

Estimation du canal acoustique sous-marin pour le positionnement et suivi de plateformes dérivantes sous-marines

Mathis GRANGEON¹, François-Xavier SOCHELEAU¹, Aurélien PONTE², Florent LE COURTOIS³, Bazile KINDA³

¹IMT Atlantique, Lab-STICC
Technopôle Brest-Iroise, CS 83818, 29238 Brest Cedex 3, France

²IFREMER, LOPS
ZI de la Pointe du Diable - CS 10070 - 29280 Plouzané, France

³SHOM
13 rue du Chatellier, 29200 Brest, France

mathis.grangeon@imt-atlantique.fr, fx.socheleau@imt-atlantique.fr
aurelien.ponte@ifremer.fr, florent.le.courtois@shom.fr, bazile.kind@shom.fr

Résumé – La variabilité océanique de sous-mésoscale (fronts, filaments, ondes, < 10 km, <1 semaine) joue un rôle potentiellement important dans le fonctionnement physique et biologique de l’Océan, notamment du fait des échanges entre l’océan profond et la surface. Une nouvelle méthode d’observation de cette variabilité consiste à monitorer par géolocalisation acoustique la dérive d’une meute de flotteurs autonomes déployées dans des structures de sous-mésoscale d’intérêt. Cette géolocalisation nécessite la résolution d’un problème inverse qui repose sur l’estimation du canal de propagation acoustique sous-marin. Dans cet article, une méthode d’estimation de canal est proposée. Elle repose sur le formalisme du rapport de vraisemblance généralisé multi-familles et est adaptée aux canaux multi-trajets et multi-échelles propres à notre contexte. Ses performances sont validées à l’aide d’un simulateur couplant des modèles océanographiques et acoustiques.

Abstract – Sub-mesoscale oceanic variability (front, filaments, waves, < 10 km, <1 week) is expected to play an important role for the physical and biological functioning of the Ocean, namely because of exchanges it generates between oceanic deep and surface layers. A novel experimental strategy for the observation of submesoscale variability relies on the monitoring of the drift of a swarm of autonomous subsurface floats deployed in targeted submesoscale features. This geolocation can be performed by solving an inverse problem that relies on the estimation of the underwater acoustic propagation channel. In this paper, a channel estimation method is proposed. It is based on the multi-family generalized likelihood ratio formalism and is adapted to multiscale-multilag channels specific to our context. Its performance is validated using a simulator coupling oceanographic and acoustic models.

1 Introduction

L’étude de la variabilité sous-mésoscale (fronts, tourbillons, ondes inférieures à 10 km et plus rapides que la semaine) est un sujet à la pointe de la recherche océanographique. L’hypothèse est que cette variabilité est structurante pour l’évolution physique et biogéochimique de l’océan [1]. L’observation in situ de cette sous-mésoscale reste cependant un verrou expérimental du fait de la rapidité des processus en jeu et de la lenteur des plateformes d’observations existantes.

Le déploiement en masse et le suivi par géolocalisation acoustique de plateformes autonomes dérivantes offrent des perspectives pour la cartographie des courants associés à des structures de sous-mésoscale cibles. Une telle stratégie fournit effectivement une synopticit  qui fait défaut avec les syst mes actuels. La configuration exp rimentale consid r e dans cet article implique un r seau de source acoustiques d rivantes dont la position est connue par GNSS et des plateformes autonomes r ceptrices en subsurface dont nous cherchons   d -

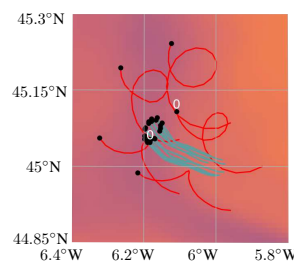


FIGURE 1 – Exemple de d ploiement du dispositif exp rimental (sources en rouge et flotteurs en bleu) sur une cartographie de la temp rature (18 C en bleu et 20 C en orange)

terminer la position (cf. fig.1). La localisation des plateformes r ceptrices nécessite la r solution d’un probl me inverse qui repose sur l’estimation du canal de propagation acoustique sous-marin (ASM). Pour des fr quences d’ mission de quelques kHz et avec un dispositif mobile, la propagation s’effectue par trajets multiples et l’effet Doppler induit par le mouvement comprime ou dilate les signaux dans le temps de fa on possiblement diff rente pour chaque trajet. On parle de canal

multi-trajets multi-échelles (MTME). Les méthodes d'estimation existantes n'intègrent pas toujours l'aspect multi-échelle [2] et lorsqu'elles le font supposent l'ordre du canal connu [3].

La principale contribution de ce travail est de proposer une méthode d'estimation du canal MTME sans connaissance préalable de l'ordre du canal et de la variance du bruit. Elle repose sur le formalisme du rapport de vraisemblance généralisé multi-familles (MFGLR) appliqué à une union de sous-espaces [4]. Le problème d'estimation est formalisé dans la section 2 de l'article. La section 3 présente la méthode MFGLR et une version approchée. Ses performances sont validées à la section 4 à l'aide d'un simulateur couplant des modèles océanographiques et acoustiques. Enfin, la section 5 présente les conclusions.

2 Formalisation du problème

Soit $x(t)$ l'enveloppe complexe du signal transmis par une source acoustique. Après propagation dans le canal ASM, le signal reçu $y(t)$ en bande de base vérifie

$$y(t) = \sum_{\ell=0}^{L-1} \alpha_{\ell}(t) x(t - \tau_{\ell}(t)) e^{-i2\pi f_c \tau_{\ell}(t)} + w(t), \quad (1)$$

où $\alpha_{\ell}(t)$ désigne l'atténuation complexe du ℓ -ième trajet du canal et f_c la fréquence porteuse. $\tau_{\ell}(t)$ est le retard variant dans le temps de chaque trajet du fait du mouvement de la source et du récepteur. Sur la durée d'observation, ce retard est supposé être une fonction linéaire du temps tel que $\tau_{\ell}(t) = \tau_{\ell}^0 + \epsilon_{\ell} t$, où τ_{ℓ}^0 est le retard initial et ϵ_{ℓ} désigne le facteur de compression-dilatation temporel, aussi appelé échelle Doppler. On notera que du fait de la géométrie du canal, ce Doppler peut être différent d'un trajet à l'autre. $w(t)$ est le bruit additif supposé gaussien de variance inconnue σ^2 . Sur la base de l'observation $y(t)$ et de la connaissance de $x(t)$, le problème traité dans cet article est d'estimer les paramètres inconnus du canal $\left\{ L, (\alpha_{\ell}(t), \tau_{\ell}^0, \epsilon_{\ell})_{\{\ell=0, \dots, L-1\}} \right\}$. Aux fréquences considérées dans cette étude et sur des durées de l'ordre de la seconde, nous pouvons faire l'hypothèse que les amplitudes des trajets du canal varient peu, à savoir, $\alpha_{\ell}(t) \approx \alpha_{\ell}$. Ainsi, le modèle discret équivalent en bande de base peut s'écrire

$$\mathbf{y} = \mathbf{z} + \mathbf{w} \text{ avec } \mathbf{z} = \tilde{\mathbf{X}} \boldsymbol{\alpha}, \quad (2)$$

où \mathbf{y} et $\mathbf{w} \in \mathbb{C}^N$, $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbb{C}^L$ et $\tilde{\mathbf{X}} \in \mathbb{C}^{N \times L}$ est une matrice définie comme $\tilde{\mathbf{X}} = [\tilde{\mathbf{x}}_0, \dots, \tilde{\mathbf{x}}_{L-1}]$. N dénote le nombre d'échantillons du signal et la k -ième entrée de chaque vecteur $\tilde{\mathbf{x}}_{\ell} \in \mathbb{C}^N$ vérifie

$$\tilde{x}_{\ell}(k) = x(kT_s(1 - \epsilon_{\ell}) - \tau_{\ell}^0) e^{-i2\pi f_c(\epsilon_{\ell} k T_s + \tau_{\ell}^0)}, \quad (3)$$

où T_s est la période d'échantillonnage.

3 Méthode d'estimation de canal

3.1 MFGLR

L'équation (2) montre que le signal \mathbf{z} appartient à un sous-espace engendré par les colonnes de $\tilde{\mathbf{X}}$. Dans notre contexte,

comme les paramètres du canal sont inconnus, la matrice $\tilde{\mathbf{X}}$ est également inconnue. Pour le moment, nous faisons l'hypothèse (peu réaliste) que l'ensemble des valeurs possibles de $\tilde{\mathbf{X}}$ est connu par avance telle que $\tilde{\mathbf{X}} \in \{\tilde{\mathbf{X}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{X}}_M\}$, où chaque $\tilde{\mathbf{X}}_i$ est connue et où M désigne le nombre de tous les ensembles possibles $\{L, (\alpha_{\ell}(t), \tau_{\ell}^0, \epsilon_{\ell})_{\{\ell=0, \dots, L-1\}}\}$. Dans la pratique, le nombre de possibilités de couples retards-Doppler combiné au nombre de valeurs possibles pour L fait que M peut être extrêmement grand. Pour faciliter la compréhension de notre raisonnement, nous considérons tout d'abord que la complexité n'est pas un problème. Nous relâcherons ensuite cette hypothèse.

Lorsque toutes les valeurs possibles prises par $\tilde{\mathbf{X}}$ sont connues à l'avance, on dit que \mathbf{z} se trouve dans une union de M sous-espaces, c'est-à-dire que $\mathbf{z} \in \cup_{i=1}^M \mathcal{S}_i$. Dans ce cas, \mathbf{z} appartient à l'un des sous-espaces \mathcal{S}_i , engendré par les colonnes de $\tilde{\mathbf{X}}_i$, mais nous ne savons pas a priori auquel. L'estimation de sous-espace ainsi que la détection de signal dans une union de sous-espaces avec une variance de bruit inconnue a récemment été abordée dans [4]. On montre qu'un détecteur/estimateur efficace peut être obtenu en utilisant le formalisme du rapport de vraisemblance généralisé multi-familles. Si on se focalise sur l'estimateur, celui-ci peut être exprimé comme suit

$$\hat{\mathcal{S}} = \mathcal{S}_{i^*} \text{ avec } i^* = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq M} g_i(L_i(\mathbf{y})), \quad (4)$$

où $L_i(\mathbf{y})$ est une statistique GLR d'expression

$$L_i(\mathbf{y}) = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{\mathbf{y}^H \mathbf{P}_{\mathcal{S}_i} \mathbf{y}}{\mathbf{y}^H (\mathbf{I}_N - \mathbf{P}_{\mathcal{S}_i}) \mathbf{y}} \times \frac{N - n_i}{n_i} \right), \quad (5)$$

avec $\mathbf{P}_{\mathcal{S}_i} = \tilde{\mathbf{X}}_i (\tilde{\mathbf{X}}_i^H \tilde{\mathbf{X}}_i)^{-1} \tilde{\mathbf{X}}_i^H$ qui désigne la matrice de projection dans le sous-espace \mathcal{S}_i . On suppose que chaque matrice $\tilde{\mathbf{X}}_i$ a au plus $N - 1$ colonnes linéairement indépendantes et que $n_i = \dim(\mathcal{S}_i) < N$. g_i pénalise la statistique L_i afin de contrecarrer sa tendance à augmenter avec l'ordre du modèle n_i . L'expression analytique de g_i est donnée dans [4, Sec. III-B] et on démontre qu'elle dépend de la transformée de Legendre de la fonction génératrice des cumulants de $L_i(\mathbf{y})$ sous l'hypothèse de bruit seul. g_i est appelée statistique MFGLR dans la suite. L'équation (4) fournit une estimation des paramètres L et $(\tau_{\ell}^0, \epsilon_{\ell})_{\{\ell=0, \dots, L-1\}}$ et l'estimée de $\tilde{\mathbf{X}}$ est alors $\hat{\tilde{\mathbf{X}}} = \tilde{\mathbf{X}}_{i^*}$. Les amplitudes des trajets du canal peuvent ensuite être obtenues avec une estimation des moindres carrées, à savoir

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \left(\hat{\tilde{\mathbf{X}}}^H \hat{\tilde{\mathbf{X}}} \right)^{-1} \hat{\tilde{\mathbf{X}}}^H \mathbf{y}. \quad (6)$$

3.2 MFGLR approché (AMFGLR)

Comme mentionné précédemment, M est extrêmement grand de sorte que le MFGLR présenté à l'éq. (4) est infaisable. Par exemple, si N_{grid} désigne le nombre de paires retard-Doppler possibles pour chaque trajet et L_{max} le nombre maximal de trajet, alors $M = \sum_{\ell=1}^{L_{\text{max}}} \binom{N_{\text{grid}}}{\ell}$. Cependant, la complexité peut être considérablement réduite en découplant (en partie) l'estimation du sous-espace \mathcal{S} du calcul de $g_i(L_i(\mathbf{y}))$.

En effet, soit $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}$ la matrice de N_{grid} colonnes contenant toutes les versions possibles, décalées dans le temps et dopplérisées, du signal transmis x . En utilisant cette définition, \mathbf{z} peut être considéré comme un signal parcimonieux dans la base $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}$. Une estimation du sous-espace \mathcal{S} peut alors être obtenue en résolvant le problème des moindres carrés suivant

$$\hat{\mathcal{S}} = \text{span}\{\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}(\mathcal{U}^*)\}, \quad (7)$$

avec

$$\mathcal{U}^* = \underset{\mathcal{U}: |\mathcal{U}| \leq L_{\text{max}}}{\text{argmin}} \min_{\alpha} \left\| \mathbf{y} - \tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}(\mathcal{U}) \alpha \right\|^2. \quad (8)$$

\mathcal{U} est une combinaison quelconque de l'ensemble $\{0, 1, \dots, L_{\text{max}} - 1\}$ et $|\mathcal{U}|$ désigne le cardinal de \mathcal{U} . $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}(\mathcal{U})$ est la sous-matrice de $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}$ dont les colonnes sont indexées dans \mathcal{U} . Par conséquent, \mathcal{U}^* désigne le support estimé. Le problème (8) peut être résolu à l'aide de n'importe quel algorithme d'approximation parcimonieuse [5]. Cependant, pour obtenir des performances optimales et pour régler efficacement leurs paramètres, ces algorithmes ont besoin de connaissances préalables (explicite ou non) sur le degré de parcimonie, c'est-à-dire l'ordre effectif du canal L , et/ou sur la puissance du bruit. Comme ces paramètres sont inconnus, la principale contribution de ce travail est de combiner la résolution de (8) en utilisant OMP (Orthogonal Matching Pursuit) avec le calcul de $g_i(L_i(\mathbf{y}))$ comme critère d'arrêt.

Plus précisément, OMP est un algorithme glouton de résolution approchée de (8) qui itère jusqu'à ce qu'une certaine condition d'arrêt soit satisfaite. Dans notre contexte, comme nous ne connaissons pas la valeur effective de $|\mathcal{U}|$, nous ne pouvons pas fixer a priori le nombre d'itérations. De même, puisque la variance du bruit est inconnue, nous ne pouvons pas fixer un seuil prédéfini sur l'énergie du dit résidu pour arrêter la décomposition. Notre approche repose sur le principe que les approches MFGLR sont capables de fournir des estimations de l'ordre du modèle en maximisant la statistique de test g_i [6].

Dans le problème (8), l'ordre du modèle est $|\mathcal{U}|$. Nous utilisons cette propriété dans OMP pour arrêter la procédure. À chaque itération i , la statistique MFGLR obtenue avec le sous-espace $\hat{\mathcal{S}}_i$ est calculée. Étant donné que l'ordre du modèle augmente avec l'indice d'itération, c'est-à-dire que $|\mathcal{U}_{i-1}| < |\mathcal{U}_i|$, et que les sous-espaces $\hat{\mathcal{S}}_i$ sont également croissants, c'est-à-dire, $\hat{\mathcal{S}}_{i-1} \subset \hat{\mathcal{S}}_i$, nous laissons OMP itérer tant que la statistique MFGLR continue d'augmenter. OMP est arrêté dès que $\hat{\mathcal{S}}_i$ conduit à une statistique MFGLR inférieure à celle obtenue à l'itération précédente avec $\hat{\mathcal{S}}_{i-1}$. Ceci signifie que l'ordre du modèle a été trouvé. Le grand avantage de cette approche est qu'aucune connaissance préalable sur l'ordre du canal n'est nécessaire. OMP devient « sans paramètres ». La méthode complète est détaillée dans Alg. 1. Comme mentionné précédemment, la statistique MFGLR dépend de la transformée de Legendre de la CGF (Cumulant Generating Function) de $L_i(\mathbf{y})$ sous l'hypothèse de bruit seul. Bien qu'une expression de forme fermée de cette statistique soit disponible dans le contexte de l'union de sous-espaces, ce n'est plus le cas ici puisque le support parcimonieux est maintenant estimé avec

Algorithme 1 : MFGLR approché

Entrées : \mathbf{y} , $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}$, μ_i , v_i

Sorties : $\hat{\mathcal{S}}$, $\hat{\mathbf{X}}$, $\hat{\alpha}$

- 1 Initialisation : $i = 1$, $\mathcal{U}_i = \emptyset$, $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, $\tilde{g}_0(\mathbf{y}) = -\infty$
 - 2 Estimation du support : $\mathcal{U}_i = \mathcal{U}_{i-1} \cup s_i$ avec

$$s_i = \underset{u=1, \dots, N_{\text{grid}}}{\text{argmax}} \left| \mathbf{r}_{i-1}^H \tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}(u) \right|$$
 - 3 Estimation du sous-espace : $\hat{\mathcal{S}}_i = \text{span}\{\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}(\mathcal{U}_i)\}$
 - 4 Mise à jour du résidu : $\mathbf{r}_i = (\mathbf{I}_N - \mathbf{P}_{\hat{\mathcal{S}}_i})\mathbf{y}$
 - 5 Statistique MFGLR :

$$\tilde{g}_i(\mathbf{y}) = 2 \left(\lambda_i L_i(\mathbf{y}) - \mu_i \lambda_i - \frac{v_i}{2} \lambda_i^2 \right) \mathbb{1}_{\{L_i(\mathbf{y}) - \mu_i\}}$$
 avec

$$L_i(\mathbf{y}) = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{\mathbf{y}^H \mathbf{P}_{\hat{\mathcal{S}}_i} \mathbf{y}}{\mathbf{y}^H (\mathbf{I}_N - \mathbf{P}_{\hat{\mathcal{S}}_i}) \mathbf{y}} \times \frac{N-i}{i} \right)$$
 et

$$\lambda_i = \frac{L_i(\mathbf{y}) - \mu_i}{v_i} \text{ où } \mathbb{1}_{\{\cdot\}} \text{ désigne la fonction indicatrice.}$$
 - 6 **si** $\tilde{g}_i(\mathbf{y}) < \tilde{g}_{i-1}(\mathbf{y})$ **alors**
 - 7 $\hat{\mathcal{S}} = \hat{\mathcal{S}}_{i-1}$, $\hat{\mathbf{X}} = \tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}(\mathcal{U}_{i-1})$,
 $\hat{\alpha} = \left(\hat{\mathbf{X}}^H \hat{\mathbf{X}} \right)^{-1} \hat{\mathbf{X}}^H \mathbf{y}$
 - 8 Fin des itérations
 - 9 **sinon**
 - 10 $i = i + 1$ et retour à l'étape 2
-

OMP. Cette estimée est alors aléatoire et dépendante des données. Une approximation peut être trouvée en utilisant un développement du second ordre de la fonction génératrice de cumulants de $L_i(\mathbf{y})$ sous l'hypothèse de bruit seul. L'expression résultante est donnée à l'étape 5 de l'Alg. 1, où $\mu_i = \mathbb{E}(L_i(\mathbf{y}))$ et $v_i = \mathbb{E}(L_i^2(\mathbf{y})) - \mu_i^2$. Ces valeurs peuvent être obtenues par des simulations de Monte-Carlo avec du bruit.

4 Illustrations

Pour illustrer le comportement de l'estimateur dans un contexte réaliste, des simulations numériques de l'écoulement océanique (automne 2019, Golfe de Gascogne, résolution spatiale de 1 km et temporelle de 1 h, [7]) sont exploitées afin de prédire les trajectoires de plateformes en surface et en profondeur ainsi que les propriétés de célérité acoustique entre sources et récepteurs (cf. fig. 1). Les données du modèle d'écoulement sont ensuite utilisées par le simulateur de tracé de rayons acoustiques Bellhop [8] pour obtenir des réponses impulsionnelles variant dans le temps (RIVT), autrement dit dans un contexte non-stationnaire. Les profondeurs des sources et récepteurs (100 et 250 mètres respectivement) sont considérées invariantes dans le temps. En concordance avec les simulations d'écoulement, une RVIT est générée par heure. Chaque RVIT est de la même durée que le signal transmis. Ce signal est une séquence binaire de longueur maximale (SBLM) de taille $L_{\text{seq}} = 1023$ bits avec une rapidité de modulation de 1002 bauds transmise sur une fréquence porteuse de 9.25 kHz.

Puisque nous utilisons des données issues d'un couplage de simulateurs océano-acoustiques, les vraies valeurs des para-

mètres $\{L, (\alpha_\ell(t), \tau_\ell^0, \epsilon_\ell)_{\{\ell=0, \dots, L-1\}}\}$ sont inconnues. Par conséquent, nous utilisons l'erreur quadratique moyenne normalisée (EQMN) de la reconstruction du signal comme mesure (indirecte) de performance. Elle permet d'estimer conjointement les erreurs d'estimation de tous les paramètres du canal et est mesurée en se focalisant sur l'évolution du canal d'un couple source-récepteur sur 24 heures :

$$\text{EQMN} = 1/24 \sum_{i=1}^{24} \mathbb{E} \left(\left\| \mathbf{z} - \widehat{\mathbf{X}}_i \hat{\boldsymbol{\alpha}}_i \right\|_2^2 / \|\mathbf{z}\|_2^2 \right). \quad (9)$$

La grille retard-Doppler utilisée pour construire la matrice $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}$ repose sur les paramètres suivants : Doppler maximum $\epsilon_{\text{max}} = 1/1500$ (vitesse relative max. de 1 m/s pour une célérité de l'onde de 1500 m/s), pas Doppler $\epsilon_{\text{step}} = 0,05/1500$, pas des retards $\tau_{\text{step}} = T_s$. L'étalement temporel des réponses impulsionnelles étant de plusieurs secondes, la méthode d'estimation du canal est appliquée avec une fenêtre glissante de 500 ms. Les performances sont mesurées en fonction du rapport E_b/N_0 , où $E_b = \|\mathbf{z}\|_2^2 / L_{\text{seq}}$ est l'énergie dépensée pour transmettre un bit et N_0 est la valeur de la densité spectrale de puissance du bruit blanc gaussien.

La figure 2 compare les performances de la méthode AMFGLR avec celles obtenues en utilisant un banc de filtres adaptés. AMFGLR offre un gain de performance d'environ 5 dB pour des valeurs de E_b/N_0 positives. Ce gain significatif s'explique par la meilleure résolution effective dans le plan retard-Doppler de la méthode AMGLR et par sa capacité à adapter l'ordre du canal estimé en fonction du E_b/N_0 . Pour les faibles valeurs de E_b/N_0 et lorsque le support \mathcal{U} est inconnu, l'estimateur à intérêt à ne considérer que trajets principaux car il est peu probable que les trajets de faibles amplitudes soient correctement estimés. Par contre, lorsque le E_b/N_0 augmente, il devient avantageux de considérer des trajets supplémentaires. On notera que AMFGLR atteint un plancher de performances. Ceci s'explique par la discrétisation en retards et Dopplers de la matrice $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{grid}}$ ainsi que par l'hypothèse d'invariance des amplitudes du canal sur la durée. Toutefois, ce gain de performance amène un coût calculatoire plus important. Le temps d'exécution d'AMFGLR est 3 fois plus important que celui du banc de filtres adaptés avec une implémentation FFT (mesure effectuée avec un processeur cadencé à 3.2 GHz et 32 Go de RAM). Afin de réduire le temps de calcul, il est possible de combiner les deux méthodes. L'idée est d'appeler la méthode AMFGLR lorsqu'une pré-détection est retournée par le banc de filtres adaptés paramétré avec une probabilité de fausse alarme assez haute. Ce couplage des traitements permet de profiter de la rapidité du banc de filtres tout en conservant la précision de la méthode AMFGLR.

5 Conclusions

En combinant une méthode d'estimation d'un sous-espace signal par un algorithme d'approximation parcimonieuse avec un pénalisation de statistiques GLR multi-familles, une méthode efficace d'estimation du canal ASM multi-trajets multi-

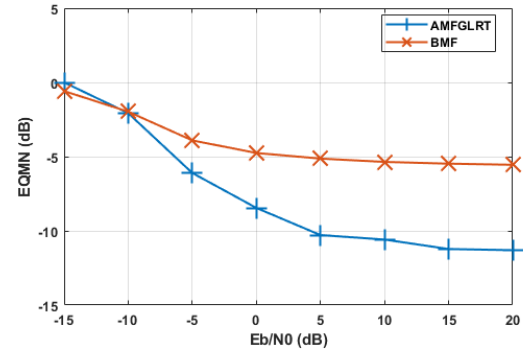


FIGURE 2 – Erreur quadratique moyenne vs E_b/N_0

échelles a été proposée. Du fait de sa capacité à estimer automatiquement l'ordre du canal et de sa bonne résolution retard-Doppler, cette méthode offre un gain significatif de performances dans un contexte océanique réaliste comparativement au banc de filtres adaptés. Toutefois, cette étude montre que la méthode proposée peut atteindre un plancher de performances inhérent aux approximations du modèle d'observation et qu'elle demande plus de ressources calculatoires. Le bénéfice apporté par ce gain d'estimation dans la résolution du problème inverse de localisation reste également à étudier.

6 Remerciements

Les auteurs remercient l'Agence d'Innovation de la Défense (AID) et la région Bretagne pour leur soutien financier. Ils remercient également S. Theetten et G. Charria pour leur avoir donné accès aux sorties de la simulation [7].

Références

- [1] R. FERRARI, « A frontal challenge for climate models », *Science*, vol. 332, no. 6027, p. 316–317, 2011.
- [2] W. LI, S. ZHOU, P. WILLETT et Q. ZHANG, « Preamble detection for underwater acoustic communications based on sparse channel identification », *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 44, no. 1, p. 256–268, 2017.
- [3] Y. ZHAO, H. YU, G. WEI, F. JI et F. CHEN, « Parameter estimation of wideband underwater acoustic multipath channels based on fractional fourier transform », *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 64, no. 20, p. 5396–5408, 2016.
- [4] F.-X. SOCHELEAU, « A Multifamily GLRT for CFAR Detection of Signals in a Union of Subspaces », *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 27, p. 2104–2108, 2020.
- [5] M. ELAD, *Sparse and redundant representations : from theory to applications in signal and image processing*. Springer Science & Business Media, 2010.
- [6] S. KAY, « The multifamily likelihood ratio test for multiple signal model detection », *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 12, no. 5, p. 369–371, 2005.
- [7] S. THEETTEN et G. CHARRIA, « Description de la configuration régionale bob400 du modèle croco (bay of biscay 400 mètres de résolution spatiale horizontale) », 2020. DOI : 10.13155/74855.
- [8] M. B. PORTER, « The bellhop manual and user's guide : Preliminary draft », *Heat, Light, and Sound Research, Inc., La Jolla, CA, USA, Tech. Rep.*, 2011.