

APPORT DE LA MODELISATION NON LINEAIRE
EN SOUSTRACTION DE BRUIT.

R. ZAKNOUNE - E. MOISAN

Laboratoire CEPHAG - ENSIEG
BP 46 - 38402 SAINT MARTIN D'HERES Cedex

RÉSUMÉ

Nous présentons d'abord la méthode de soustraction de bruit dans le cas d'une modélisation linéaire du milieu. Il s'agit d'un modèle à réponse impulsionnelle infinie. Sur des données réelles, cette méthode conduit à des performances limitées. Nous l'étendons au cas d'un modèle non linéaire récursif par synthèse de nouveaux signaux de référence bruit. Les performances sont meilleures.

ABSTRACT

We first introduce the noise cancelling method based on linear filtering. An infinite impulse response filter is adopted. When applied to a real case, the method leads to limited performances. The method is then extended to the case of nonlinear filtering by adding synthesized noise reference signals. Better results are obtained.

1) INTRODUCTION

La soustraction adaptative de bruit est une technique de filtrage permettant d'estimer un signal utile $s(t)$ additivement perturbé par un bruit $b(t)$ [Widrow75]. On dispose pour cela du signal bruité $y(t)=s(t)+b(t)$ et de m signaux de référence bruit (regroupés dans le vecteur $\underline{X}(t)$) desquels $b(t)$ est issu par un filtrage F . La figure 1 illustre le principe de la soustraction de bruit.

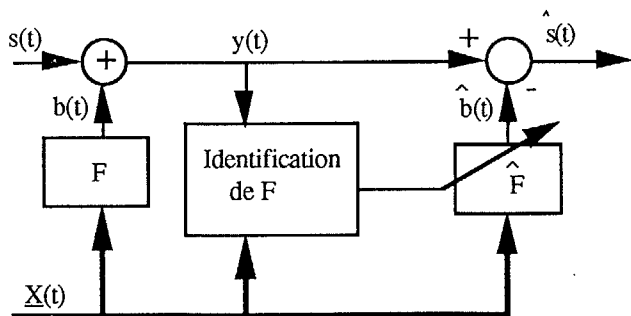


Figure 1: Principe de la soustraction de bruit

L'erreur de restitution du signal utile s'exprime (si F et \hat{F} sont linéaires) en z :

$$s(z) - \hat{s}(z) = (\hat{F} - F)(z) \cdot \underline{X}(z) \quad (1)$$

F et \hat{F} sont des matrices de transfert en z de dimension $(1, m)$. Cette erreur est donc liée à celle de l'identification du milieu F de propagation du bruit.

S'il est important de choisir une méthode d'identification performante, il est aussi important d'opter pour une modélisation adéquate du milieu. La modélisation linéaire à réponse impulsionnelle finie (RIF) est généralement la plus

utilisée en raison de sa simplicité. Si celle-ci nécessite un nombre élevé de paramètres (avec comme conséquences un volume de calcul important et des problèmes de convergence des algorithmes) un modèle à réponse impulsionnelle infinie (RII) est préférable. C'est le modèle qui est adopté ici. Lors de l'étude d'un cas réel, celui-ci s'avère cependant insuffisant et son extension à un modèle linéaire quadratique récursif apportera une nette amélioration du traitement.

2) SOUSTRACTION DE BRUIT PAR PREDICTION VECTORIELLE

La soustraction de bruit impliquant une identification de systèmes, on opte ici pour une méthode utilisant une analyse par prédiction linéaire du signal multicomposante de dimension $m+1$:

$$\underline{Z}(t) = [y(t), \underline{X}^T(t)]^T$$

t est une variable discrète et $()^T$ désigne l'opération de transposition.

Si $\underline{Z}(t)$ est un processus stationnaire, la prédiction de $\underline{Z}(t)$ à partir de ses N valeurs précédentes permet d'écrire:

$$\underline{Z}(t) = \sum_{i=1}^N A_i \underline{Z}(t-i) + \underline{\xi}(t) \quad (2)$$

avec:

- $\underline{\xi}(t)$: erreur de prédiction
- A_i : matrice des coefficients de prédiction
- N : ordre du prédicteur

L'estimation des coefficients de la matrice A_i se fait par minimisation de la trace de la matrice de covariance des erreurs de prédiction et une structure en treillis est utilisée [Fried82]. La méthode de covariance est retenue. Celle-ci permet une



convergence rapide de l'algorithme. La solution est adaptative et le choix d'un facteur d'oubli permet le suivi de non stationnarités du milieu.

L'application à la soustraction de bruit passe par l'exploitation de la première ligne de l'équation matricielle (2). On a alors:

$$y(t) = \sum_{i=1}^N \hat{\alpha}(i) \cdot y(t-i) + \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^N \hat{\beta}(i,j) \cdot X_j(t-i) + \varepsilon_f(t) \quad (3)$$

avec $\hat{\alpha}(i) = \hat{A}_f(1,1)$
 $\hat{\beta}(i,j) = \hat{A}_f(1,j+1)$

Le modèle ainsi identifié est à réponse impulsionnelle infinie et la méthode correspondante minimise une erreur d'équation [Shynk89]. L'ordre N du prédicteur est choisi de façon à minimiser la variance de l'erreur de prédiction de la composante y(t) [Moisan91].

3) EXTENSION AU LINEAIRE-QUADRATIQUE

Le filtrage linéaire a joué un rôle très important dans le développement des techniques de traitement du signal. Cependant, diverses situations se présentent où le filtrage linéaire seul conduit à des résultats de traitement médiocres. Certaines applications en soustraction de bruit considèrent l'hypothèse d'un milieu F non linéaire et proposent une modélisation en série de Volterra pratiquement limitée à l'ordre 2 [Amb93]. Le nombre de paramètres requis peut être important. Pour pallier ce problème, on opte dans ce qui suit pour un modèle non linéaire récursif [Parker81] (limité à l'ordre 2):

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^N \hat{\alpha}(i) \cdot y(t-i) + \sum_{i=1}^N \hat{\beta}(i) \cdot X(t-i) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \hat{\gamma}(i,j) \cdot X(t-i) \cdot X(t-j) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \hat{\lambda}(i,j) \cdot y(-i) \cdot y(t-j) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \hat{\delta}(i,j) \cdot X(t-i) \cdot y(t-j) \quad (4)$$

Dans (4), on se limite au cas d'une seule référence X(t). L'emploi de la méthode de soustraction mise en oeuvre dans le cas linéaire est possible moyennant l'usage de nouveaux signaux de référence bruit du type X(t-i).X(t-j). L'utilisation du signal X²(t), par exemple, permet l'estimation des termes

diagonaux $\hat{\gamma}(i,i)$. Le problème de filtrage non linéaire se transforme ainsi en filtrage linéaire multicomposante [Math91]. Les nouveaux signaux de référence bruit sont regroupés dans le vecteur $\hat{r}(t)$ (Figure2) et sont issus de X(t) et y(t) par opérations non linéaires N(X(t),y(t)) (du type produit de signaux).

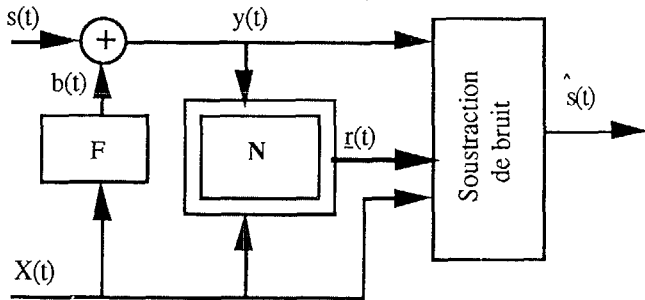


Figure 2:Extension au cas d'un modèle non linéaire du filtrage linéaire par synthèse de signaux $\hat{r}(t)$ de références bruit

L'inconvénient de cette méthode réside essentiellement dans le nombre important de références bruit utilisées et le coût de calcul qui en résulterait.

4) ETUDE EN SIMULATION

Pour illustrer l'apport de la modélisation linéaire-quadratique précédente, le cas suivant a été simulé: X(t) est la somme d'un bruit blanc (de puissance 0 dB) et de trois sinusoides d'amplitude 1 et de fréquences 0.02, 0.05, 0.1. Le signal utile

est un bruit blanc filtré par $\frac{1}{1+0.9z^{-1}+0.8z^{-2}}$. F est un modèle de

Hammerstein : une non-linéarité sans mémoire N(X) suivi d'un système linéaire L(z⁻¹). On a:

$$L(z^{-1}) = \frac{z^{-1} - 0.6z^{-2}}{1 - 0.2z^{-1} - 0.1z^{-2} + 0.56z^{-3}}$$

N(X) est une saturation non symétrique:

$$N(X) = X \quad \text{si } X < \text{seuil}$$

$$N(X) = \text{seuil} \quad \text{si } X \geq \text{seuil}$$

Le seuil est fixé à 2 (X(t) varie entre -5 et 5). La densité spectrale de puissance (DSP) de y(t) (calculée sur 85 tranches de 1024 points se recouvrant à 50%) est visualisée en Figure 3. Elle montre un fond large bande, 3 raies aux mêmes fréquences que celles de X(t), et d'autres raies créées par N(X). Le traitement effectué avec X(t) seule et un prédicteur d'ordre 7 aboutit au signal estimé dont la DSP est représentée en Figure 4. Les 3 raies précédentes ainsi qu'une partie du fond large bande sont soustraites. Les raies créées par la non-linéarité persistent. Elles se distinguent nettement mieux qu'en Figure 3. L'utilisation des 2 références X(t) et X²(t) avec un prédicteur de même ordre que précédemment permet d'améliorer nettement le traitement dont le résultat est porté en Figure 5. Plusieurs raies (non affectées par le traitement précédent) ont été soustraites. Quelques raies subsistent encore (la non-linéarité N(X) admet un développement en X^k(t) qui ne se limite pas à 2).

5) VALIDATION SUR DES DONNEES REELLES

Le traitement entrepris ici concerne des signaux d'acoustique sous-marine. Le signal utile est issu du milieu marin et capté par un sonar embarqué. Celui-ci est perturbé par des bruits issus des moteurs et autres machines tournantes. Nous disposons du signal utile bruité et d'un signal de référence bruit seul délivré par un capteur placé à proximité de la source de bruit. Une analyse temps-fréquence [Guerre90] permet d'envisager l'hypothèse de stationnarité des signaux disponibles. La DSP (calculée sur 95 tranches de 1024 points se recouvrant à 50%) du signal utile bruité est visualisée en Figure6. Elle montre un ensemble de raies spectrales sur fond large bande. La référence bruit présente également un certain nombre de raies (le bruit provenant de machines tournantes est typiquement à spectre de raies). Elle présente une bonne cohérence avec le signal observé dans le domaine {0,0.15} (en fréquences réduites). La soustraction de bruit avec une modélisation linéaire (la seule référence disponible est utilisée) est réalisée avec un prédicteur d'ordre 7. Le résultat du traitement est visualisé en Figure7 qui représente la différence des DSP avant traitement (signal bruité) et après le traitement (signal estimé). Cette différence est normalement positive (sauf peut être pour des raies isolées) pour signifier qu'il y a eu réduction de bruit. On constate que la soustraction s'est opérée correctement dans le domaine spectral cité précédemment et qu'il y a eu



dégradation dans le domaine $\{0.15, 0.25\}$. Le domaine $f > 0.3$ n'est pas affecté. Une référence synthétisée par élévation au carré de $X(t)$ est utilisée seule et la soustraction s'est opérée dans le domaine $\{0.1, 0.25\}$. La modélisation linéaire seule est donc insuffisante dans cette bande. On utilise ensuite les deux références avec un prédicteur d'ordre 5. La différence des DSP est représentée en Figure 8. L'amélioration par rapport à la modélisation linéaire seule est notable:

- pas de dégradation signalée précédemment
- soustraction de raies jusque là non traitées ($f=0.32$)

Ce traitement est encore amélioré en introduisant des références bruit synthétisées à l'aide de produits $y(t).X(t-k)$. En utilisant les cinq références $X(t)$, $X^2(t)$, $y(t).X(t)$, $y(t).X(t-1)$, $y(t).X(t-2)$ avec un prédicteur d'ordre 5, on aboutit à un traitement dont la différence des DSP est représentée en Figure 9. Ce traitement affecte un nombre important de raies et va au delà de la limite précédente $f=0.32$.

6) CONCLUSION

Nous avons appliqué une méthode de filtrage linéaire à un problème de filtrage non linéaire en augmentant le nombre de composantes du signal traité. Les résultats obtenus, tant en simulation que sur des données réelles, sont très encourageants. L'utilisation d'un filtrage linéaire-quadratique améliore nettement le traitement par rapport au filtrage linéaire. La dimension du problème est cependant accrue et le volume de calcul important.

REFERENCES

- [Amb93] Pierre-Olivier Amblard, Daniel Baudois "Non-linear noise cancellation using Volterra filters. A real case study" IEEE Winter Workshop on nonlinear DSP, Tampere, Janvier 1993
- [Guerre90] GUERRE-CHALLEY J.F. "Etude des différentes structures de soustracteurs de bruit adaptatifs multiréférences" Thèse de Doctorat INPG Grenoble, Décembre 1990
- [Math91] V.JOHN MATHEWS "Adaptive polynomial filters" IEEE SP Magazine, July 1991
- [Parker81] SYDNEY R. PARKER, FRANCIS A. PERRY "A discrete ARMA model for nonlinear system identification" IEEE Trans. on circuits and systems, Vol. cas-28, n°3, march 1981
- [Widrow75] WIDROW et al "Adaptive noise cancelling : principles and applications". Proc. of the IEEE, vol 63 n°12, pp 1692-1716, décembre 1975
- [Shynk89] John J. Shynk "Adaptive IIR filtering" IEEE ASSP Magazine, April 1989
- [Moisan91] E. MOISAN, R. ZAKNOUNE " Soustraction adaptative de bruit par filtrage RII en présence de références multiples" 13^{ème} colloque GRETSI, Juan-les-pins, 16-20 Septembre 1991
- [Fried82] B.FRIEDLANDER "Lattice filters for adaptive processing" Proc. IEEE, Vol.70, n°8, August 1982

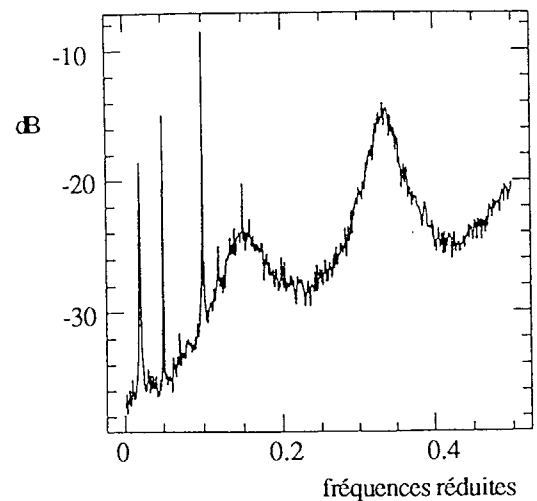


Figure 3: DSP du signal utile bruité

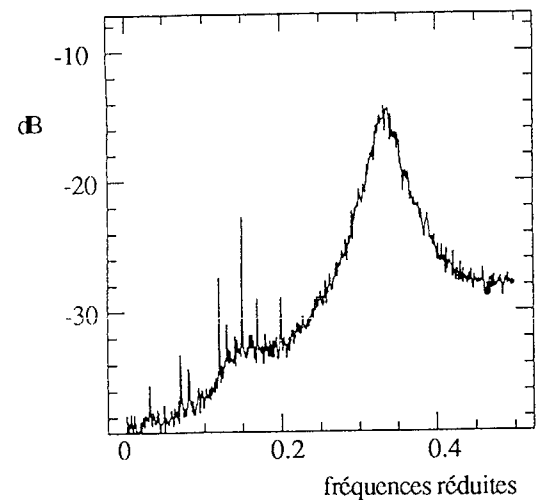


Figure 4: DSP du signal estimé

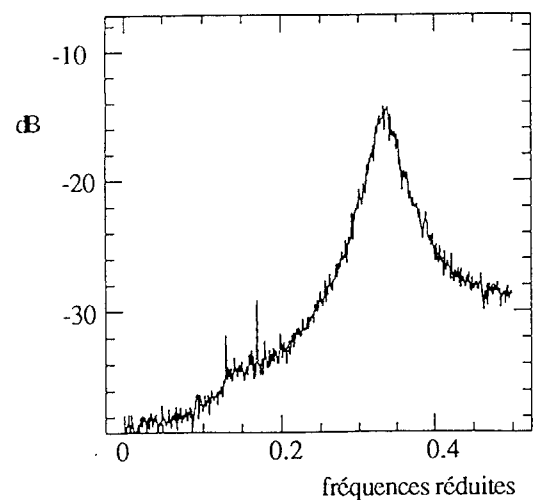


Figure 5: DSP du signal estimé

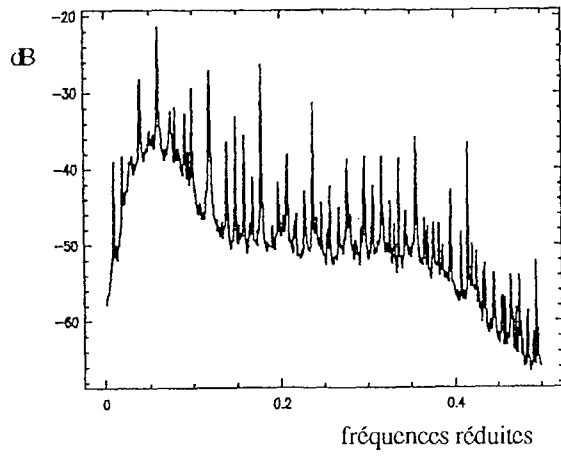


Figure 6: DSP du signal utile bruité

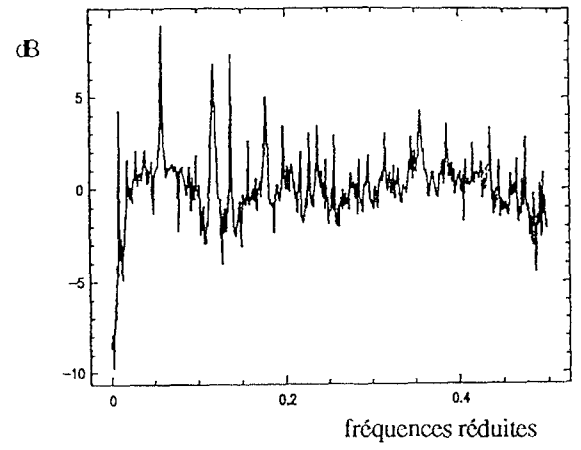


Figure 9: Différence des DSP

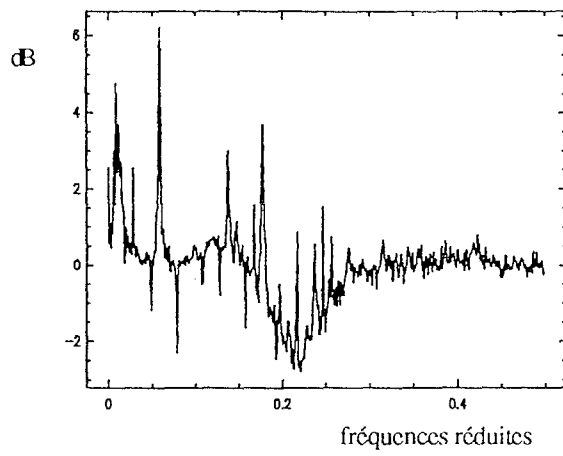


Figure 7: Différence des DSP

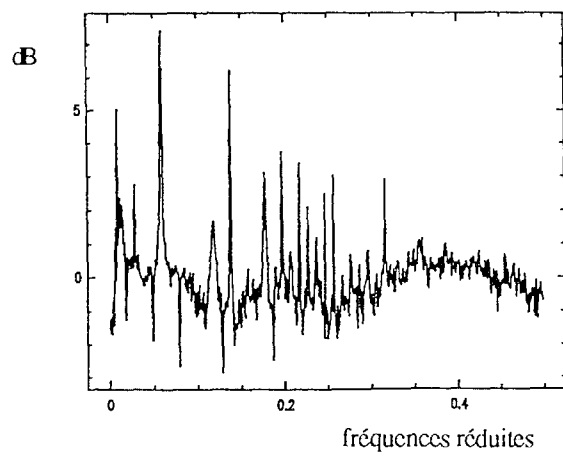


Figure 8: Différence des DSP