

# DIXIEME COLLOQUE SUR LE TRAITEMENT DU SIGNAL ET SES APPLICATIONS

NICE du 20 au 24 MAI 1985

## METHODES ADAPTATIVES D'ESTIMATION DE SIGNAUX BRUITES AVEC VOIE DE REFERENCE

Gérard FAUCON

Laboratoire de Traitement du Signal - UNIVERSITE DE RENNES I - CAMPUS DE BEAULIEU - 35042 RENNES CEDEX

### RESUME

Nous considérons le problème de l'estimation continue d'un signal  $S(t)$  perturbé par un bruit additif  $B_1(t)$  lorsqu'on dispose d'une voie de référence, dépourvue de signal, recevant un bruit  $B_2(t)$ . Les deux bruits sont corrélés et sont supposés déduits d'un même bruit par deux filtres linéaires. Le signal est indépendant des bruits. L'estimation du signal utile est réalisée en soustrayant à la voie principale une estimée du bruit perturbateur, obtenue par filtrage de la voie de référence.

Les deux méthodes d'estimation adaptatives présentées utilisent, en vue de faciliter l'estimation, le principe classique d'orthogonalisation : on applique le bruit  $B_2(t)$  à un filtre en treillis pour obtenir les erreurs de prédiction rétrogrades orthogonales. L'estimation de  $B_1(t)$  s'obtient alors par un filtre transverse excité par les erreurs rétrogrades données par le treillis.

La première méthode présentée actualise les coefficients de réflexion du filtre en treillis et ceux du filtre transverse par une méthode de gradient. La deuxième méthode est, dans le cas du préfenêtrage des données, une solution aux moindres carrés exacts avec normalisation des différentes erreurs de prédiction et des valeurs estimées du signal.

Une étude comparative des performances obtenues par simulation entre chacune de ces deux méthodes et le filtrage adaptatif LMS de Widrow est présentée et montre l'intérêt des deux méthodes précitées. On donne également les résultats de tests objectifs effectués sur des signaux de parole bruitée.

### SUMMARY

The problem of the continuous estimation of a noisy signal with a reference noise is presented. The disturbing noise and the reference noise are assumed derived from the same noise by two linear filters. The signal is estimated by subtracting of the noisy signal an estimate of the disturbing noise.

We present two adaptive estimation methods which use the orthogonalization procedure. The reference noise is sent to a lattice filter to obtain backward prediction errors. These feed a transversal filter to give an estimate of the disturbing noise.

The first method use, to update the various coefficients, a gradient method. The second is a least squares method with prewindowing of the data sequence and given here in a normalized version.

Numerical results obtained by simulation are presented to compare these two methods and the Widrow adaptive filter. A comparative study is also made on noisy speech.



## 1 - POSITION DU PROBLEME

On s'intéresse ici au problème de l'estimation continue d'un signal  $S$  perturbé par un bruit additif  $B_1$  lorsqu'on dispose, en plus de l'observation  $V = S + B_1$ , d'un bruit de référence  $B_2$  corrélé à  $B_1$ . Les deux bruits sont supposés déduits d'un même bruit par filtrages linéaires. Le signal est indépendant des deux bruits. Ces hypothèses peuvent s'appliquer notamment au cas de la prise de son en milieu bruyant lorsqu'on peut disposer d'une voie annexe, dépourvue de signal, où est présent un bruit corrélé avec le bruit perturbateur. Les processus  $S$ ,  $B_1$ ,  $B_2$  sont discrets. Les instants  $t_i$  de définition de l'ensemble discret (entrées, sortie, signaux intermédiaires, système) sont dûs à un échantillonnage de période  $\theta_e$  :  $X_i = X(t_i) = X(i)$ .

Dans la plupart des applications pratiques, les statistiques sur le signal et sur les bruits ne sont pas connues a priori et doivent être estimées à partir des données. Si les processus sont non stationnaires, cette estimation doit être souvent répétée ou mise à jour. Ce type de problème amène à développer des méthodes d'estimation adaptatives qui peuvent être divisées en deux types : traitement par blocs et techniques récursives. Nous traiterons ici uniquement de ce dernier type, mieux adapté aux applications en temps réel, où les paramètres des algorithmes d'estimation sont mis à jour à chaque arrivée d'échantillons.

## 2 - METHODES D'ESTIMATION ADAPTATIVES

Une manière classique d'estimer le signal  $S(t_i)$ , lorsqu'on dispose sur une voie principale d'une observation  $V(t_i) = S(t_i) + B_1(t_i)$  et sur une voie annexe d'un bruit de référence  $B_2(t_i)$  est d'élaborer par filtrage du bruit de référence une estimée du bruit perturbateur  $\hat{B}_1(t_i)$ . Cette estimée sera retranchée de l'observation pour donner le signal estimé  $\hat{S}(t_i)$ .

Deux systèmes simples et connus procèdent ainsi : le corrélofiltre [1] et le filtrage adaptatif de Widrow [2]. Dans celui-ci, les coefficients du filtrage sont ajustés, à chaque instant  $t_i$ , pour minimiser la puissance de bruit en sortie du système par une méthode de gradient. Nous donnerons, au paragraphe 5, les équations régissant le filtrage adaptatif de Widrow dans une version stabilisée, celui-ci nous servant de système de référence pour l'évaluation des performances. Dans le corrélofiltre, système qui fonctionne en boucle ouverte, on effectue un blanchiment de la voie de référence, on évalue la fonction d'intercorrélation  $\hat{\Gamma}_{VB_2}$  entre la référence blanchie ( $B_2$ ) et la voie

principale ( $V$ ). La réponse impulsionnelle du filtre sur lequel est envoyé la référence blanchie est alors donnée par la fonction d'intercorrélation  $\hat{\Gamma}_{VB_2}$ , précédemment estimée.

Dans les deux paragraphes suivants, nous présentons deux systèmes d'estimation utilisant, en vue de faciliter l'estimation, le principe d'orthogonalisation. L'estimation aux moindres carrés est en fait le calcul d'un opérateur de projection dans un espace de Hilbert. Il sera plus facile de calculer une projection sur un sous-espace si on dispose d'une base orthogonale de ce sous-espace. Le principe d'orthogonalisation sera donc utilisé avant de procéder à l'estimation. Pour ceci, on applique le bruit de référence  $B_2(t_i)$  à un filtre en treillis pour obtenir les erreurs de prédiction rétrogrades orthogonales. L'estimation du bruit perturbateur est obtenue en appliquant les erreurs rétrogrades à un filtre transverse.

## 3 - METHODE DU GRADIENT

Pour justifier l'emploi de la structure filtre en treillis + filtre transverse qui va être utilisée dans les deux méthodes présentées dans ce paragraphe et le suivant, rappelons quelques points sur le filtrage en treillis. Si  $y$  est un processus scalaire, stationnaire et de moyenne nulle, on peut prédire la valeur courante du processus à l'instant  $T$  à partir des valeurs passées. Un prédicteur d'ordre  $N$  aura la forme :

$$\hat{y}_{T/T-1} = - \sum_{j=1}^N A_{N,j} \cdot y_{T-j}$$

où  $\hat{y}_{T/T-1}$  est la valeur prédite de  $y_T$  à partir des  $N$  dernières valeurs de  $y(i)$ . Les  $N$  coefficients  $A_{N,j}$  sont les coefficients du prédicteur. L'erreur de prédiction directe à l'instant  $T$  (pour un prédicteur d'ordre  $N$ ) sera :

$$e_f(N,T) = y_T - \hat{y}_{T/T-1} = y_T + \sum_{j=1}^N A_{N,j} \cdot y_{T-j} \quad (1)$$

Les coefficients du prédicteur sont ajustés pour minimiser les erreurs de prédiction. Ces coefficients sont déterminés uniquement par les statistiques du second ordre de  $y$ . En écrivant (1) avec la notation de la transformée en  $Z$ , on pourra écrire (1) sous la forme condensée :

$$e_f(N,T) = A_N(z) \cdot y_T \quad (2)$$

avec :

$$A_N(z) = 1 + A_{N,1} \cdot z^{-1} + \dots + A_{N,N} \cdot z^{-N} \quad (3)$$

Cette équation (3) montre que l'erreur de prédiction  $e_{N,T}$  peut être obtenue par un filtre transverse à  $N$  coefficients. On peut également utiliser un filtre en



METHODES ADAPTATIVES D'ESTIMATION DE SIGNAUX BRUITES  
AVEC VOIE DE REFERENCE

treillis où les paramètres appelés coefficients de réflexion sont déterminés par la fonction de transfert  $A_N(Z)$ . Ces deux procédures -filtre transverse et filtre en treillis- sont mathématiquement équivalentes. Le filtre en treillis présente cependant des propriétés plus intéressantes vis à vis des erreurs d'arrondi et des perturbations sur les valeurs des paramètres.

D'autre part, le fait d'augmenter la dimension du filtre en treillis n'affecte pas les valeurs des coefficients de réflexion précédemment obtenus. Le filtre en treillis élabore également des erreurs de prédiction rétrogrades qui ont la propriété d'être mutuellement orthogonales. Ces erreurs de prédiction, liées au bruit perturbateur  $B_2$  envoyé sur le treillis, sont envoyées sur un filtre transverse pour estimer le bruit perturbateur.

Dans la première méthode présentée ici, les coefficients du filtre en treillis élaborant les erreurs rétrogrades et ceux du filtre transverse sont déterminés par une méthode du gradient [3]. La structure de l'ensemble filtre en treillis + filtre transverse est donnée figure 1.

Pour le filtre en treillis sur lequel est envoyé le bruit de référence  $B_2$ , les équations sont pour  $1 \leq n \leq N-1$  :

$$e_f(n,i) = e_f(n-1,i) - k_n(i) \cdot e_b(n-1,i-1) \quad (4)$$

$$e_b(n,i) = e_b(n-1,i-1) - k_n(i) \cdot e_f(n-1,i) \quad (5)$$

où  $e_f(n,i)$  et  $e_b(n,i)$  représentent respectivement l'erreur directe (ou aller) et l'erreur rétrograde (ou retour) à la sortie du  $n$ -ième étage, à l'instant  $i$  ;

$k_n(i)$  est le coefficient de réflexion du  $n$ -ième étage, à l'instant  $i$ . De plus, on a :

$$e_f(0,i) = e_b(0,i) = B_2(i) \quad (6)$$

Les coefficients  $k_n(i)$  peuvent être calculés selon différents critères. On cherchera ici à minimiser les erreurs de prédiction aller. La valeur optimale de  $k_n(i)$  minimisant l'erreur quadratique moyenne  $E[e_f^2(n,i)]$  est :

$$k_n(i) \text{ optimal} = \frac{E[e_f(n-1,i) \cdot e_b(n-1,i-1)]}{E[e_f^2(n-1,i)]} \quad (7)$$

Les numérateurs et les dénominateurs de  $k_n(i)$  seront, dans l'algorithme proposé, déterminés de façon récursive. On pose :

$$k_n(i) = \frac{A_{n-1}(i)}{B_{n-1}(i)} \quad (8)$$

où  $A_{n-1}(i)$  et  $B_{n-1}(i)$  seront calculés ainsi :

$$A_{n-1}(i) = (1-\beta) A_{n-1}(i-1) + e_f(n-1,i) \cdot e_b(n-1,i-1) \quad (9)$$

$$B_{n-1}(i) = (1-\beta) B_{n-1}(i-1) + e_f^2(n-1,i) \quad (10)$$

où  $\beta$  est un facteur d'oubli  $0 \leq \beta \leq 1$

On peut montrer que  $k_n(i)$  se met sous la forme récursive :

$$k_n(i) = \left(1 - \frac{e_f^2(n-1,i)}{B_{n-1}(i)}\right) k_n(i-1) + \frac{e_b(n-1,i-1) \cdot e_f(n-1,i)}{B_{n-1}(i)} \quad (11)$$

L'équation régissant le filtre transverse attaqué par les erreurs rétrogrades du treillis est :

$$x(n,i) = x(n-1,i) - w_n(i) \cdot e_b(n-1,i) \quad 1 \leq n \leq N \quad (12)$$

où  $w_n(i)$  est le  $n$ -ième coefficient du filtre transverse, à l'instant  $i$ . De plus, on a :

$$x(0,i) = S(i) + B_1(i) \quad (13)$$

et rappelons que  $e_b(0,i) = B_2(i)$ .

Le signal estimé  $\hat{S}(i)$  est donné par  $x(N,i)$ . On peut également écrire :

$$\hat{S}(i) = x(N,i) = S(i) + B_1(i) - \sum_{u=1}^N w_u \cdot e_b(u-1,i) \quad (14)$$

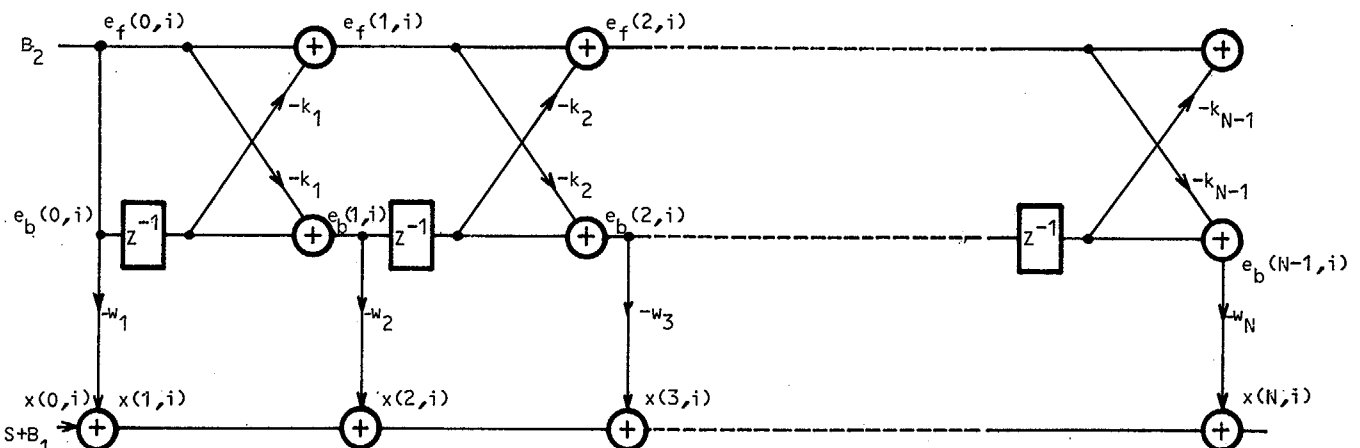


Figure 1



Notons que pour un filtre transverse de dimension  $N$ , le filtre en treillis est de dimension  $N-1$ .

Les coefficients du filtre transverse doivent être déterminés pour donner une sortie  $x(N,i)$  qui soit la meilleure estimation du signal  $S$ ; ceci sera obtenu en cherchant à minimiser  $E[x^2(N,i)]$ . Mais on peut également adapter les coefficients pour minimiser les erreurs quadratiques moyennes  $E[x^2(n,i)]$  prises en sortie de chaque cellule du filtre transverse.

La valeur optimale de  $w_n(i)$  minimisant l'erreur quadratique moyenne  $E[x^2(n,i)]$  est :

$$w_n(i) \text{ optimal} = \frac{E[x(n-1,i) \cdot e_b(n-1,i)]}{E[e_b^2(n-1,i)]} \quad (15)$$

Dans l'algorithme proposé, comme pour la partie treillis, les numérateurs et les dénominateurs seront déterminés de façon récursive. On pose :

$$w_n(i) = \frac{C_{n-1}(i)}{D_{n-1}(i)} \quad (16)$$

où  $C_{n-1}(i)$  et  $D_{n-1}(i)$  sont déterminés ainsi :

$$C_{n-1}(i) = (1-\beta) C_{n-1}(i-1) + x(n-1,i) \cdot e_b(n-1,i) \quad (17)$$

$$D_{n-1}(i) = (1-\beta) D_{n-1}(i-1) + e_b^2(n-1,i) \quad (18)$$

On montre que  $w_n(i)$  s'écrit sous la forme récursive :

$$w_n(i) = \left(1 - \frac{e_b^2(n-1,i)}{D_{n-1}(i)}\right) w_n(i-1) + \frac{x(n-1,i) \cdot e_b(n-1,i)}{D_{n-1}(i)} \quad (19)$$

#### 4 - METHODE DES MOINDRES CARRES EXACTS

La deuxième méthode présentée utilise la même structure -filtrage en treillis + filtrage transverse- que précédemment mais l'algorithme est maintenant basé sur une solution aux moindres carrés exacts. Soit  $y$  le processus envoyé sur le treillis. On suppose disposer des observations scalaires de  $y$  pour  $t_0 \leq i \leq t_1$ . Les coefficients de réflexion sont choisis pour minimiser l'erreur :

$$E^2 = \sum_i e_f^2(p,i) = \sum_i (y_i + \sum_{j=1}^P a_j \cdot y_{i-j})^2 \quad (20)$$

L'intervalle de sommation pour la variable  $i$  peut prendre différentes valeurs. On peut en effet considérer  $y_i$  nul ou ne faire aucune supposition sur la valeur de  $y_i$  pour  $i < t_0$  et pour  $i > t_1$ . Ceci donne quatre méthodes différentes [4]. Nous nous sommes placés dans le cas du préfenêtrage des données, la sommation en (20) se fait sur l'intervalle  $t_0 \leq i \leq t_1$ . Le processus  $y$  observé sera dans beaucoup d'applications lentement

non stationnaire, on introduit alors un facteur d'oubli  $\lambda$  pour donner plus de poids aux valeurs récentes. On peut choisir comme critère la minimisation de l'erreur

$$\sum_{i=t_0}^{t_1} \lambda^{t_1-i} e_f^2(p,i) \quad (21)$$

Le filtre en treillis donne une solution récursive au problème de prédiction par les moindres carrés exacts. L'algorithme correspondant [5] nécessite à chaque instant  $i$ , pour un ordre donné, la résolution de 9 équations. On peut également déduire un filtre en treillis "normalisé". Dans l'algorithme de prédiction, interviennent des grandeurs qui sont des intercorrélations. La normalisation est alors basée sur le fait qu'on normalise habituellement l'intercorrélacion de deux variables  $u$  et  $v$  par leur écart-type pour donner un coefficient de corrélation :

$$\rho = E(u^2)^{-1/2} \cdot E(u \cdot v) \cdot E(v^2)^{-1/2}$$

On obtient ainsi des erreurs de prédiction directes ( $\hat{e}_f(n,i)$ ) et rétrogrades ( $\hat{e}_b(n,i)$ ) normalisées. L'algorithme du treillis dans la version normalisée utilise seulement trois équations (à chaque instant  $i$  et pour un ordre donné) qui relient  $\hat{e}_f(n,i)$ ,  $\hat{e}_b(n,i)$  et le coefficient de réflexion  $k_n(i)$ .

Notre problème est en fait l'estimation d'un processus  $x$  à partir des échantillons d'un processus lié :

$$\hat{x}_{T/T} = - \sum_{j=0}^P h_{p,j} \cdot y_{T-j} \quad (22)$$

L'erreur d'estimation est définie par :

$$\epsilon^x(p,T) = x_T + \sum_{j=0}^P h_{p,j} \cdot y_{T-j} \quad (23)$$

En [5], un algorithme de prédiction d'un processus à partir des échantillons d'un processus lié est donné dans le cas de préfenêtrage des données, normalisation et utilisation d'un facteur d'oubli. Le schéma et les équations de cet algorithme ont été modifiés pour effectuer une opération d'estimation représentée figure 2.

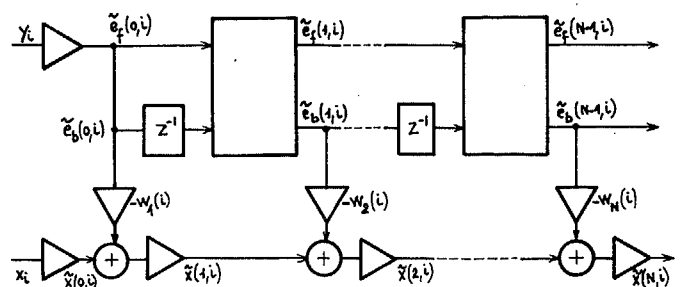


Figure 2



METHODES ADAPTATIVES D'ESTIMATION DE SIGNAUX BRUITES  
AVEC VOIE DE REFERENCE

Les équations relatives au schéma donné figure 2 font appel à des fonctions F et G définies ainsi :

$$F(a,b,c) = (1-c^2)^{-\frac{1}{2}} \cdot (a-bc) (1-b^2)^{-\frac{1}{2}} \quad (24)$$

$$G(a,b,c) = (1-c^2)^{\frac{1}{2}} \cdot a (1-b^2)^{\frac{1}{2}} + bc \quad (25)$$

A chaque instant  $i$ , on a :

$$\tilde{e}_f(0,i) = \tilde{e}_b(0,i) = S_{y,i}^{-\frac{1}{2}} \cdot y_i \quad \text{où } y_i = B_2(i) \quad (26)$$

$$\tilde{x}(0,i) = S_{x,i}^{-\frac{1}{2}} \cdot x_i \quad \text{où } x_i = S(i) + B_1(i) \quad (27)$$

$$\text{avec } S_{y,i} = \lambda S_{y,i-1} + y_i^2 \quad (28)$$

$$S_{x,i} = \lambda S_{x,i-1} + x_i^2 \quad (29)$$

puis pour  $n=0, \dots, \min(N-2, i-1)$

$$k_{n+1}(i) = G(k_{n+1}(i-1), \tilde{e}_b(n,i-1), \tilde{e}_f(n,i)) \quad (30)$$

$$\tilde{e}_f(n+1,i) = F(\tilde{e}_f(n,i), \tilde{e}_b(n,i-1), k_{n+1}(i)) \quad (31)$$

$$\tilde{e}_b(n+1,i) = F(\tilde{e}_b(n,i-1), \tilde{e}_f(n,i), k_{n+1}(i)) \quad (32)$$

et pour  $n=0, \dots, \min(N-1, i-1)$

$$w_{n+1}(i) = G(w_{n+1}(i-1), \tilde{e}_b(n,i), \tilde{x}(n,i)) \quad (33)$$

$$\tilde{x}(n+1,i) = F(\tilde{x}(n,i), \tilde{e}_b(n,i), w_{n+1}(i)) \quad (34)$$

## 5 - FILTRAGE ADAPTATIF DE WIDROW STABILISE

Le bruit de référence  $B_2$  est envoyé directement sur un filtre transverse dont la sortie, estimée du bruit perturbateur, est retranchée de la voie principale :

$$\hat{S}(i) = S(i) + B_1(i) - \sum_{j=0}^{N-1} B_2(i-j) \cdot h_j(i) \quad (35)$$

Les coefficients  $h_j$  du filtre sont calculés pour minimiser la puissance de bruit par une méthode de gradient [2] :

$$h_j(i+1) = h_j(i) + 2\mu \hat{S}(i) \cdot B_2(i-j) \quad (36)$$

On montre que si le coefficient correcteur  $\mu$  est suffisamment petit, le filtrage adaptatif tend vers le filtrage optimum de Wiener. Pour assurer la convergence du filtre,  $\mu$  doit être positif et inférieur à l'inverse de la plus grande valeur propre  $\lambda_{MAX}$  de la  $(N,N)$ -matrice de corrélation  $\Gamma$  :

$$\Gamma = E\{B_2(i) \cdot B_2^T(i)\}$$

où  $B_2^T(i) = (B_{2,i}, B_{2,i-1}, \dots, B_{2,i-N+1})$

Un accroissement de  $\mu$  (tout en respectant  $\mu \lambda_{MAX} < 1$ ) augmente la vitesse de convergence mais les fluctuations sur les coefficients deviennent plus importantes, ce qui accroît l'erreur en régime permanent. Un compromis sur le choix de  $\mu$  est donc à trouver suivant le type de situation en s'assurant que  $\mu \lambda_{MAX} < 1$ . Si on majore  $\lambda_{MAX}$  par  $B_2^T \cdot B_2$ , l'inégalité  $\mu \cdot B_2^T \cdot B_2 < 1$  entraîne  $\mu \lambda_{MAX} < 1$ . Si de plus, on remplace  $\mu$  par  $\mu' / B_2^T \cdot B_2$ , la condition sur la convergence du filtrage se traduit par  $\mu' < 1$ . Ceci permet d'assurer la stabilité du filtrage en mettant à jour les coefficients du filtre de la façon suivante (version dite stabilisée) :

$$h_j(i+1) = h_j(i) + 2 \mu' \hat{S}(i) \cdot B_2(i-j) / B_2^T(i) \cdot B_2(i) \quad (37)$$

## 6 - EVALUATION DES PERFORMANCES

Les performances des deux systèmes présentés aux paragraphes 3 et 4 dépendent de deux paramètres (dimension du filtrage, facteur d'oubli) et des caractéristiques des signaux d'entrée. Elles ont été évaluées numériquement sur calculateur pour permettre la comparaison des deux systèmes au filtrage adaptatif de Widrow stabilisé. Dans un premier temps, les performances ont été évaluées numériquement par simulation pour des situations données. A différents instants régulièrement répartis, on calcule l'erreur d'estimation sur le signal:  $\epsilon_S(i) = (\hat{S}(i) - S(i))^2$ . L'erreur quadratique moyenne d'estimation  $\mathcal{E}(i)$  est obtenue par moyennage de  $\epsilon_S(i)$  sur un nombre important de réalisations. Les bruits  $B_1$  et  $B_2$  sont gaussiens, de moyenne nulle et obtenus à partir du même bruit blanc  $B$ , de variance unité, généré par le calculateur :

$$B_1(i) = a_1 B_1(i-1) + a_2 B_2(i-2) + B(i)$$

et

$$B_2(i) = a_1' B_2(i-1) + a_2' B_2(i-2) + B(i)$$

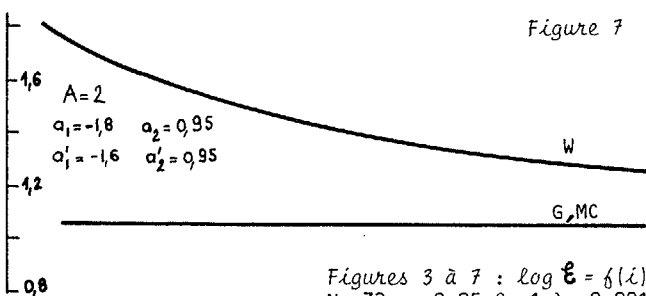
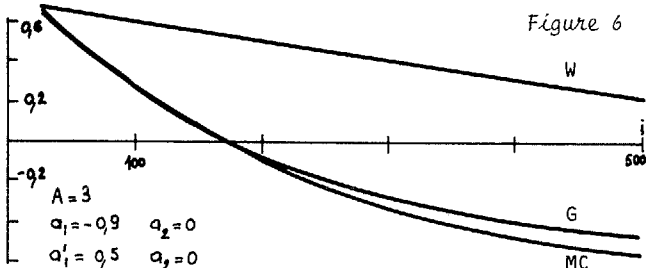
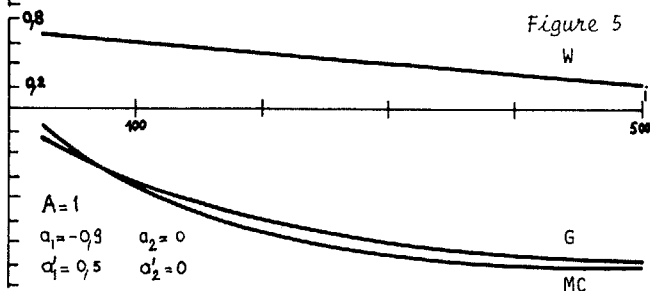
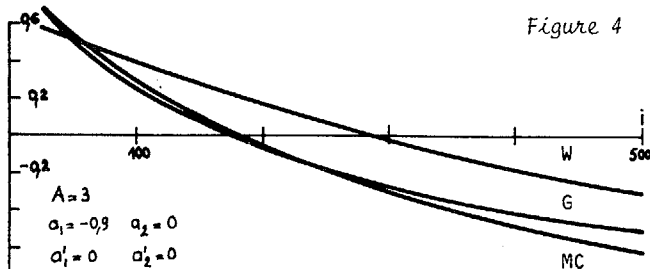
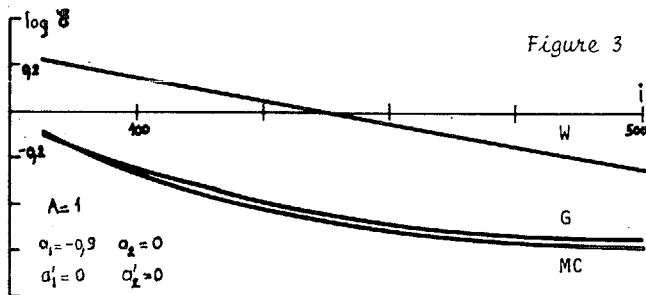
Le signal  $S(i)$  est obtenu par échantillonnage d'un signal sinusoïdal de fréquence donnée  $S(i) = A \cdot \sin(2\pi i/P)$ .  $P$  a été gardé constant :  $P=5,1$ . Les courbes tracées figure 3 à 7 donnent l'évolution de l'erreur  $\mathcal{E}(i)$  en fonction de l'indice du temps  $i$ . Les courbes relatives à chaque système sont ainsi désignées : filtrage treillis + filtrage transverse par la méthode du gradient : G, filtrage treillis + filtrage transverse par les moindres carrés : MC, filtrage adaptatif de Widrow dans la version stabilisée : W.

Dans un deuxième temps, les performances ont été évaluées dans les conditions d'entrée suivantes : le signal est une phrase phonétiquement équilibrée enregistrée en ambiance dépourvue de bruit, le bruit perturbateur est un bruit de roulement de voiture simulé. Le bruit de référence a été obtenu par blanchiment du bruit

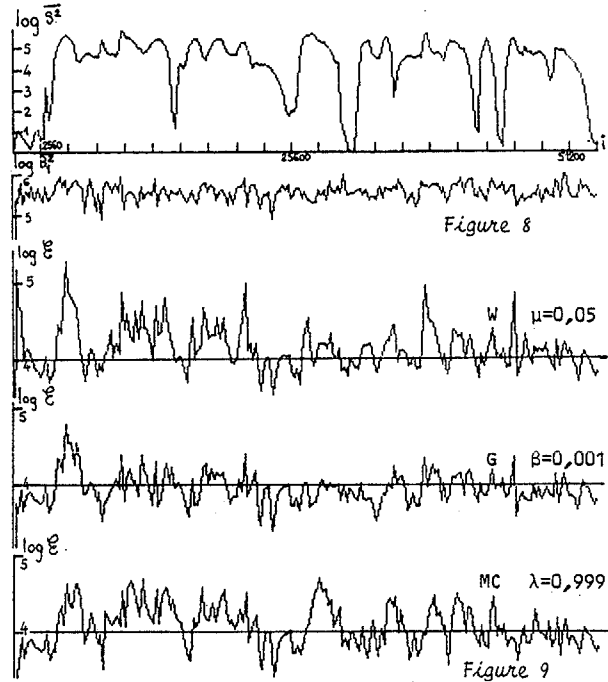


METHODES ADAPTATIVES D'ESTIMATION DE SIGNAUX BRUTES AVEC VOIES  
DE REFERENCE

perturbateur. Ces signaux ont été fournis par le CNET de LANNION. Le nombre d'échantillons étant important, nous avons, pour la représentation graphique, évalué l'erreur d'estimation  $\bar{\epsilon}(i)$  en prenant la moyenne temporelle de  $\epsilon_S$  sur 256 points consécutifs (figure 9). Pour rendre compte de l'incidence du signal de parole et comparer l'erreur d'estimation aux niveaux des bruits, nous avons également donné la moyenne temporelle de  $S^2(i)$ ,  $B_1^2(i)$  prise sur 256 points consécutifs (figure 8).



Figures 3 à 7 :  $\log \bar{\epsilon} = f(i)$   
 $N=32$   $\mu=0,05$   $\beta=1-\lambda=0,001$



Les résultats obtenus font apparaître des performances supérieures pour les structures présentées -filtre en treillis + filtre transverse- vis à vis du filtrage adaptatif de Widrow étudié ici dans une version stabilisée. D'autre part, pour la structure -filtre en treillis + filtre transverse-, la méthode des moindres carrés et la méthode du gradient donnent des performances comparables. Il faut cependant signaler que la méthode des moindres carrés exige des temps de calcul sur ordinateur plus importants. Les résultats et conclusions sont bien sûr conditionnels aux situations choisies (signaux d'entrée, paramètres). D'autres essais expérimentaux confirment cependant les résultats déduits de cette étude et amènent les mêmes conclusions.

BIBLIOGRAPHIE

[1] H. MERMOZ : "Modularité" du traitement adaptatif d'antenne. Annales des Télécommunications, 29, n°1-2, 1974.

[2] B. WIDROW et al. : Adaptive noise cancelling : principles and applications. Proceedings of the IEEE, Vol. 63, n° 12, Dec. 1975.

[3] M. HONIG et D. MESSERSCHMITT : Convergence properties of an adaptive digital lattice filter. IEEE Transactions on ASSP, Vol. 29, n°3, June 81.

[4] M. MORF et al. : Efficient solution of covariance equation for linear prediction. IEEE Transactions on ASSP, Vol. 25, n°5, Oct. 1977.

[5] B. FRIEDLANDER : Lattice filters for adaptive processing. Proceedings of the IEEE, Vol. 70, n°8, Aug. 1982.

Remerciements : L'auteur remercie le CNET de Lannion A pour les moyens mis à sa disposition.