimale aux contours déjà commencés autorisée pour donner naissance à une nouvelle chaîne est égale à 10 ;
- ◇ le nombre maximal  $n_{max}$  d'échecs tolérés avant d'arrêter une chaîne est égal à 10 ;

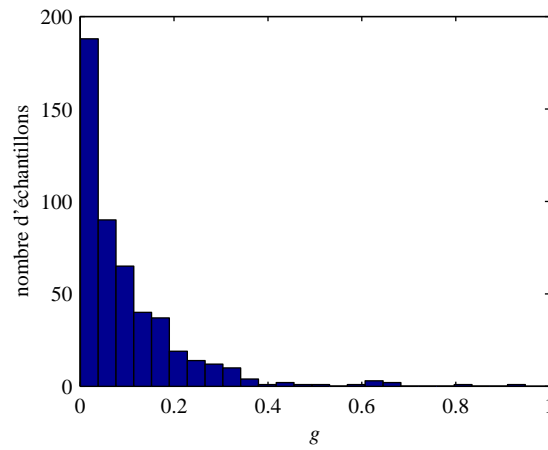


FIG. 8.8 – Histogramme du résultat de la déconvolution du paquet 3 sur les 144 traces.

◇ la valeur du coefficient de pondération du critère de suivi  $\mu$  est égal à 0.02.

Les valeurs des paramètres utilisés pour le suivi de tous les paquets et qui diffèrent sont regroupées dans le tableau 8.1.

paquets	1	2	3	4	5	6
$\mu$	0.01	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02
$s_b$	0.01	0.005	0.01	0.01	0.01	0.01
$s_h$	0.3	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
$dist_{min}$	10	10	5	5	5	5

TAB. 8.1 – Valeurs des paramètres utilisés pour le suivi des données Intimate 98.

Enfin le résultat du suivi superposé aux données est présenté sur la figure 8.9.

### 8.2.6 Commentaires

Nous pouvons observer que le nombre de trajets détectés semble inférieur au nombre de trajets que l'on distingue en sortie de détecteur. Seuls les trajets ayant un bon rapport signal à bruit sont détectés et suivis correctement.

En fait en cherchant à estimer une forme d'onde déformée par paquet les résultats ont été légèrement améliorés, mais ne sont pas encore encore complètement satisfaisants.

Ceci est principalement dû au fait que nous avons affaire à des données fortement bruitées.

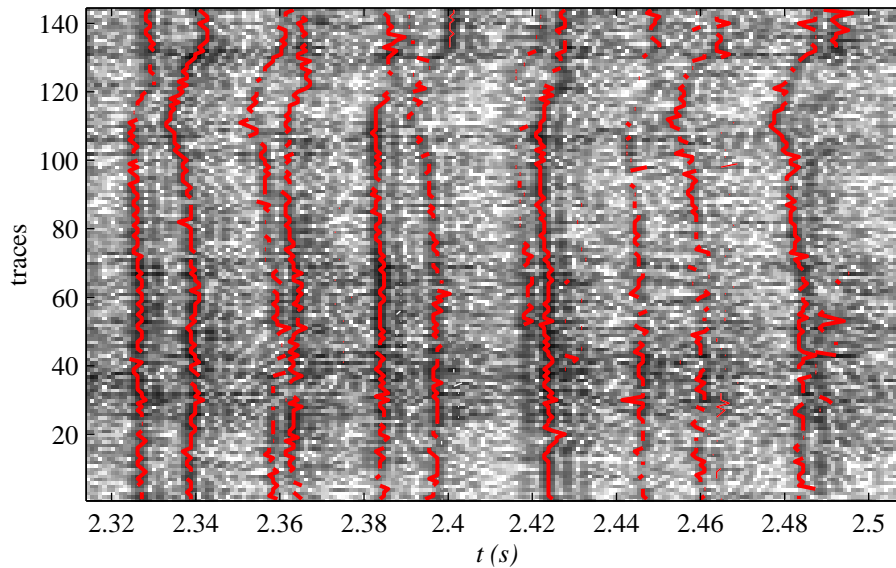


FIG. 8.9 – Résultat du suivi sur les 144 traces des données Intimate 98.

## 8.3 Traitement des données Intimate 96

### 8.3.1 Contexte de l'expérience

L'expérience Intimate 96 [Int97, Fol97a, Fol97b] s'est déroulée en Juin 96 sur le plateau continental portugais (site de Nazaré au nord de Lisbonne).

Les conditions de l'expérimentation sont décrites sur la figure 8.1. Une source immergée à 90 m émet un chirp de 2 secondes périodiquement toutes les 8 secondes sur une bande passante de 300 à 800 Hz (figure 8.10). L'antenne de réception constituée de trois hydrophones

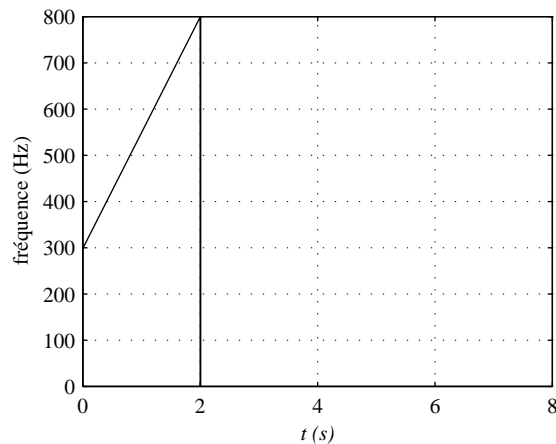


FIG. 8.10 – Le signal émis lors de l'expérience Intimate 96.

immergés à 35, 105, et 115 m reçoit les signaux acoustiques. Le fond est plat, la hauteur d'eau est de 133 m, et la distance source-récepteur varie autour de 6000 m.



### 8.3.2 Présentation des données

Un échantillon des données issues de la campagne Intimate 96 est présenté sur la figure 8.11. Le nombre de traces est égal à 113.

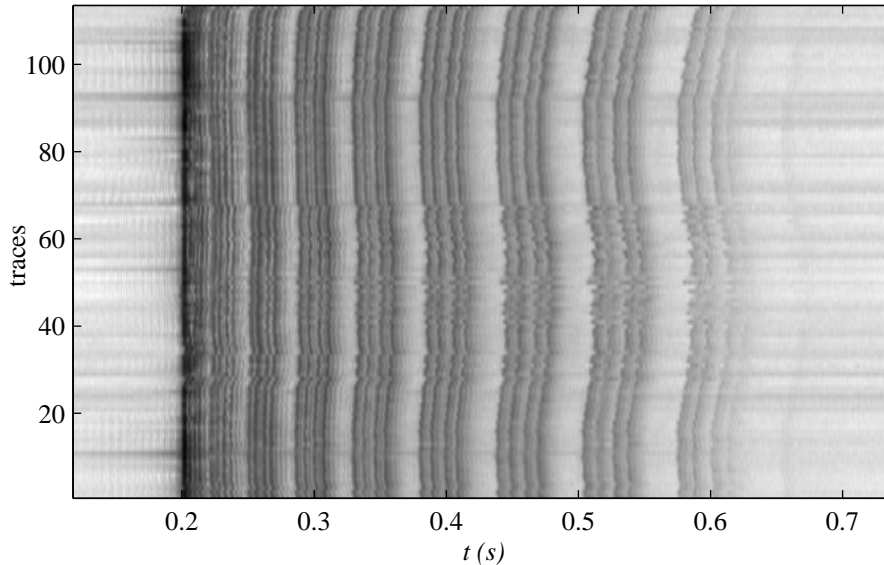


FIG. 8.11 – Données Intimate 96 en sortie du détecteur quadratique.

On peut observer que les trajets sont résolus et que le rapport signal à bruit est élevé. Ceci est principalement dû au fait que les données de cette expérience sont en fait des traces issues d'une moyenne de plusieurs réalisations successives observées (cf §3.2.6).

Pour le traitement on va pouvoir séparer les données en 8 paquets différents correspondant aux 8 paquets de 4 trajets, numérotés de la droite vers la gauche.

### 8.3.3 Estimation de la forme d'onde $z_d(t)$

Pour l'estimation de la forme d'onde  $z_d(t)$  on peut faire deux remarques :

- ◇ on a simplement effectué une détection des 4 premiers maxima ce qui fournit une première estimation des temps d'arrivée.
- ◇ on a observé des résultats meilleurs lors de la déconvolution en cherchant à estimer une fonction par paquet.

La figure 8.12 montre l'ensemble des fonctions  $z_d(t)$  estimées.

On déconvolue ensuite chaque paquet avec la forme estimée correspondante.

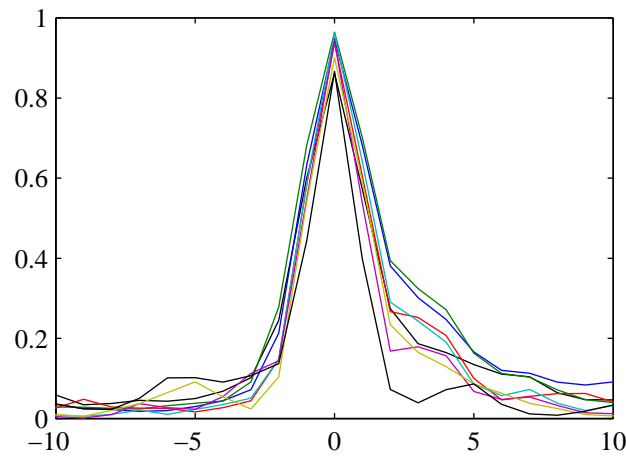


FIG. 8.12 – Résultats de l'estimation de  $z_d(t)$  pour les 8 paquets.

### 8.3.4 Suivi

Si on observe l'histogramme des pixels obtenus après la déconvolution présenté sur la figure 8.13 on observe que la fonction obtenue fait apparaître deux modes principaux. On retrouve alors des conditions similaires à celles rencontrées dans [Mar97] : le premier mode

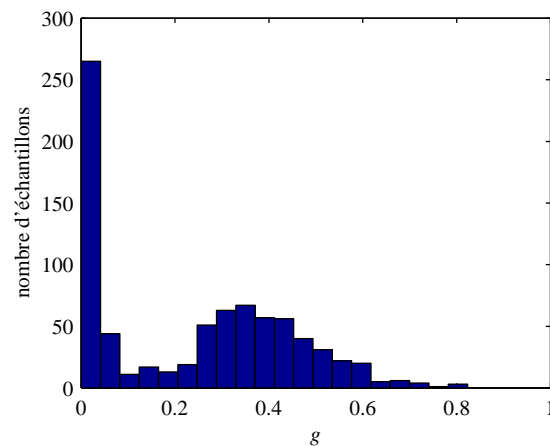


FIG. 8.13 – Histogramme du résultat de la déconvolution du paquet 3 sur les 113 traces.

peut être considéré comme correspondant à des pics parasites et le second aux amplitudes des trajets recherchés. Ainsi on peut fixer le seuil bas comme la valeur où ces deux modes se croisent comme cela est suggéré dans [Mar97]. Pour le seuil haut on peut prendre une valeur correspondant à l'endroit où le second mode est maximal. Par contre, ce phénomène met en évidence le fait que les amplitudes des retards recherchés ne suivent pas une loi exponentielle. Le fait que l'on ait deux modes est vraisemblablement dû au fait que l'on est en présence de traces moyennées et donc que les distributions des amplitudes des trajets et du bruit s'en trouvent modifiés.

### 8.3.5 Etude de la loi du bruit

La somme de  $n$  variables de loi exponentielle de paramètre  $\mu$  est une variable de loi Gamma de paramètres  $(\mu, n)$  (ou loi de Erlang puisque  $n$  est entier) dont l'expression est :

$$p(x) = \frac{\mu^n x^{n-1} \exp(-\mu x)}{(n-1)!}. \quad (8.1)$$

La moyenne et la variance de cette loi sont données respectivement par  $\mu n$  et  $\mu^2 n$ .

Ceci est illustré par la figure 8.14 qui représente l'histogramme des échantillons de bruit.

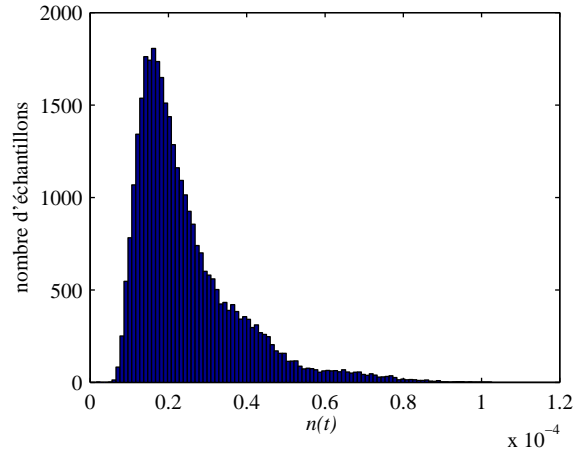


FIG. 8.14 – Histogramme des échantillons de bruit des données Intimate 96.

Le moyennage des traces apparaît donc comme un avantage puisqu'il permet d'améliorer le rapport signal à bruit. De plus le choix de la valeur du seuil bas est plus aisé. Par contre, l'inconvénient majeur qui en résulte est que le modèle est différent et ne correspond plus à celui que nous avons suivi dans cette étude.

#### Résultat final

Pour le suivi on choisit les valeurs des paramètres suivantes :  $n_{min} = 5$ ,  $n_{dist} = 10$  communs à tous les paquets. Les valeurs des paramètres qui diffèrent sont regroupées dans le tableau 8.2.

Le résultat du suivi est présenté sur la figure 8.15.

paquets	1	2	3	4	5	6	7	8
$\mu$	0.015	0.05	0.05	0.05	0.01	0.01	0.02	0.05
$s_b$	0.01	0.05	0.05	0.05	0.05	0.005	0.005	0.001
$s_h$	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.4
$n_{moy}$	3	3	5	5	5	5	3	3
$n_{max}$	10	10	20	20	20	20	20	20

TAB. 8.2 – Valeurs des paramètres utilisés pour le suivi des données Intimate 96.

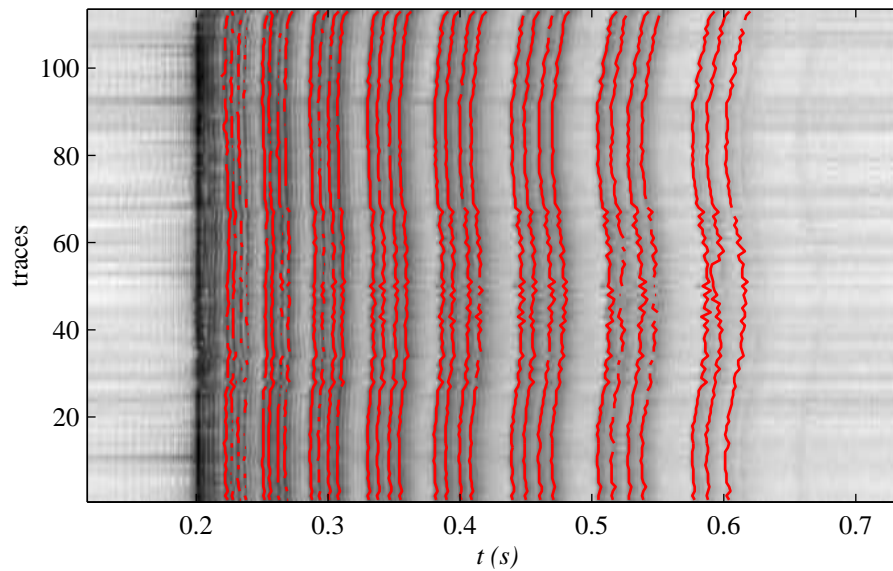


FIG. 8.15 – Résultat du suivi sur les 113 traces des données Intimate 96.

## 8.4 Remarques

Lors du traitement de données réelles on est souvent confronté à des phénomènes imprévus, dont nous rappelons ici quelques-uns.

Tout d'abord, les premières données qui nous ont été fournies correspondaient aux sorties de détecteur quadratique. Ignorant initialement l'existence d'enregistrements provenant des sorties en phase et en quadrature, nous avons été conduits dans un premier temps à développer l'algorithme de norme  $l_1$ .

Par ailleurs certains jeux de données avaient subi des traitements tels que l'interpolation pour augmenter artificiellement le pas d'échantillonnage. Ce n'est qu'en remarquant l'inadéquation des données au modèle statistique que nous avons été amenés à prendre connaissance de ce phénomène.

L'obtention de traces issues d'un moyennage de plusieurs réalisations successives conduit

également à des données statistiquement différentes de celles considérées pour le développement des algorithmes. En fait, il faudrait adapter les algorithmes pour tenir compte de ces spécificités.

## 8.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons considéré deux types de données petits fonds.

Pour les deux types de données nous avons dû chercher une forme d'onde par paquet considéré pour obtenir des résultats satisfaisants. Dans le cas des données Intimate 98 le résultat obtenu souffre du fait que les données étaient particulièrement bruitées.

Les résultats obtenus avec les données Intimate 96 sont meilleurs. Nous avons mis en évidence que le moyennage de traces successives est intéressant puisqu'il améliore le rapport signal à bruit mais devient pénalisant pour notre méthode puisqu'il rend notre modèle invalide. En contrepartie le rapport signal à bruit élevé permet d'obtenir des résultats tout à fait satisfaisants.

## Chapitre 9

# Conclusion et perspectives

L'objectif de notre travail était de mettre en oeuvre une méthode d'estimation et de suivi de temps de retard pour la Tomographie Acoustique Océanique. Le but était aussi de fournir une méthode automatique et rapide.

Dans la première partie de ce document nous nous sommes d'abord intéressés à la modélisation de la chaîne de traitement des signaux de TAO. Nous avons dressé un aperçu des méthodes de traitement de signal appliquées à la TAO existantes. Puis nous avons mis en évidence les différents problèmes qui sont à considérer pour un traitement de données tomographiques par des méthodes de traitement de signal. En particulier, nous avons mis en évidence l'intérêt de dissocier le problème de l'estimation et celui du suivi des temps de retard. Tout d'abord une étape de détection des temps de retard, effectuée trace par trace, est résolue par une approche déconvolution non paramétrique, ce qui a pour principal intérêt de ne pas nécessiter la connaissance du nombre de trajets propagés. Ensuite, le résultat de la déconvolution obtenu peut être utilisé pour effectuer le suivi des trajectoires associées à l'évolution des différents temps de retard.

La seconde partie de ce document était consacrée à la présentation des différents algorithmes élaborés au cours de notre travail, dont deux nouvelles approches de type bayésien, pour le problème de déconvolution, ainsi qu'une méthode pour le suivi.

La première méthode de déconvolution s'applique en sortie d'un détecteur quadratique. Par la prise en compte des lois suivies par le bruit et par les amplitudes des trajets, on obtient en sortie d'un détecteur quadratique un critère du maximum *a posteriori* de formulation simple, et facile à optimiser. Ce critère correspond de plus à une famille de critères largement étudiées dans la littérature, les critères pénalisés de norme  $l_1$ . Ici, on dispose de l'avantage d'avoir une interprétation physique du terme de pénalité. Les simulations présentées ont mis en évidence les performances globalement très satisfaisantes de l'algorithme et large-

ment suffisantes pour traiter la plupart des signaux de tomographie. Nous avons cependant étudié les limitations de la méthode dues aux approximations effectuées dans l'expression du critère. En particulier nous avons montré comment en présence de deux trajets proches les performances de la méthode dépendent de l'écart de phase des deux trajets. Pourtant, l'algorithme obtenu présente l'intérêt de nécessiter un faible coût de calcul et la convergence vers l'optimum global du critère est assurée.

Pour éviter les limitations de la méthode précédente, nous avons développé une seconde méthode de déconvolution pour la tomographie en sortie des filtres adaptés. On doit alors traiter une information à valeurs complexes, dont les parties réelles et imaginaires sont fournies par les sorties des voies en phase et en quadrature du démodulateur. Pour éviter les problèmes de maxima locaux rencontrés avec les critères de maximum de vraisemblance, on adopte une technique d'optimisation basée sur les simulations de Monte-Carlo et on incorpore les *a priori* bayésiens qui permettent de prendre en compte le caractère sporadique des temps d'arrivée. Les résultats obtenus par cette approche sont meilleurs que ceux obtenus avec l'algorithme précédent, mais au prix de calculs nettement plus lourds.

Pour les deux méthodes de déconvolution proposées, nous nous sommes intéressés dans un deuxième temps à l'étude de signaux ayant subi des distorsions. Ces distorsions sont principalement attribuées au transducteur d'émission, mais peuvent aussi être dues à des phénomènes de propagation. Nous avons mis en évidence l'importance de la prise en considération de ces distorsions lors de la déconvolution, ce qui constitue une nouveauté importante pour ce domaine d'application. Pour chaque approche une méthode d'estimation de la forme d'onde d'intérêt a été proposée.

Étant donnés les coûts de calculs très lourds de mise en oeuvre de la seconde méthode de déconvolution, nous n'avons pas retenu cette solution dans la suite pour le traitement des signaux réels.

Nous avons ensuite développé la méthode de suivi des temps d'arrivées. En adaptant un algorithme de détection de contours à l'image résultant de la déconvolution des enregistrements successifs, on obtient des résultats tout à fait satisfaisants. L'intérêt de travailler à partir des résultats de la déconvolution est principalement de limiter le nombre de composantes du problème et donc la complexité des calculs, ainsi que les problèmes de minima locaux. On supprime aussi les problèmes de biais qu'introduirait un lissage des trajectoires et on élimine les pics parasites isolés obtenus lors de la détection initiale trace par trace.

L'application de la méthode d'estimation-suivi à des données réelles a mis en évidence l'importance de la prise en compte des distorsions subies par les signaux dans le cadre de la déconvolution.

Le résultat du traitement des données grands fonds Thetis 2 est très satisfaisant. Le traitement des données petits fonds Intimate 98 a montré que tous les trajets ne sont pas bien détectés. Mais il est bien connu des spécialistes que ce jeu de données est difficile à traiter du fait d'un faible rapport signal à bruit. Enfin, on a mis en évidence lors du traitement des données petits fonds Intimate 96 que le moyennage de traces modifie les statistiques du bruit et des amplitudes des trajets, par rapport au modèle théorique initialement considéré. Cependant, le rapport signal à bruit élevé qui en résulte permet d'obtenir des résultats particulièrement bons. L'étude sur les données réelles a donc permis de valider la méthode autant sur des données grands fonds que petits fonds.

Il serait aussi intéressant de tester la méthode sur des jeux de données réelles différents pour obtenir des confirmations supplémentaires sur les capacités de l'algorithme à s'adapter à des configurations diverses.

L'algorithme de suivi que nous avons proposé utilise différents paramètres. Pour certains d'entre eux la stratégie retenue pour fixer leur valeur pourrait être facilement automatisée. Pour les autres, il serait intéressant de poursuivre l'étude en ce sens.

Les instruments modernes de TAO mettent souvent en jeu des récepteurs constitués de plusieurs capteurs. Une perspective intéressante pour la suite de ce travail serait d'adapter à ce contexte les algorithmes développés.

Notons encore que l'étude menée sur les méthodes MCMC mériterait d'être approfondie même si ce type d'approche peut encore paraître compliquée en termes de coûts de calcul. On peut penser les progrès rapides de l'informatique rendront rapidement leur emploi possible, même pour le traitement de grands volumes de données.





## Annexe A

# L'approximation sur l'expression du signal en sortie de détecteur quadratique

### A.1 Schéma du problème

Après démodulation et filtrage adapté selon le schéma du récepteur quadratique de la figure A.1, le signal  $y(t)$  en sortie peut s'écrire :

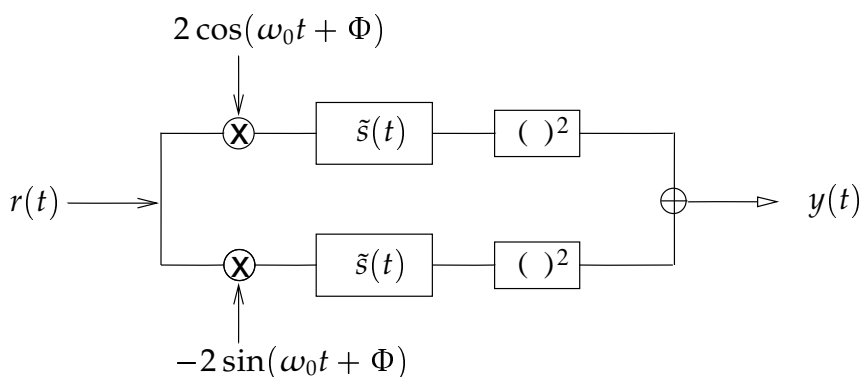


FIG. A.1 – Structure du récepteur quadratique.

$$y(t) = \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) + n(t) \quad (\text{A.1})$$

$$= (g * z)(t) + n(t), \quad (\text{A.2})$$

$$\text{avec : } \begin{cases} a_p = \alpha_p^2, \\ z(t) = \Lambda^2(t), \\ g(t) = \sum_{p=1}^P a_p \delta(t - \tau_p). \end{cases}$$

Cette expression est obtenue après des approximations (cf. chap. 4). Nous allons donner l'expression exacte du signal  $y(t)$ , quand le signal  $r(t)$  est composé de 2 trajets ( $P = 2$ ).

## A.2 Expression de $y(t)$

D'après le chapitre 3, le signal  $x(t)$  obtenu après démodulation et filtrage adapté s'écrit :

$$\underline{x}(t) = \sum_{k=1}^P \begin{pmatrix} \alpha_p \cos \phi_p \\ \alpha_p \sin \phi_p \end{pmatrix} \Lambda(t - \tau_p) + \begin{pmatrix} b_1(t) \\ b_2(t) \end{pmatrix}. \quad (\text{A.3})$$

Après la mise au carré le signal sur la voie en phase s'écrit :

$$\begin{aligned} \left( \sum_{p=1}^2 \alpha_p \cos \phi_p \Lambda(t - \tau_p) + b_1(t) \right)^2 &= [\alpha_1 \cos \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \cos \phi_2 \Lambda(t - \tau_1) + b_1(t)]^2 \\ &= \alpha_1^2 \cos^2 \phi_1 \Lambda^2(t - \tau_1) + \alpha_2^2 \cos^2 \phi_2 \Lambda^2(t - \tau_2) + b_1^2(t) \\ &\quad + 2\alpha_1 \alpha_2 \cos \phi_1 \cos \phi_2 \Lambda(t - \tau_1) \Lambda(t - \tau_2) \\ &\quad + 2b_1(t) (\alpha_1 \cos \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \cos \phi_2 \Lambda(t - \tau_2)). \end{aligned} \quad (\text{A.4})$$

Sur la voie en quadrature, on obtient la même expression mais en remplaçant les termes en *cosinus* par des *sinus*, et le terme  $b_1(t)$  par  $b_2(t)$ . L'expression du signal de sortie  $y(t)$  est obtenue par la sommation de ces 2 expressions :

$$\begin{aligned} y(t) &= \alpha_1^2 \Lambda^2(t - \tau_1) + \alpha_2^2 \Lambda^2(t - \tau_2) + b_1^2(t) + b_2^2(t) \\ &\quad + 2\alpha_1 \alpha_2 \Lambda(t - \tau_1) \Lambda(t - \tau_2) (\cos \phi_1 \cos \phi_2 + \sin \phi_1 \sin \phi_2) \\ &\quad + 2b_1(t) [\alpha_1 \cos \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \cos \phi_2 \Lambda(t - \tau_2)] \\ &\quad + 2b_2(t) [\alpha_1 \sin \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \sin \phi_2 \Lambda(t - \tau_2)], \end{aligned} \quad (\text{A.5})$$

ce qui peut encore s'écrire sous la forme :

$$\begin{aligned} y(t) &= a_1 z(t - \tau_1) + a_2 z(t - \tau_2) + b_1^2(t) + b_2^2(t) \\ &\quad + 2\alpha_1 \alpha_2 \Lambda(t - \tau_1) \Lambda(t - \tau_2) \cos(\phi_1 - \phi_2) \\ &\quad + 2b_1(t) [\alpha_1 \cos \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \cos \phi_2 \Lambda(t - \tau_2)] \\ &\quad + 2b_2(t) [\alpha_1 \sin \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \sin \phi_2 \Lambda(t - \tau_2)]. \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

### A.3 Caractérisation du terme d'erreur

Lorsque l'on fait l'approximation que  $y(t)$  s'écrit comme :

$$y(t) = \sum_{p=1}^2 a_p z(t - \tau_p) + n(t) \quad (\text{A.7})$$

$$\text{avec } n(t) = b_1^2(t) + b_2^2(t), \quad (\text{A.8})$$

l'erreur effectuée est donc égale à :

$$\begin{aligned} \varepsilon(t) = & 2\alpha_1\alpha_2\Lambda(t - \tau_1)\Lambda(t - \tau_2)\cos(\phi_1 - \phi_2) \\ & + 2b_1(t)[\alpha_1\cos\phi_1\Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2\cos\phi_2\Lambda(t - \tau_2)] \\ & + 2b_2(t)[\alpha_1\sin\phi_1\Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2\sin\phi_2\Lambda(t - \tau_2)]. \end{aligned} \quad (\text{A.9})$$

Ce terme d'erreur peut être divisé en 2 parties distinctes. Le premier terme égal à :

$$\varepsilon_1(t) = 2\alpha_1\alpha_2\Lambda(t - \tau_1)\Lambda(t - \tau_2)\cos(\phi_1 - \phi_2), \quad (\text{A.10})$$

est nul quand les fonctions  $\Lambda(t - \tau_1)$  et  $\Lambda(t - \tau_2)$  sont orthogonales. Lorsque la fonction d'autocorrélation de  $s(t)$  est à support étroit c'est donc le cas sauf si les trajets sont très proches. Dans le cas contraire, l'erreur est reliée à l'écart de phases  $\cos(\phi_1 - \phi_2)$ .

Le second terme :

$$\begin{aligned} \varepsilon_2(t) = & 2b_1(t)[\alpha_1\cos\phi_1\Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2\cos\phi_2\Lambda(t - \tau_2)] \\ & + 2b_2(t)[\alpha_1\sin\phi_1\Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2\sin\phi_2\Lambda(t - \tau_2)]. \end{aligned} \quad (\text{A.11})$$

est nul en l'absence de bruit, et peut être considéré comme négligeable quand le rapport signal à bruit est élevé.



## Annexe B

# La loi exponentielle

### B.1 Définitions

Soit  $X$  une variable aléatoire de loi exponentielle de paramètre  $\mu$  :

$$X \sim \mathcal{E}(\mu). \quad (\text{B.1})$$

La densité de probabilité de  $X$  est :

$$p_X(x) = \mu e^{-\mu x}. \quad (\text{B.2})$$

Les moments d'ordre 1 et 2 de  $X$  sont :

$$E[X] = \mu \int_0^{+\infty} x e^{-\mu x} dx = \frac{1}{\mu}, \quad (\text{B.3})$$

$$E[X^2] = \mu \int_0^{+\infty} x^2 e^{-\mu x} dx = \frac{2}{\mu^2}, \quad (\text{B.4})$$

donc on a aussi  $\text{var}[X] = 1/\mu^2$ .

### B.2 La fonction de répartition

L'expression de la fonction de répartition est donnée par :

$$F(x) = P(X \leq x) = \int_0^x \mu e^{-\mu x} dx = 1 - e^{-\mu x}. \quad (\text{B.5})$$

La fonction de répartition complémentaire  $F_c(x)$  est donc une fonction exponentielle :

$$F_c(x) = P(X > x) = 1 - F(x) = e^{-\mu x}. \quad (\text{B.6})$$

Donc si  $X$  a pour fonction de répartition complémentaire une fonction exponentielle, alors  $X$  suit une loi exponentielle.

### B.3 Expression du rapport signal à bruit

Soit un signal  $y(t)$  reçu, tel que  $y(t) = s(t) + b(t)$ .

Si  $s(t)$  et  $b(t)$  sont tels que :

$$s \sim \mathcal{E}(\mu_s) \quad (\text{B.7})$$

$$b \sim \mathcal{E}(\mu_b), \quad (\text{B.8})$$

alors le rapport signal à bruit a pour expression :

$$\begin{aligned} \text{RSB}_{dB} &= 10 \log_{10} \frac{E[s^2]}{E[b^2]} \\ &= 10 \log_{10} \frac{2/\mu_s^2}{2/\mu_b^2} \\ &= 20 \log_{10} \frac{\mu_b}{\mu_s}. \end{aligned} \quad (\text{B.9})$$

## Annexe C

# Influence de la contrainte de positivité du bruit

Dans le chapitre 4 nous avons considéré le critère à optimiser suivant :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}} \quad & \|\mathbf{y} - S_z \mathbf{g}\|_1 + \lambda \|\mathbf{g}\|_1, \\ \text{avec} \quad & g_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, L. \end{aligned} \quad (\text{C.1})$$

Cependant, d'après l'expression de  $y(t)$  :

$$y(t) = \sum_{p=1}^2 a_p z(t - \tau_p) + n(t) \quad (\text{C.2})$$

$$\text{avec} \quad n(t) = |\underline{b}(t)|^2 = b_1^2(t) + b_2^2(t), \quad (\text{C.3})$$

obtenue au paragraphe 4.2.3, il faudrait considérer la contrainte supplémentaire suivante qui traduit la positivité du bruit  $n(t)$  :

$$y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) \geq 0 \quad \text{pour tout } t, \quad (\text{C.4})$$

ce qui conduirait à un nouveau problème contraint :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{g}} \quad & \|\mathbf{y} - S_z \mathbf{g}\|_1 + \lambda \|\mathbf{g}\|_1, \\ \text{avec} \quad & g_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, L \\ \text{et} \quad & (\mathbf{y} - S_z \mathbf{g})_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, L. \end{aligned} \quad (\text{C.5})$$

Cependant l'expression de  $y(t)$  telle que définie en (C.2) est une formule approchée et en réalité on a :

$$y(t) - \sum_{p=1}^P a_p z(t - \tau_p) = n(t) + \varepsilon(t). \quad (\text{C.6})$$



L'expression de  $\varepsilon(t)$  a été établie dans l'annexe A :

$$\varepsilon(t) = \varepsilon_1(t) + \varepsilon_2(t) \quad (\text{C.7})$$

$$\text{où } \varepsilon_1(t) = 2\alpha_1\alpha_2\Lambda(t - \tau_1)\Lambda(t - \tau_2)\cos(\phi_1 - \phi_2), \quad (\text{C.8})$$

$$\begin{aligned} \varepsilon_2(t) = 2b_1(t) [\alpha_1 \cos \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \cos \phi_2 \Lambda(t - \tau_2)] \\ + 2b_2(t) [\alpha_1 \sin \phi_1 \Lambda(t - \tau_1) + \alpha_2 \sin \phi_2 \Lambda(t - \tau_2)]. \end{aligned} \quad (\text{C.9})$$

La contrainte de positivité sur le bruit ne se justifierait donc que dans le cas où  $\varepsilon(t)$  est positive ou nulle, c'est-à-dire dans le cas sans bruit ( $\varepsilon_2(t) = 0$ ) et lorsque les trajets sont distincts  $\Lambda(t - \tau_1)\Lambda(t - \tau_2) = 0$  ou lorsque  $\cos(\phi_1 - \phi_2) \geq 0$ .

En pratique, nous avons constaté que l'algorithme a un comportement nettement plus robuste lorsque les contraintes  $(\mathbf{y} - S_z \mathbf{g})_i \geq 0$  ( $i = 1, \dots, L$ ) ne sont pas prises en compte. Pour s'en convaincre, il suffit de considérer l'exemple représentatif suivant.

Nous simulons un canal à 4 trajets avec un RSB égal à 20 dB. Sur les figures (a) à (d) on a représenté le signal  $y(t)$  en trait continu et les instants d'arrivée des trajets simulés par des ( $\times$ ). Le résultat obtenu avec l'algorithme (C.1) est représenté sur la figure (a) et le résultat obtenu avec l'algorithme (C.5) est représenté sur la figure (b). Les figures (c) et (d) montrent les résultats obtenus après l'étape de concaténation des pics proches appliquée aux résultats des figures (a) et (b) respectivement.

On peut constater sur les figures (a) à (d) qu'en présence des contraintes (C.4) l'algorithme de déconvolution ne détecte pas tous les trajets (figure (b)). Par ailleurs, même lorsque les trajets sont détectés, on obtient souvent un biais significatif sur les retards et les amplitudes estimées. On a fréquemment rencontré ce genre de problème sur les simulations. Ce manque de robustesse du critère incorporant les contraintes (C.4) vis-à-vis des erreurs de modélisation nous a conduit à ne pas les prendre en compte.

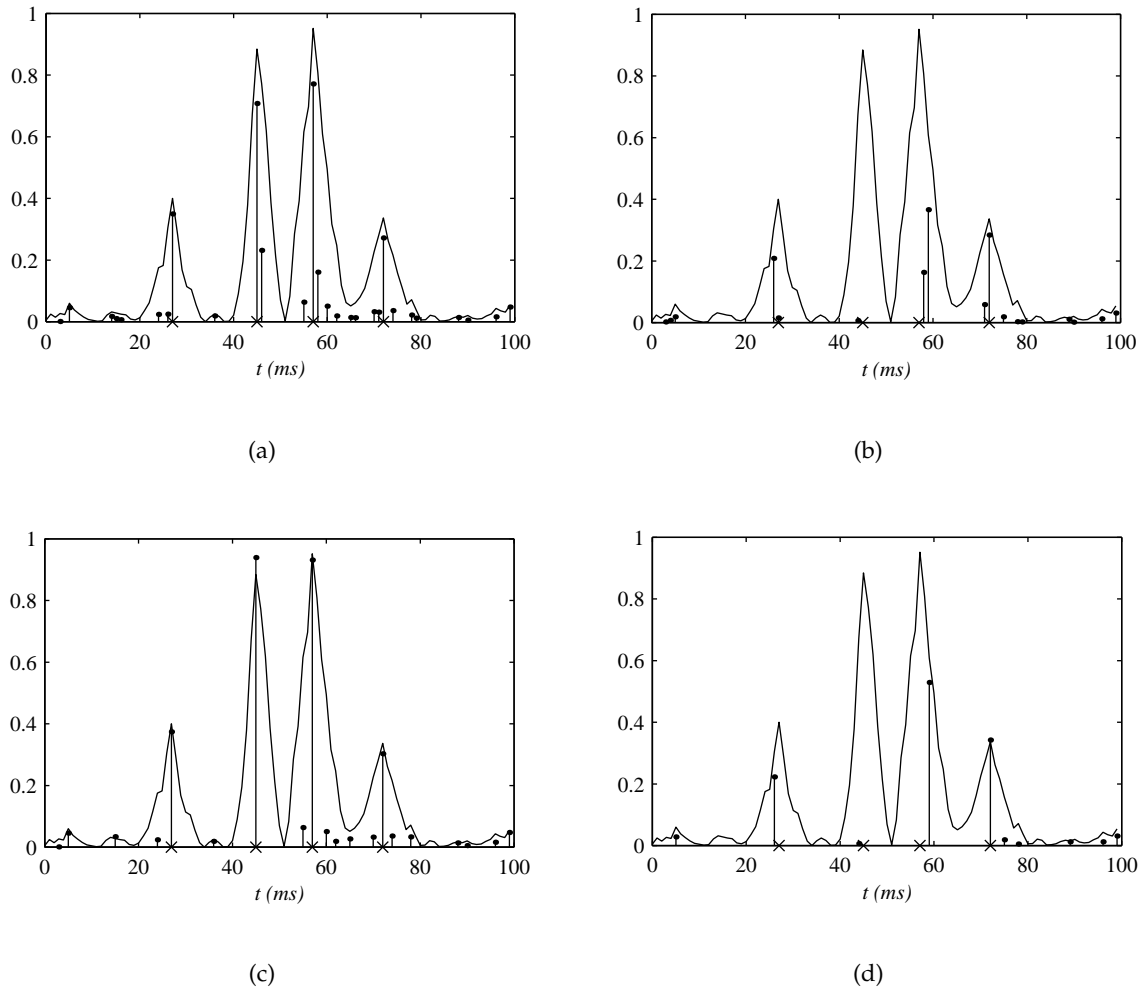


FIG. C.1 – Comparaison sur un exemple du résultat obtenu sans (gauche) et avec (droite) les contraintes (C.4).  $RSB = 20$  dB.

*Haut : résultat de la déconvolution.*

*Bas : résultat après la concaténation des pics proches.*

*Les ( $\times$ ) représentent les positions réelles des trajets.*



## Annexe D

# Etude de la complexité du suivi sur un exemple

Considérons qu'à la trace  $n - 1$   $P^{(n-1)}$  chaînes soient commencées, c'est aussi la longueur du vecteur  $\hat{\tau}^{(n,0)}$ . Considérons alors la trace  $n$ . Soit  $Q^{(n)}$  le nombre de composantes non nulles du vecteur  $\hat{g}^{(n)}$  obtenu après l'étape de déconvolution.  $Q^{(n)}$  sera donc le nombre de candidats possibles pour prolonger les chaînes commencées. Alors deux cas se distinguent :

- ◇  $Q^{(n)} < P^{(n-1)}$
- ◇  $Q^{(n)} \geq P^{(n-1)}$ , cas le plus souvent rencontré.

Supposons que  $P^{(n-1)} = 4$ .

### D.1 1<sup>er</sup> cas : $Q^{(n)} < P^{(n-1)}$

Soit  $Q^{(n)} = 3$  (figure D.1), la taille  $P^{(n)}$  du vecteur  $\hat{\tau}^{(n)}$  peut être égale à 3, 2, 1 ou 0.

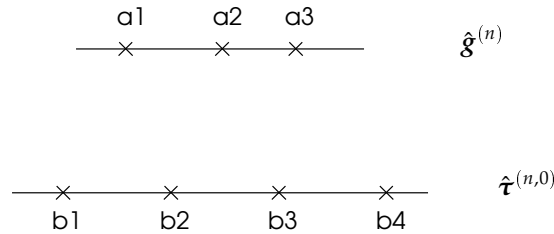
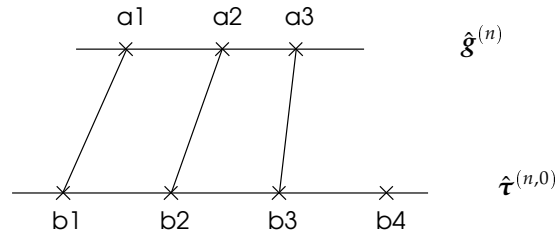


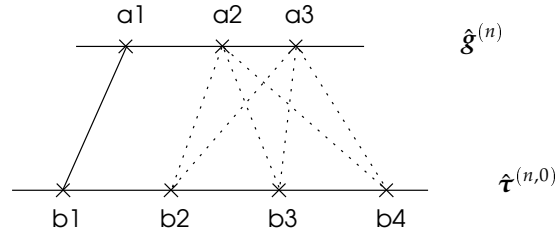
FIG. D.1 -  $P^{(n-1)} = 4$ , et  $Q^{(n)} = 3$ .

Si on considère que les trajets ne peuvent pas se croiser, les différentes possibilités sont les suivantes :

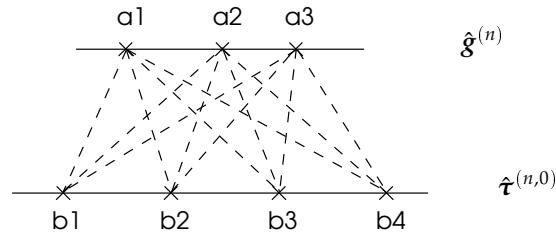
- ◇ Si  $P^{(n)} = 3$  on peut former  $C_4^3 = 4$  3-uplets à partir de  $\hat{\tau}^{(n,0)}$  et  $C_3^3 = 1$  3-uplet à partir de  $\hat{g}^{(n)}$ . On a donc  $C_4^3 C_3^3 = 4$  possibilités.

FIG. D.2 –  $P^{(n-1)} = 4$ , et  $P^{(n)} = 3$ .

- ◇ Si  $P^{(n)} = 2$  on peut former  $C_4^2 = 6$  3-uplets à partir de  $\hat{\tau}^{(n,0)}$  et  $C_3^2 = 3$  3-uplets à partir de  $\hat{g}^{(n)}$ . On a donc  $C_4^2 C_3^2 = 18$  possibilités.

FIG. D.3 –  $P^{(n-1)} = 4$ , et  $P^{(n)} = 2$ .

- ◇ Si  $P^{(n)} = 1$  on peut former  $C_4^1 = 4$  3-uplets à partir de  $\hat{\tau}^{(n,0)}$  et  $C_3^1 = 3$  3-uplets à partir de  $\hat{g}^{(n)}$ . On a donc  $C_4^1 C_3^1 = 12$  possibilités.

FIG. D.4 –  $P^{(n-1)} = 4$ , et  $P^{(n)} = 1$ .

- ◇ Il reste à considérer le cas  $P^{(n-1)} = 0$  qui revient à calculer la fonction :

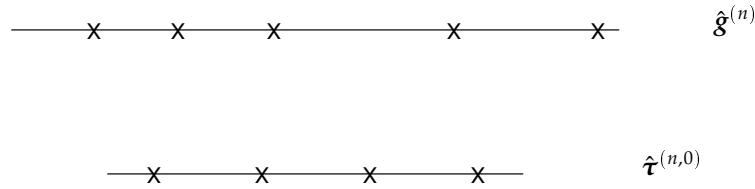
$$J_n = \left\| y^{(n)}(t) \right\|_1. \quad (\text{D.1})$$

Le nombre total de configurations à tester est donc égal à :

$$1 + C_4^3 C_3^3 + C_4^2 C_3^2 + C_4^1 C_3^1 = 1 + \sum_{i=1}^3 C_4^i C_3^i \quad (\text{D.2})$$

## D.2 2<sup>ème</sup> cas : $Q^{(n)} \geq P^{(n-1)}$

Soit  $Q^{(n)} = 5$  (figure D.5), la longueur  $P^{(n)}$  du vecteur  $\hat{\tau}^{(n)}$  peut être égale à 4, 3, 2, 1 ou 0.

FIG. D.5 –  $P^{(n-1)} = 4$  et  $Q^{(n)} = 5$ .

Les différentes possibilités sont alors les suivantes :

- ◇ Si  $P^{(n)} = 4$  on peut former  $C_4^4 = 1$  4-uplets à partir de  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)}$  et  $C_5^4$  4-uplets à partir de  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$ . On a donc  $C_4^4 C_5^4 = 4$  possibilités.
- ◇ Si  $P^{(n)} = 3$  on peut former  $C_4^3 = 4$  3-uplets à partir de  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)}$  et  $C_5^3 = 1$  3-uplets à partir de  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$ . On a donc  $C_4^3 C_5^3$  possibilités.
- ◇ Si  $P^{(n)} = 2$  on peut former  $C_4^2 = 6$  3-uplets à partir de  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)}$  et  $C_5^2 = 3$  3-uplets à partir de  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$ . On a donc  $C_4^2 C_5^2 = 18$  possibilités.
- ◇ Si  $P^{(n)} = 1$  on peut former  $C_4^1 = 4$  3-uplets à partir de  $\hat{\boldsymbol{\tau}}^{(n,0)}$  et  $C_5^1 = 3$  3-uplets à partir de  $\hat{\mathbf{g}}^{(n)}$ . On a donc  $C_4^1 C_5^1$  possibilités.
- ◇ Il reste le cas  $P^{(n-1)} = 0$  qui revient à calculer la norme 1 du signal  $y^{(n)}(t)$  (éq. (D.1))

Le nombre total de configurations à tester est donc égal à :

$$1 + C_4^4 C_5^4 + C_4^3 C_5^3 + C_4^2 C_5^2 + C_4^1 C_5^1 = 1 + \sum_{i=1}^4 C_4^i C_5^i. \quad (\text{D.3})$$

### D.3 Conclusion

Le nombre total de configurations à tester est donc égal à :

$$1 + \sum_{i=1}^{I_{\min}} C_{I_{\min}}^i C_{I_{\max}}^i \quad (\text{D.4})$$

où  $I_{\min} = \min(P^{(n-1)}, Q^{(n)})$  et  $I_{\max} = \max(P^{(n-1)}, Q^{(n)})$ .



## Annexe E

# Exemples de suivi de temps de retard

### E.1 Test sur les valeurs de $\mu$

Considérons l'exemple présenté au chapitre 6. Le signal est composé de 4 trajets et le rapport signal à bruit est égal à 30 dB.

Le résultat du suivi présenté a été obtenu avec la valeur  $\mu = 0.002$ . Nous présentons les résultats obtenus avec d'autres valeurs de  $\mu$ .

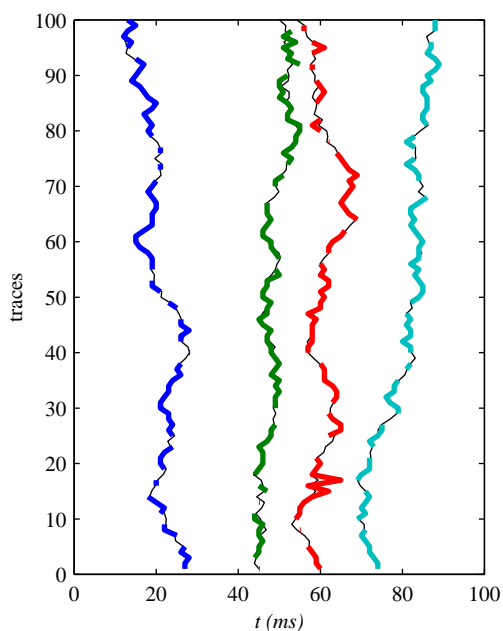


FIG. E.1 –  $\mu = 0.001$ .

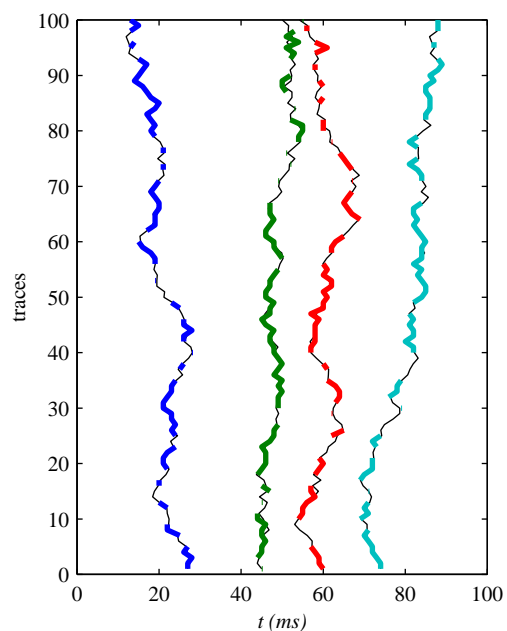


FIG. E.2 –  $\mu = 0.01$ .

On voit qu'avec la valeur  $\mu = 0.001$  le résultat du suivi montre des écarts par rapport aux trajectoires réelles. Il faut donc prendre une valeur plus grande pour  $\mu$ . Avec  $\mu = 0.01$  les trajectoires estimées se superposent bien aux trajectoires réelles mais le nombre de retards



déTECTÉS n'est que de 309 (sur 400 recherchés). C'est sans doute que la valeur de  $\mu$  est donc élevée.

On teste ensuite différentes valeurs entre 0.01 et 0.001. Pour  $\mu = 0.005$  l'adéquation aux trajectoires est encore satisfaisante et le nombre de retards estimés est maintenant de 327. Pour  $\mu = 0.002$  on atteint le nombre de 341 retards estimés.

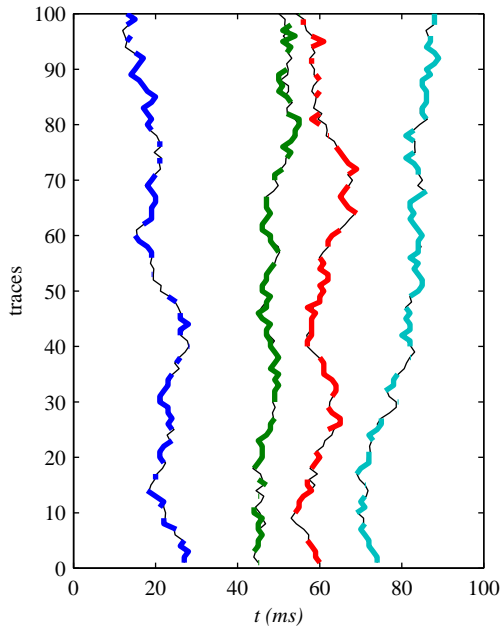


FIG. E.3 –  $\mu = 0.005$ .

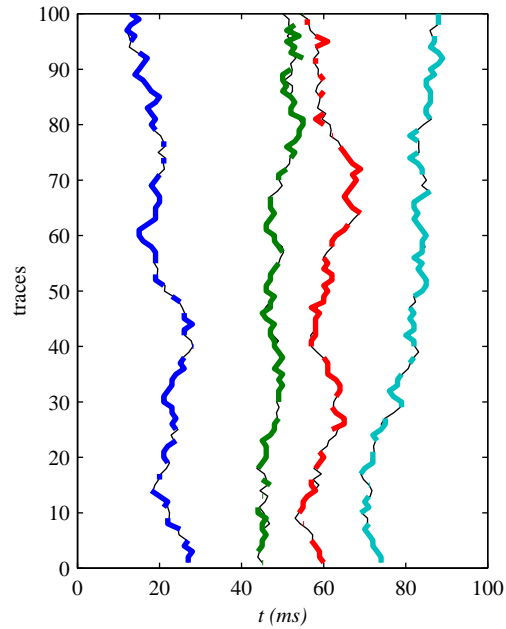


FIG. E.4 –  $\mu = 0.002$ .

## E.2 Rapport signal à bruit égal à 20 dB

On reprend les mêmes trajectoires mais le rapport signal à bruit est maintenant de 20 dB.

Le résultat de l'estimation des seuils fournit les valeurs  $s_b = 0.003$  et  $s_h = 0.04$ .

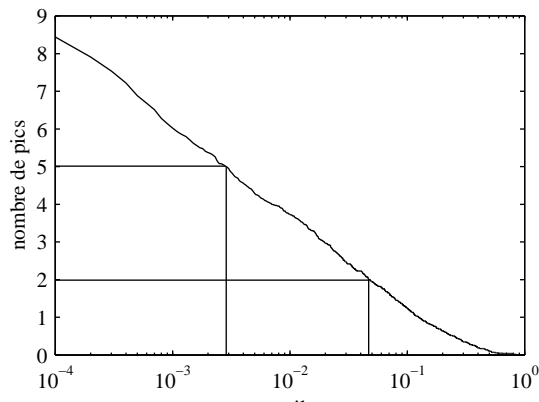
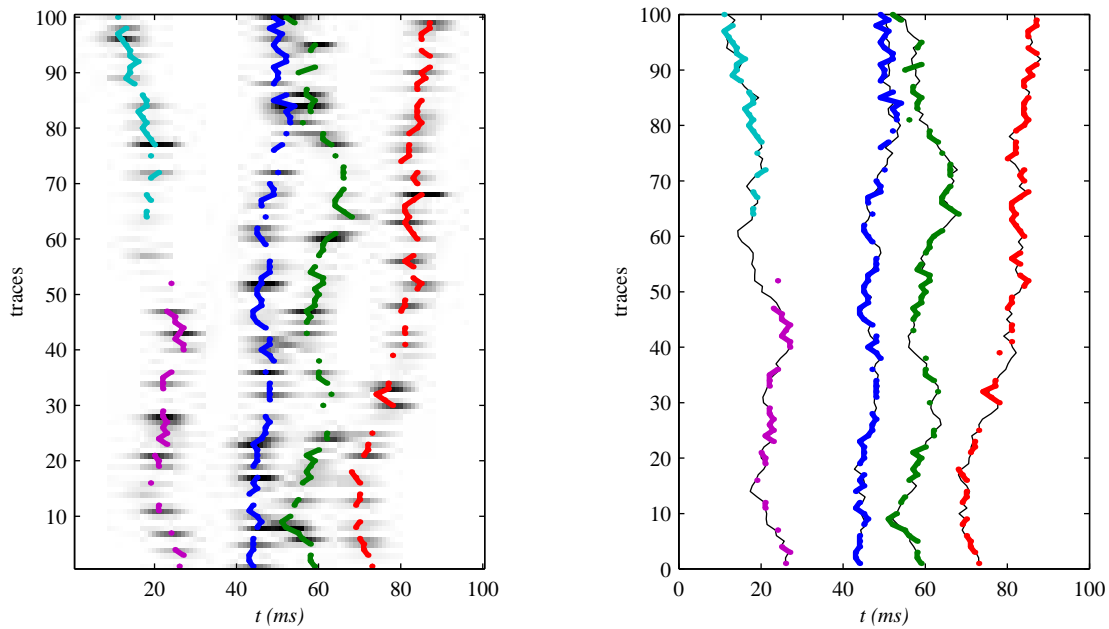


FIG. E.5 – Recherche des seuils.

On prend  $\mu = 0.02$ , valeur logiquement 10 fois supérieure à celle utilisée dans le cas où le RSB est égal à 20 dB, puisque  $\mu$  s'exprime comme le rapport entre la variance du bruit (multipliée par 10) et la variance des temps de retard (inchangée).

(a) superposé au signal  $y(t)$ .

(b) superposé aux trajectoires réelles.

FIG. E.6 – Résultat du suivi.

Le résultat fait apparaître cinq chaînes différentes dont deux correspondent en fait à deux portions distinctes de la même trajectoire. On peut se ramener à quatre chaînes en augmentant la valeur du paramètre  $n_{max}$ .



## Annexe F

# Suivi sur les données Thetis 2

Dans ce chapitre nous montrons les résultats de différentes tentatives de suivi sur les données Thetis 2. Les valeurs des paramètres utilisées pour obtenir les résultat de la figure 7.20 du chapitre 7 sont :  $s_b = 0.05$ ,  $s_h = 0.2$ ,  $n_{moy} = 5$ ,  $n_{max} = 20$ ,  $n_{min} = 5$  et  $\mu = 0.01$ .

### F.1 Influence du paramètre $\mu$

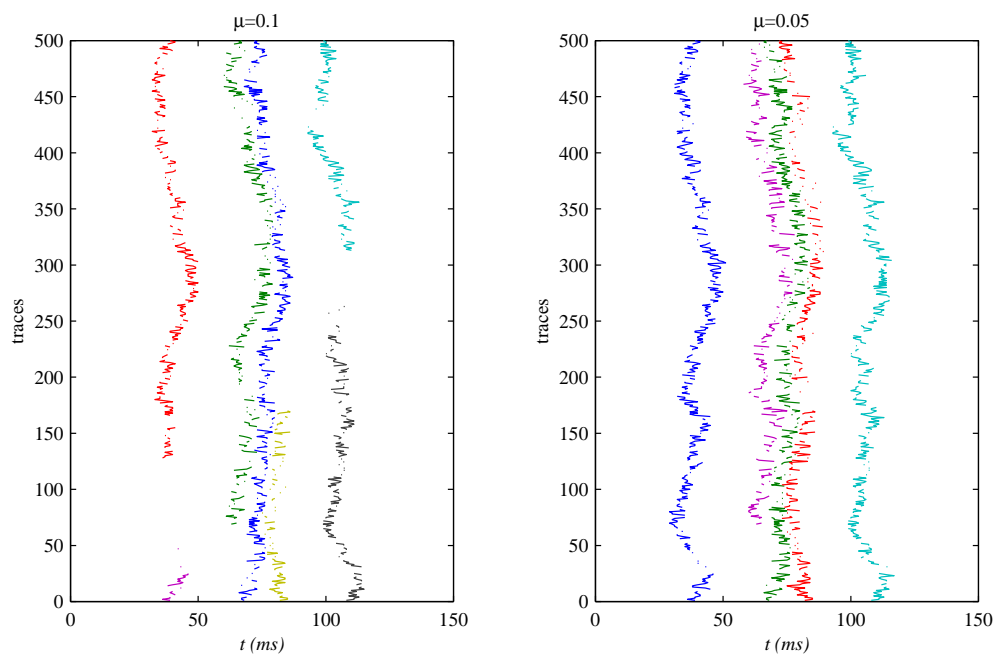
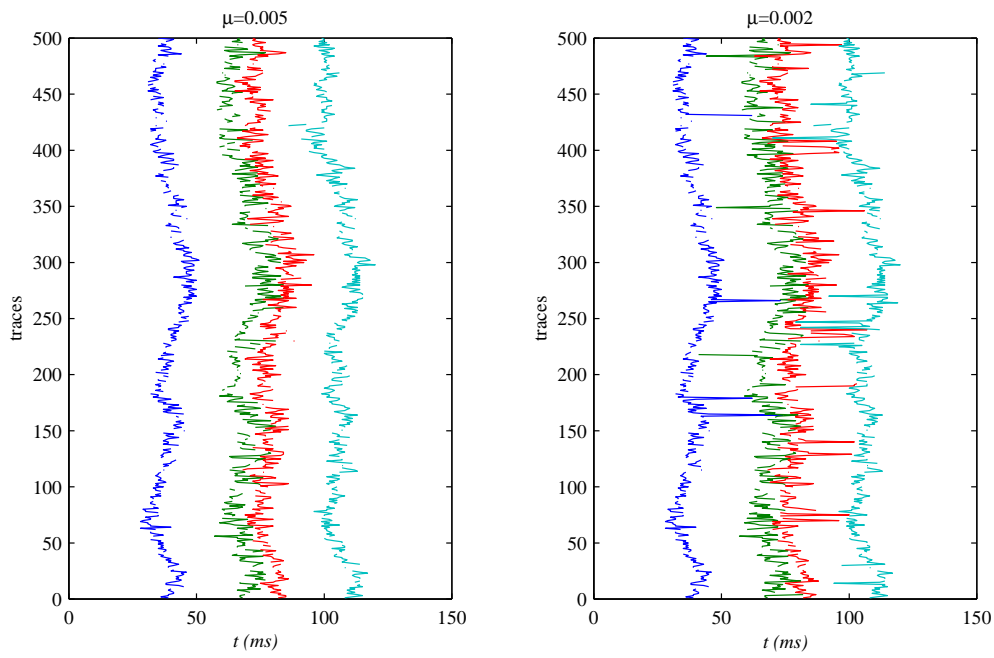
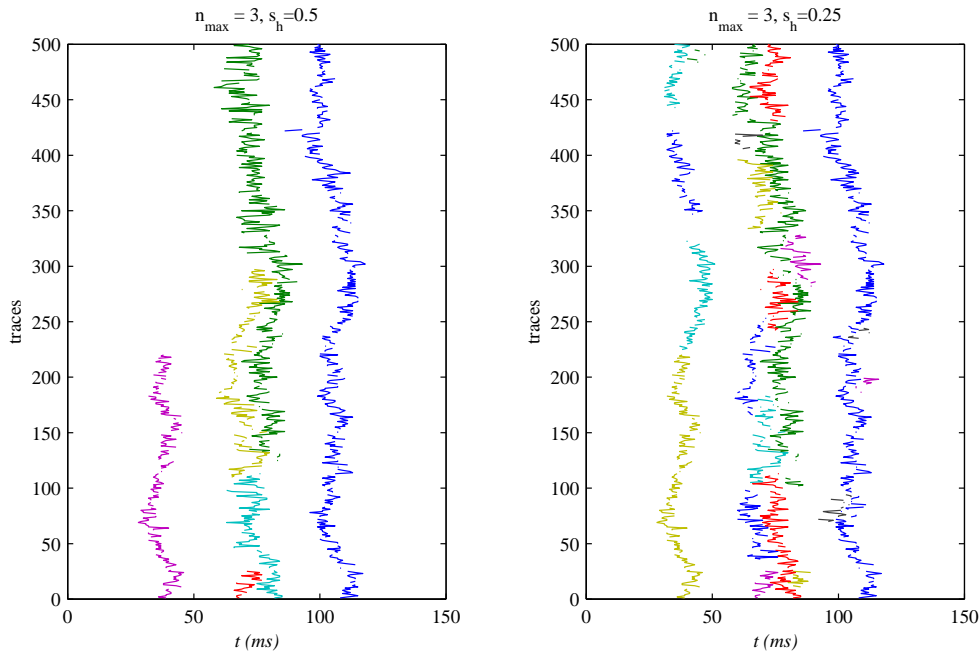


FIG. F.1 – Tests sur la valeur de  $\mu$ .

FIG. F.2 – Tests sur la valeur de  $\mu$ .

Il est important de constater que le suivi des trajets 1 et 4 n'est pas trop sensible aux valeurs de  $\mu$ .

## F.2 Influence du paramètre $n_{max}$

FIG. F.3 – Tests sur la valeur de  $n_{max}$ .

# Références bibliographiques

- [Aka74] H. Akaike. A new look at the statistical model identification. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 19:716–723, 1974.
- [BGM98] S. Bozinoski, P. Gounon, and D. Mauuary. *Les méthodes à haute résolution*, chapter MUSIC temporel, pages 513–528. Hermès, 1998.
- [BHM71] T. G. Birdsall, R. M. Heitmeyer, and K. Metzger. Modulation by linear maximal shift register sequences: amplitude, biphase and complement phase modulation. Technical Report 216, Cooley Electronics Laboratory, 1971.
- [BKL<sup>+</sup>89] P. Boutin, J. Kemp, S. Liberatore, J. Lynch, N. Witzell, K. Metzger, and D. Webb. Results of the lake seneca directivity, source level, and pulse response tests on the mit 400 hz webb tomography sources. Technical report, Woods Hole Oceanographic Institution, 1989.
- [BL82] L. Brekhovskikh and Yu. Lysanov. *Fundamentals of Ocean Acoustics*. Springer Verlag, 1982.
- [Boz96] S. Bozinoski. *Analyse spatio-temporelle des signaux large-bande en vue de la Tomographie Acoustique Océanique*. PhD thesis, INP Grenoble, 1996.
- [BR73] I. Barrodale and F.D.K. Roberts. An improved algorithm for discrete l1 linear approximation. *SIAM Numer. Anal.*, 10(5):839–848, Oct. 1973.
- [BR74] I. Barrodale and F.D.K. Roberts. Solution of overdetermined system of equations in the l1 norm. *Communications of the ACM*, 17(6):319–320, June 1974.
- [Bra97] P. Le Bras. *Analyse modale de la propagation dans un guide d'onde : application à la Tomographie Acoustique Océanique*. PhD thesis, Université d'Evry Val d'Essonne, 1997.
- [BYW86] J. B. Bednar, R. Yarlagadda, and T. Watt.  $l_1$  deconvolution and its application to seismic signal processing. *IEEE Trans. on A.S.S.P.*, 34(6):1655–1658, Dec. 86.
- [BZC84] I. Barrodale, C. A. Zala, and N. R. Chapman. Comparison of the  $l_1$  and  $l_2$  norms applied to one-at-a-time spike extraction from seismic traces. *Geophysics*, 49(11):2048–2052, Nov. 1984.

- [Car77] M. Carpentier. *Radars : Bases Modernes*. Masson, 1977.
- [CCL96] Q. Cheng, R. Chen, and T. Li. Simultaneous wavelet estimation and deconvolution of reflection seismic signals. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 34(2):377–384, 1996.
- [CD85] G. Celeux and J. Diebolt. The SEM algorithm from the EM algorithm for mixture problems. *Comp. Stat. Quarterly*, 2:73–82, 1985.
- [CG96] F. Champagnat and Y. Goussard. Unsupervised deconvolution of sparse spike trains using stochastic approximation. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 44(12):2988–2998, 1996.
- [Cha89] B. Chalmond. An iterative gibbsian technique for reconstruction of m-ary images. *Pattern Recognition*, 22(6), 747-761 1989.
- [Cho00] T. Chonavel. *Notions de Traitement du Signal Aléatoire, Modélisation et Estimation*. Collection Scientifique et Technique des Télécommunications, Springer, Mars 2000.
- [CM73] J. Claerbout and F. Muir. Robust modeling with erratic data. *Geophys.*, 38(5):826–844, 1973.
- [CM77] C. S. Clay and H. Medwin. *Acoustical Oceanography, Principles and Applications*. Wiley-Interscience, 1977.
- [Com98] The Underwater Acoustic Signal Processing Technical Committee. The past, present, and future of underwater acoustic signal processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, pages 21–51, July 1998.
- [Cor85] B. Cornuelle. Tomographic maps of the ocean mesoscale. *American of Physical Oceanography*, 15:133–152, Feb. 1985.
- [Cou96] F. De Coulon. *Traité d'Electricité, volume VI: Théorie et traitement des signaux*. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 3<sup>e</sup> edition, 1996.
- [DEGT90] Y. Desaubies, F. Evannou, F. Gaillard, and T. Terre. Tomographie acoustique de l'océan, aspects techniques et pratiques. Technical report, Ifremer, 1990.
- [Des90] Y. Desaubies. Ocean Acoustic Tomography. In A. Tarantola Y. Desaubies and J. Zinn-Justin, editors, *Oceanographical geophysical tomography*, pages 159–202, Les Houches, 1990. Ecole d'été de physique théorique, Elsevier Science Publishers.
- [DLR77] A.P. Dempster, N.M. Laird, and P.B. Rubin. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society*, 39:1–38, 1977.

- [DMWZ79] R. Dashen, W. H. Munk, K.M. Watson, and F. Zachariasen. *Sound transmission through a Fluctuating Ocean*, chapter Statistics of acoustic signals, pages 121–149. Cambridge University Press, Flatte edition, 1979.
- [Dou97] A. Doucet. *Algorithmes de Monte-Carlo pour l'estimation bayésienne de modèles markoviens cachés. Application au traitement des signaux de rayonnement*. PhD thesis, Paris 11, Décembre 1997.
- [Dra84] B. Drachman. Two methods to deconvolve:  $l_1$ -method using a simplex algorithm and  $l_2$ -method using least-square and a parameter. *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, AP-32(3):219–225, March 1984.
- [Fol97a] T. Folégot. Intimate 96 Problème Direct. Technical report, EPSHOM, Juin 1997.
- [Fol97b] T. Folégot. Intimate 96 Problème Inverse. Technical report, EPSCHOM, Juillet 1997.
- [Fol99] T. Folégot. Intimate 98. Etude du problème direct. Technical report, Eps-hom/CMO/OCA Atlantide, 1999.
- [Fuc99] J-J. Fuchs. Multipath time-delay detection and estimation. *IEEE Trans. S.P.*, 47(1):237–243, Janv. 1999.
- [FW88] M. Feder and E. Weinstein. Parameter estimation of superimposed signals using the EM algorithm. *IEEE Trans. on A.S.S.P.*, 36(4):477–489, 1988.
- [Gal94] Y. Le Gall. *Etude et optimisation d'un transducteur de type Janus-Helmholtz en vue d'applications en Tomographie Acoustique Océanique*. PhD thesis, Université du Maine, 1994.
- [GG84] S. Geman and D. Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the bayesian restauration of images. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6:721–741, 1984.
- [GGK00] F. Gaillard, J.C. Gascard, and P. Klein. A methodology for assessing the post-convection meso-scale dynamics in the gulf of lion from composite data sets. *J. Phys. Oceanogr.*, 30(12):3113–3133, 2000.
- [Gro95] Thetis Group. Thetis 2: a pilot tomography system for monitoring the western mediterranean bassin. Technical report, Final report MAST2-CT91-0006C, 1995.
- [Gro96] Thetis Group. Thetis 2: Tomography data report. Technical report, Rapport interne LPO/96-04, 1996.
- [GT98] F. Gaillard and T. Terre. Rapport de campagne Cambios 98. Technical report, Ifremer-LPO, 1998.
- [Int97] Equipe Intimate. Intimate 96 Data Report. Technical report, EPSHOM, Juin 1997.



- [JP86] G. Jourdain and M. A. Pallas. *Stochastic Processes in Underwater Acoustics*, chapter Multiple time delay estimation in underwater acoustic propagation. Springer Verlag, Baker edition, 1986.
- [Kaa98] K. F. Kaaresen. Evaluation and applications of the Iterated Window Maximization method for sparse deconvolution. *IEEE Trans. on S.P.*, 46(3):609–627, Mars 1998.
- [Lav95] M. Lavielle. A stochastic algorithm for parametric and non-parametric estimation in the case of incomplete data. *Signal Processing*, 42:3–17, 1995.
- [Li98] T. F. Li. Multipath time delay estimation using regression stepwise procedure. *IEEE Trans. S.P.*, 46(1):191–195, January 1998.
- [Lur98] X. Lurton. *Acoustique sous-marine : présentation et applications*. Ifremer, 1998.
- [LW98] J. Li and R. Wu. An efficient algorithm for time delay estimation. *IEEE Trans. on S.P.*, 46(8):2231–2235, August 1998.
- [Mar97] C. S. Maroni. *Détermination automatique de la stratification des fonds sous-marins à l'aide d'un sondeur de sédiments*. PhD thesis, Université de Bretagne Occidentale, Brest, Déc. 1997.
- [Mau94] D. Mauuary. *Détection, estimation et identification pour la Tomographie Acoustique Océanique. Etude théorique et expérimentale*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1994.
- [Men90] J.M. Mendel. *Maximum-likelihood deconvolution : a journey into model-based signal processing*. Springer-Verlag, 1990.
- [MFE98] D. Mauuary, B. Faure, and A. Essebar. Vertical synthetic aperture sonar for ocean acoustic tomography. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 23(1):47–59, Jan. 1998.
- [MJ94] D. Mauuary and G. Jourdain. Bayesian time delay estimation for Ocean Acoustic Tomography. In *Icassp'94*, volume 2, pages 341–344, 1994.
- [MLME92] F. R. Martin-Lauzer, D. Mauuary, and D. Evennou. Are the present day theoretical deconvolution methods adapted to ocean acoustic tomography in a complex acoustic channel. In *Acoustic Signal Processing for Ocean Exploration*, pages 447–452. Proc. of the NATO Advanced Study Institute, J.M.F. Moura and I.M.G. Lourtie Eds, July 1992.
- [MLMS94] F. R. Martin-Lauzer, D. Mauuary, and Y. Stephan. Probabilistic ray identification: a new tool for Ocean Acoustic Tomography. In *Icassp'94*, volume 2, pages 305–308, 1994.
- [Moa99] N. Moal. *Programmation quadratique appliquée à l'estimation et à la détection de sinusoides*. PhD thesis, Université de Rennes 1, IRISA, Oct. 1999.

- [MVT94] T. G. Manickam, R. J. Vaccaro, and D. W. Tufts. A least-squares algorithm for multipath time-delay estimation. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 42(11):3229–3233, Nov. 1994.
- [MWW95] W. Munk, P. Worcester, and C. Wunsch. *Ocean Acoustic Tomography*. Cambridge University Press, 1995.
- [NAGL90] The Numerical Algorithms Group Limited. *The Nag Fortran Library Manual, Mark 14*, 1st edition, April 1990.
- [Nim90] V. Nimier. *Contribution à l'estimation des paramètres caractérisant la propagation par trajets multiples*. PhD thesis, INP Greboble, 1990.
- [NJ93] V. Nimier and G. Jourdain. Estimation active d'un canal de propagation à trajets multiples par une méthode bayésienne. *Traitement du signal*, 10(3):201–213, 1993.
- [NJF89] V. Nimier, G. Jourdain, and B. Faure. Use of high resolution methods in time delay estimation for tomography. In *Icassp'89*, pages 2708–2711, Glasgow, United Kingdom, 1989.
- [OSK90] M. S. O'Brien, A. N. Sinclair, and S. M. Kramer. High resolution deconvolution using least-absolute-values minimization. In *Ultrasonics Proceedings*, pages 1151–1156, 1990.
- [OSK94] M. O'Brien, A. N. Sinclair, and S. M. Kramer. Recovery of a sparse spike time series by l1 norm deconvolution. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 42(12):3353–3365, Dec. 1994.
- [Pal88] M. A. Pallas. *Identification active d'un canal de propagation à trajets multiples*. PhD thesis, INP Grenoble, 1988.
- [PC98a] F. Porée and T. Chonavel. Estimation de temps de retard en Tomographie Acoustique Océanique. Technical report, Rapport d'étude, ENST de Bretagne, Juil. 1998.
- [PC98b] F. Porée and T. Chonavel. Estimation de temps de retard en Tomographie Acoustique Océanique. Technical report, Rapport d'étude, ENST de Bretagne, Déc. 1998.
- [PC99a] F. Porée and T. Chonavel. Estimation de temps de retard en Tomographie Acoustique Océanique : une approche bayésienne. Technical report, Rapport d'étude, ENST de Bretagne, Juil. 1999.
- [PC99b] F. Porée and T. Chonavel. Estimation de temps de retard en Tomographie Acoustique Océanique : une approche bayésienne. Technical report, Rapport d'étude, ENST de Bretagne, Déc. 1999.

- [PC00] F. Porée and T. Chonavel. Déconvolution en Tomographie Acoustique Océanique. Applications aux données Thetis 2 et Intimate 98. In *5<sup>e</sup> Journées ASM de Brest*, number 14, Brest, France, Nov. 2000. SEE, SFA, G2RA, Ifremer.
- [PCG01a] F. Porée, T. Chonavel, and F. Gaillard. Deconvolution and Tracking for Ocean Acoustic Tomography. In *International Workshop Acoustics and Tomography*, pages 155–162, Leipzig, Germany, March 2001.
- [PCG01b] F. Porée, T. Chonavel, and F. Gaillard. Deconvolution and Tracking for Ocean Acoustic Tomography. *Acta Acoustica*, submitted, 2001.
- [PCT98] F. Porée, T. Chonavel, and T. Terre. Une nouvelle technique d'estimation des temps de retard en Tomographie Acoustique Océanique. In *4<sup>e</sup> Journées ASM de Brest*, pages 145–153, Ifremer, Brest, Nov. 1998. SEE, SFA, G2RA, Ifremer.
- [PCT99a] F. Porée, T. Chonavel, and T. Terre. Détection, estimation et suivi de trajets multiples en Tomographie Acoustique océanique. In *17<sup>e</sup> Colloque Grets'i'99*, volume 2, pages 375–378, Vannes, France, Sept. 1999.
- [PCT99b] F. Porée, T. Chonavel, and T. Terre. Multipath time-delay detection and estimation for Ocean Acoustic Tomography: a bayesian approach. In *Oceans'99 MTS/IEEE Proceedings*, volume 3, pages 1587–1590, Seattle, USA, Sept. 1999.
- [PJ91] M. A. Pallas and G. Jourdain. Active high resolution time delay estimation for large BT signals. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 39(4):781–787, April 1991.
- [PPMLE91] F. Picquet-Pellorce, F. R. Martin-Lauzer, and F. Evennou. Données de tomographie acoustique recueillies pendant la campagne Gastom 90. Technical report, CMO, Brest, 1991.
- [PRCB00] F. Porée, O. Rosec, T. Chonavel, and J.M. Boucher. Two bayesian methods for multipath propagation parameter estimation. In *Proc. of Icassp'2000*, volume 1, pages 69–72, Istanbul, Turkei, June 2000.
- [Pro89] J. G. Proakis. *Digital Communications*. Mac Graw Hill, second edition, 1989.
- [PT98] F. Porée and T. Terre. Principes de la Tomographie Acoustique Océanique. Technical report, Ifremer, Mars 1998.
- [Ré99] E. Rémy. *Assimilation variationnelle de données tomographiques simulées dans des modèles de circulation océanique*. PhD thesis, Université Paris 6, Juil. 1999.
- [Ris78] J. Rissanen. Modelling by shortest data description. *Automatica*, 14:465–471, 1978.
- [Rob94] C. P. Robert. *The bayesian choice*. Springer-Verlag, New-York, 1994.
- [Rob96] C. P. Robert. *Méthodes de Monte-Carlo par Chaînes de Markov*. Economica, 1996.
- [Ros00] O. Rosec. *Déconvolution aveugle multicapteur en sismique réflexion marine Très Haute Résolution*. PhD thesis, Université de Bretagne Occidentale, Avril 2000.

- [RPCB00] O. Rosec, F. Porée, T. Chonavel, and J.M. Boucher. A bayesian method for Ocean Acoustic Tomography in the presence of transducer distortions. In *Proc. of the 5<sup>th</sup> European Conference of Underwater Acoustics*, volume 2, pages 1079–1084, Lyon, France, July 2000.
- [Sen96] U. Send. Thetis 2, a pilot tomography system for monitoring the western mediterranean basin. Technical report, Final Report, 1996.
- [SFL<sup>+</sup>99a] Y. Stéphan, T. Folégot, J. M. Léculier, X. Démoulin, and J. Small. Intimate 98 Data Report. Part 1 : Hydrology. Technical report, EPSHOM, 1999.
- [SFL<sup>+</sup>99b] Y. Stéphan, T. Folégot, J. M. Léculier, X. Démoulin, and J. Small. Intimate 98 Data Report. Part 2 : Acoustics. Technical report, EPSHOM, 1999.
- [SKM<sup>+</sup>97] U. Send, G. Krahman, D. Mauuary, Y. Desaubies, F. Gaillard, T. Terre, J. Papadakis, M. Taroudakis, E. Skarsoulis, and C. Millot. Acoustic observations of heat content across the Mediterranean. *Nature*, page 385, 1997.
- [SLDD98] S. Marcos (Sous La Direction De). *Les Méthodes à Haute Résolution*. Hermès, 1998.
- [SM91] J. L. Spiesberger and K. Metzger. Basin-scale tomography : a new tool for studying weather and climate. *Journal of Geophysical Research*, 96:4869–4889, March 1991.
- [Spi85] R. C. Spindel. *Adaptative Methods in Underwater acoustics*, chapter Signal Processing in Ocean Tomography, pages 687–710. D. Reidel Publishing Company, 1985.
- [SSM80] J. L. Spiesberger, R. C. Spindel, and K. Metzger. Stability and identification of ocean acoustic multipaths. *Journal of the Acoustical Society of America*, 67, 1980.
- [SWW<sup>+</sup>82] R. C. Spindel, P. F. Worcester, D. C. Webb, P. R. Boutin, K. R. Peal, and A. M. Bradley. Instrumentation for Ocean Acoustic Tomography. In *Oceans'82 Conf. Rec.*, pages 92–99, Washington, USA, Sept. 1982.
- [Tar87] A. Tarantola. *Inverse Problem Theory*. Elsevier Science Publishers B. V., 1987.
- [TBM79] H. Taylor, S. Banks, and F. McCoy. Deconvolution with the l1 norm. *Geophys.*, 44(1):39–52, 1979.
- [Ter87] T. Terre. Sur une méthode d'inversion en tomographie acoustique océanique. *Traitement du Signal*, 4(4):321–328, 1987.
- [Ter97] T. Terre. Cambios : notes sur la préparation des instruments. Technical report, Ifremer-LPO, 1997.
- [Vat01] S. Vatou. Méthodes de Monte Carlo par Chaînes de Markov. Support de cours. ENST Bretagne, 2001.

- [WCS91] P. F. Worcester, B. D. Cornuelle, and R. C. Spindel. A review of Ocean Acoustic Tomography: 1987-1990. *Reviews of Geophysics*, pages 557–570, April 1991. supplement.
- [WPHD85] P. F. Worcester, D. A. Peckham, K. R. Hardy, and F. O. Dormer. Avatar: second-generation transceiver electronics for Ocean Acoustic Tomography. In *Oceans'85 Conf. Rec.*, pages 654–662, Nov. 1985.