

TRAITEMENT D'ANTENNE POUR LA REDUCTION DE BRUIT SUR LA PAROLE

FAUCON GÉRARD LE BOUQUIN RÉGINE

LABORATOIRE TRAITEMENT DU SIGNAL / IRISA, UNIVERSITE DE RENNES I
CAMPUS DE BEAULIEU 35042 RENNES CEDEX

RESUME

On s'intéresse ici au problème de la réduction de bruit sur la parole pour son application aux systèmes radio-mobiles. On dispose de M voies d'observation ; sur chacune d'elles on a un signal s_i de parole perturbé par un bruit additif b_i . Les signaux sont différents mais fortement corrélés entre eux, par contre la corrélation entre bruits est plus ou moins grande suivant la distance entre les microphones. Les trois méthodes présentées sont des extensions de méthodes connues.

Dans chacune d'elles, un prétraitement permettant d'obtenir des signaux pratiquement identiques est d'abord effectué. Ceci est possible par un apprentissage préalable de la fonction de transfert entre signaux. Les sorties du prétraitement s'écrivent alors $\mathcal{F}_i(s_i + b_i) \approx s + b'_i$. Dans la première méthode, les M sorties du prétraitement alimentent un filtrage adaptatif pour minimiser le bruit en sortie avec la contrainte que le signal se retrouve non déformé en sortie (algorithme de FROST). Dans la deuxième méthode présentée, dite somme-différence, on crée une voie dite principale en sommant les M sorties du prétraitement et $(M-1)$ voies de référence bruit seul obtenues par différence deux à deux des M sorties précédentes. Ces deux méthodes sont comparées sur des signaux simulés ; on calcule notamment l'erreur obtenue lorsque les filtres qu'elles utilisent sont optimaux. On s'intéresse également au régime transitoire en s'imposant une erreur finale identique. Dans la troisième méthode, on s'autorise une distorsion sur le signal pour permettre une plus grande réduction de bruit (le filtre est alors déterminé en ajoutant aux bruits reçus un signal auxiliaire, ce qui permet d'évaluer la distorsion).

Les trois méthodes sont appliquées à des signaux réels enregistrés dans une voiture. Dans une première étape, le signal est imposé rigoureusement le même sur chaque capteur. Dans une seconde étape, chaque microphone reçoit une observation $s_i + b_i$. Les signaux issus du prétraitement ne sont pas rigoureusement identiques, ce qui permet d'évaluer les performances de chaque méthode.

SUMMARY

In this paper, we formulate a signal estimation problem from M observations signal+noise ($s_i + b_i$) and we apply it to noisy speech signals recorded in a car. Speech signals are well correlated ; as for correlation between noises, it depends on the distance between microphones.

The three methods we present are extensions of well-known methods : in each one, we create a preprocessing in order to estimate the speech signal s_1 from signals $s_i (i=2..M)$. In the first method, the M outputs of the preprocessing feed an adaptive filter which is capable of responding to a signal coming from a desired direction without distortion while discriminating against noises coming from other directions (Frost's algorithm). In the second method, $(M-1)$ reference inputs are obtained by subtracting the M outputs (of the preprocessing) between them, and the primary input is obtained by adding these M outputs. Then we compare these two methods : we compute the mean-square error in the optimal case, and give results related to the transient state when we force the final error to be identical in the 2 methods. In the third method, we allow a distortion on the speech signal to increase the noise reduction (the filter is obtained by adding an auxiliary signal to the noises).

We compare these three methods on real signals ; in a first step, we suppose that the signal is the same on each microphone ; in a second step, each sensor receives an observation $s_i + b_i$ and we evaluate the performances for each method.

1. PRESENTATION DU PROBLEME

Le problème considéré est l'estimation d'un signal à partir de M observations de type signal+bruit. Les signaux sont différents d'une voie à l'autre mais fortement corrélés entre eux. Le signal à estimer est un des M signaux, choisi au hasard ou préférentiellement suivant la position des capteurs. Le signal à estimer pourrait également être une combinaison des signaux arrivant sur les différents capteurs.

L'application visée est le débruitage de la parole pour les systèmes radio-mobiles. Le nombre de microphones est forcément restreint (pratiquement, M peut varier de 2 à 8). Les signaux sont plus ou moins différents suivant l'emplacement des microphones. Quant aux bruits, la corrélation entre eux dépend fortement de la distance entre les microphones. Les signaux de parole et les bruits sont non stationnaires et aucune caractéristique n'est connue a priori. Il faut donc profiter de l'intermittence du signal de parole ou de l'absence de bruit (voiture à l'arrêt) pour "apprendre" certaines informations [1]. Pour les structures que l'on présente ici, on suppose que l'on peut apprendre une fonction de transfert entre les signaux de parole. Si l'on suppose que celle-ci est la

même lorsque les bruits sont présents (i-e, voiture en roulement) et supposée constante, il est alors possible d'obtenir des signaux de parole pratiquement identiques sur chaque capteur. Ceci est assuré par un prétraitement dont les sorties peuvent s'écrire en présence de bruit et dans le cas d'identification parfaite, $s + b'_i = \mathcal{F}_i(s_i + b_i)$.

2. PRETRAITEMENT

Les signaux reçus par chaque capteur s'écrivent $s_i + b_i, i = 1, \dots, M$. Les structures utilisées par la suite sont basées sur le fait que les signaux sont identiques. Il est donc nécessaire de créer à partir des différents s_i, M signaux pratiquement identiques. Les M signaux s_i seront donc filtrés, chacun par un filtre \mathcal{F}_i . On peut s'imposer de retrouver en sortie de chaque filtre, un signal égal ou très voisin de s_1 , par exemple. Les fonctions de transfert liant les signaux $s_i, i = 2, \dots, M$ au signal s_1 seront apprises en absence de bruit, c'est-à-dire voiture à l'arrêt pour l'application qui nous concerne, par des filtrages adaptatifs \mathcal{F}_i . Ceux-ci ont été réalisés par des structures en treillis et moindres carrés exacts. Lorsque le bruit se superpose au signal, les filtres adaptatifs sont bloqués, on retrouve alors en sortie de chaque filtre : $\mathcal{F}_i(s_i + b_i) = s'_i + b'_i \approx s_1 + b'_i$.



Pour la suite on supposera qu'en sortie du pré-traitement, on dispose de M observations $s'_i(k) + b'_i(k) = \mathcal{F}_i(s_i(k) + b_i(k))$, avec $\mathcal{F}_1 = 1$ lorsqu'on désire estimer $s_1(k)$ (ce qui entraîne $s_1 = s'_1$ et $b_1 = b'_1$). On pose $s(k) = s_1(k)$, $s(k)$ représentant le signal désiré en sortie. Dans le cas idéal où les fonctions de transfert entre signaux sont parfaitement apprises et réalisées par les filtres \mathcal{F}_i , on a $s(k) = s'_i(k)$, $\forall i$.

3. ALGORITHME DE FROST

Dans l'algorithme de FROST [2], chaque observation filtrée $s'_i(k) + b'_i(k)$ alimente un filtre transversal et les sorties des M filtres sont sommées pour fournir l'estimée du signal (figure 1). On cherche alors à minimiser la puissance de la sortie $y(k)$ avec la contrainte que le signal se retrouve non déformé en sortie ou transmis avec une fonction de transfert imposée.

La sortie y , représentant le signal estimé, s'écrit à chaque instant

$$y(k) = \bar{W}^T X(k)$$

où \bar{W} représente le vecteur des coefficients

$$\bar{W}^T = [w_1, w_2, \dots, w_N]$$

et $X(k)$ le vecteur des données

$$X^T(k) = [s(k) + b_1(k), \dots, s'_M(k - (N-1)) + b'_M(k - (N-1))]$$

On désigne par \mathcal{F} le vecteur des coefficients du filtrage vis à vis du signal supposé identique sur chaque voie :

$$\mathcal{F}^T = [f_1, f_2, \dots, f_N]$$

ce qui définit en fait N contraintes.

De plus, on définit une matrice de contrainte

$$C = [C_1 \ C_2 \ \dots \ C_N]$$

où C_j est un vecteur ayant MN composantes dont le j^{ème} groupe de M éléments consécutifs est égal à 1, tous les autres termes de C_j étant nuls. La contrainte vis à vis du signal s'écrit alors :

$$C^T \bar{W} = \mathcal{F} \tag{1}$$

Le critère utilisé dans l'algorithme de FROST est la minimisation de $E(y^2) = \bar{W}^T R_{xx} \bar{W}$, où $R_{xx} = E[X(k)X^T(k)]$ en respectant la contrainte (1). Le filtrage optimum avec contrainte est donné par son vecteur de coefficients :

$$W_o = R_{xx}^{-1} C [C^T R_{xx}^{-1} C]^{-1} \mathcal{F} \tag{2}$$

La puissance de l'erreur en sortie est

$$E[(s - \hat{s})^2] = E[s^2] + \bar{W}^T R_{xx} \bar{W} - 2 \bar{W}^T P \tag{3}$$

où P est le vecteur d'intercorrélation $P = E[s(k) X(k)]$.

Pour un environnement non stationnaire, le filtre doit être recalculé à chaque instant k, on utilise pour cela un algorithme de gradient

$$W(k+1) = W(k) - \mu \nabla_w \left[\frac{1}{2} \bar{W}^T R_{xx} \bar{W} + \lambda^T (C^T \bar{W} - \mathcal{F}) \right]$$

ce qui donne comme équation de mise à jour des coefficients :

$$W(k+1) = Q[W(k) - \mu y(k) X(k)] + F \tag{4}$$

où $F = C(C^T C)^{-1} \mathcal{F}$ et $Q = I - C(C^T C)^{-1} C^T$ avec pour l'initialisation : $W(o) = F$.

Si l'on s'impose de retrouver le signal en sortie sans filtrage ni retard, ceci se traduit par une fonction de transfert vis à vis du signal égale à l'unité : $f_1 = 1$ et $f_i = 0$ pour $i \neq 1$. Dans le cas de deux observations, on aura alors $w_1 + w_2 = 1$, $w_{2i+1} + w_{2(i+1)} = 0$ pour i entier > 0 .

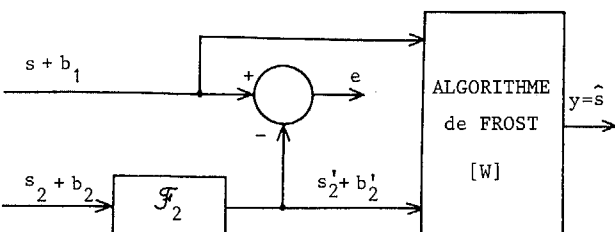


Figure 1 : PRETRAITEMENT + FROST (M = 2)

4. STRUCTURE SOMME-DIFFERENCE

La deuxième structure dénommée ici somme-différence créée, à partir des M observations issues du pré-traitement, (M-1) voies de référence obtenues par différence deux à deux des observations et une voie principale obtenue en sommant les M observations divisées par M (figure 2).

Les (M-1) voies de référence, composées uniquement de bruit dans le cas où les signaux sont identiques sur chaque observation prétraitée, sont filtrées pour obtenir une estimation du bruit présent sur la voie principale. Justifions cette démarche. Dans le cas idéal, on peut écrire

$$\text{- voie principale : } p(k) = s(k) + \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M b'_i(k)$$

$$\text{- voies de référence : } r_i(k) = b'_i(k) - b'_{i+1}(k), \quad i = 1, \dots, M-1.$$

La sortie de la structure s'écrit dans le cas de (M-1) filtres transversaux à N coefficients

$$\hat{s}(k) = p(k) - \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{\ell=0}^{N-1} a_{m,\ell} r_i(k-\ell)$$

Les coefficients $a_{m,\ell}$ sont calculés pour minimiser $E[\hat{s}(k)^2]$, ce qui revient à minimiser la puissance de bruit en sortie.

Examinons maintenant le cas où les signaux sur chaque voie ne sont pas rigoureusement identiques dans le cas de deux observations. On écrira $s'_2(k) = s_1(k) + \epsilon s_1(k)$ où ϵ est une fonction exprimant une distorsion. Sur la voie principale, on a :

$$p(k) = s(k) + \frac{\epsilon s(k)}{2} + \frac{b_1(k) + b_2(k)}{2}$$

et sur la voie de référence, on a :

$$r(k) = -\epsilon s(k) + b_1(k) - b_2(k)$$

L'estimée du signal est $\hat{s}(k) = p(k) - \sum_{\ell=0}^{N-1} a_\ell r(k-\ell)$

Soient A le vecteur des coefficients : $A^T = [a_0, \dots, a_{N-1}]$ et R(k) le vecteur des données de la voie de référence $R^T(k) = [r(k), \dots, r(k-N+1)]$

Le filtrage optimal est donné par :

$$A_o = \Gamma_R^{-1} P \tag{5}$$

où $\Gamma_R(k) = E[R(k) R^T(k)]$ et $P(k) = E[p(k) R(k)]$

L'erreur obtenue en sortie est, avec $A = A_o$ et en posant $x(k) = p(k) - s(k)$

$$E[(s - \hat{s})^2] = E[x^2(k)] + A_o^T P - 2 A_o^T E[x(k) R(k)] \tag{6}$$

Pour l'implantation de cette structure somme-différence avec des signaux non stationnaires, on utilise l'équation d'adaptation suivante

$$A(k+1) = A(k) + 2 \mu \hat{s}(k) R(k) \tag{7}$$

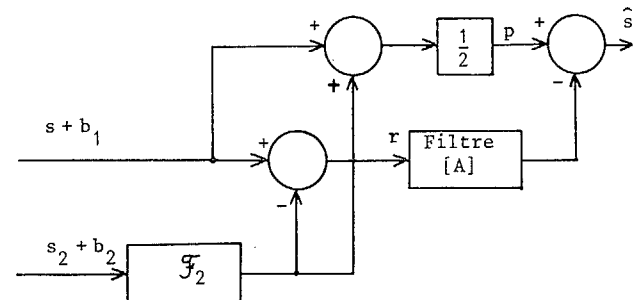


Figure 2 : PRETRAITEMENT + St. SOMME-DIFFERENCE (M=2)

5. EQUIVALENCE DES DEUX STRUCTURES LORSQU'ELLES SONT OPTIMALES.

L'équivalence est ici montrée lorsqu'on a seulement deux observations et en supposant que les signaux sont identiques.

Dans l'algorithme de FROST, on cherche le minimum de $E[(s(k) - \hat{s}(k))^2]$ avec la contrainte $C^T \bar{W} = \mathcal{F}$. Soit :



$$U(k) = \text{Min } E \left[s(k) - \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{j=1}^2 w_{2n+j} (s(k-n) + b'_j(k-n)) \right]^2$$

Avec la contrainte $w_1 + w_2 = 1$ et $w_{2i+1} + w_{2(i+1)} = 0$, $\forall i$ entier > 0 , on obtient :

$$U(k) = \text{Min } E \left[-w_1 b_1(k) - (1-w_1) b'_2(k) - w_3 (b_1(k-1) - b'_2(k-1)) \dots - w_{2N-1} (b_1(k-N+1) - b'_2(k-N+1)) \right]^2$$

Dans le système somme-différence, on cherche également le minimum de $E[(s(k) - \hat{s}(k))^2]$ mais cette fois-ci, sans contrainte. Soit :

$$V(k) = \text{Min } E \left[-\frac{b_1(k) + b'_2(k)}{2} + \sum_{n=0}^{N-1} a_n [b_1(k-n) - b'_2(k-n)] \right]^2$$

qu'on peut développer ainsi :

$$V(k) = \text{Min } E \left[\left(a_0 - \frac{1}{2} \right) b_1(k) - \left(a_0 + \frac{1}{2} \right) b'_2(k) + a_1 (b_1(k-1) - b'_2(k-1)) + \dots + a_{N-1} (b_1(k-N+1) - b'_2(k-N+1)) \right]^2$$

En identifiant $U(k)$ avec $V(k)$, on a $w_1 = \frac{1}{2} - a_0$ et $1 - w_1 = \frac{1}{2} + a_0$, ces deux relations sont en fait équivalentes ; et $w_{2n+1} = -a_n$ pour $n \geq 1$. Il y a donc, lorsque les minima de l'erreur sont atteints, correspondance entre les coefficients des deux structures. On peut également montrer que lorsque les signaux $s_1(k)$ et $s_2(k)$ sont différents, les minima recherchés sont identiques.

6. RESULTATS EXPERIMENTAUX

Sur des signaux simulés, nous comparons les performances des deux structures présentées précédemment. Nous calculons d'abord les erreurs obtenues avec le filtre optimal pour chacune des structures et montrons qu'elles sont bien identiques, puis on s'intéresse au comportement des deux structures en régime transitoire.

Les modèles des signaux et des bruits choisis sont les suivants

$$s(k) = 0.9 s(k-1) + \sqrt{0.19} \alpha e(k)$$

$$s'_2(k) = (1 + \varepsilon) s(k), \varepsilon \text{ scalaire}$$

$$b_1(k) = 0.8 b_1(k-1) + 0.6 e'(k)$$

$$b'_2(k) = 0.6 b_1(k) + 0.3 b_1(k-1)$$

où $e(k)$ et $e'(k)$ sont des grandeurs aléatoires gaussiennes, centrées, de variance unité. La puissance du bruit perturbateur b_1 est unité, et celle du signal s est α^2 . Les différents paramètres des modèles, dont nous avons donné directement les valeurs numériques, ont été choisis pour obtenir des filtres causaux et pouvant être approchés par des filtres de faible dimension.

Pour les deux structures, nous calculons les grandeurs suivantes :

- la puissance d'erreur en sortie $E((s - \hat{s})^2)$ donnée par les expressions (3) et (6).

- la puissance de bruit en sortie $E(b_{\text{out}}^2)$ dû aux bruits d'entrée. Les expressions de $E(b_{\text{out}}^2)$ sont,

- pour la structure de FROST

$$E[b_{\text{out}}^2] = W_o^T R_{BB} W_o \quad (8)$$

- pour la structure somme-différence

$$E[b_{\text{out}}^2] = E[b_p^2] + A_o^T R_{B_r B_r} A_o - 2 A_o^T P_b \quad (9)$$

où b_p est le bruit de la voie principale

P_b le vecteur d'intercorrélation $P_b = E[b_p(k) b_r(k)]$

B_r est le vecteur du bruit de référence

$$B_r^T(k) = [b_r(k), b_r(k-1), \dots, b_r(k-N+1)]$$

avec $b_r(k) = b_1(k) - b'_2(k)$

Les résultats obtenus par les formules (3) et (6) sont identiques ainsi que les résultats des formules (8) et (9), ce qui montre bien que les deux structures sont identiques lorsqu'elles sont optimales. Le tableau 1 donne, pour différentes valeurs de ε et de rapport signal à bruit S/B (S/B étant défini à partir de $s(k)$ et de $b_1(k)$), les grandeurs $P_e = E((s - \hat{s})^2)$ et $P_{b_{\text{out}}} = E(b_{\text{out}}^2)$.

ε	S/B	- 6 dB	0 dB	+ 6 dB
0.	P_e	0,0987	0,0987	0,0987
	$P_{b_{\text{out}}}$	0,0987	0,0987	0,0987
0.01	P_e	0,100	0,108	0,187
	$P_{b_{\text{out}}}$	0,099	0,104	0,178
0.02	P_e	0,104	0,134	0,432
	$P_{b_{\text{out}}}$	0,100	0,121	0,421
0.04	P_e	0,121	0,232	1,183
	$P_{b_{\text{out}}}$	0,106	0,201	1,178

Tableau 1 (N = 4)

Dans une deuxième partie, on s'intéresse au comportement adaptatif des deux structures. Nous avons repris les mêmes signaux que précédemment. Les pas d'adaptation μ des équations (4) et (7) sont choisis pour obtenir, pour les deux structures, la même erreur en régime permanent. Cette erreur est estimée en une seule expérience sur un très grand nombre d'échantillons situés au-delà du régime transitoire. On la fixe à environ 10 % au dessus de l'erreur minimale. La valeur de μ étant fixée, on fait un grand nombre de simulations, et l'erreur quadratique moyenne à l'instant k est alors obtenue par moyennage de l'erreur $(s(k) - \hat{s}(k))^2$ sur l'ensemble des simulations. On obtient alors les courbes des figures 3 et 4 correspondant à différents rapports signal à bruit et différents ε .

Nous présentons maintenant quelques résultats obtenus sur des signaux de parole bruitée. Les équations d'adaptation des filtres sont les équations (4) et (7) avec les valeurs de μ normalisées par $(X^T X)$ où X est le vecteur des observations filtrées, la valeur de μ étant choisie au 1/100 de la valeur maximale assurant la convergence. On considère d'abord le cas où les signaux sont strictement identiques, les observations étant $s + b_1$ et $s + b_2$. Le prétraitement disparaît alors. La figure 5 montre le gain sur le rapport signal à bruit calculé bloc par bloc. On considère ensuite le cas où les signaux sont différents, les deux observations reçues étant $s_1 + b_1$ et $s_2 + b_2$. Le prétraitement permet par filtrage de s_2 , d'obtenir une estimée \hat{s}_1 . En sortie du prétraitement, on a donc deux signaux qui s'écriront en présence de parole et de bruit :

$$s_1(k) + b_1(k) \text{ et } \mathcal{F}_2(s_2(k) + b_2(k)) = s'_2(k) + b'_2(k)$$

avec $s'_2(k) = \hat{s}_1(k)$. L'apprentissage de la fonction de transfert est fait ici sur les 35 premiers blocs, le traitement relatif à chacune des deux structures opère sur les blocs 36 à 83. La figure 6 donne le gain sur le rapport signal à bruit calculé bloc par bloc. Notons que l'erreur de sortie inclut le bruit résiduel en sortie ainsi que la distorsion sur le signal, ce qui donne évidemment un gain plus faible.

7. ALGORITHME DE KANEDA

Contrairement à l'algorithme de FROST qui impose une contrainte dure, à savoir l'obtention d'un signal sans distorsion, l'algorithme proposé par Kaneda autorise une distorsion sur le signal (distorsion qui doit rester acceptable à l'écoute), ceci pour permettre une plus grande réduction de bruit [4]. Dans la classe de réponses en fréquence dont la dégradation est inférieure à une valeur fixée, on recherche alors la réponse du filtre donnant le maximum de réduction de bruit. On utilise pour ceci un signal auxiliaire, en l'occurrence un bruit blanc de variance unité pondéré par un coefficient A auquel est ajouté le bruit reçu. On recherche alors le filtre donnant la plus grande réduction de bruit et on évalue simultanément la distorsion sur le signal. Lorsque le filtre adaptatif a convergé et que le taux de distorsion est situé dans une plage prédéfinie, on obtient alors le filtre offrant la plus grande réduction de bruit. Il sera uti-



lisé pour traiter la parole bruitée. Ce filtre pourra être réactualisé, en absence de parole, pour tenir compte des changements de stationnarité des bruits. Notons que le taux de distorsion dépend de la puissance du signal auxiliaire et qu'il est nécessaire de la faire évoluer pour obtenir une distorsion comprise dans la gamme fixée.

Nous décrivons ci-après la procédure que nous avons effectivement utilisée. L'apprentissage se fait donc en absence du signal de parole, pour les bruits reçus ajoutés au signal auxiliaire. Sur un bloc de 64 échantillons, et pour une valeur de A donnée, le filtre (de type LMS) est adapté pour minimiser la puissance du bruit résiduel en sortie. Ce filtre est recopié dans un autre filtre sur lequel est envoyé le signal seul pour évaluer la distorsion. Si celle-ci est dans la gamme fixée, on garde ce filtre pour traiter les signaux de parole bruitée, sinon, on modifie la valeur de A et on adapte à nouveau le filtre. Cette opération est recommencée jusqu'à ce qu'on obtienne la distorsion désirée. Nous avons fait fonctionner cet algorithme comme décrit précédemment. Nous avons alors vérifié que si l'on augmente la distorsion possible, la réduction sur le bruit est plus grande. Les résultats objectifs non présentés ici, incluant dans l'erreur le bruit résiduel et la distorsion sur le signal, donnent des gains tout à fait comparables à ceux obtenus par FROST.

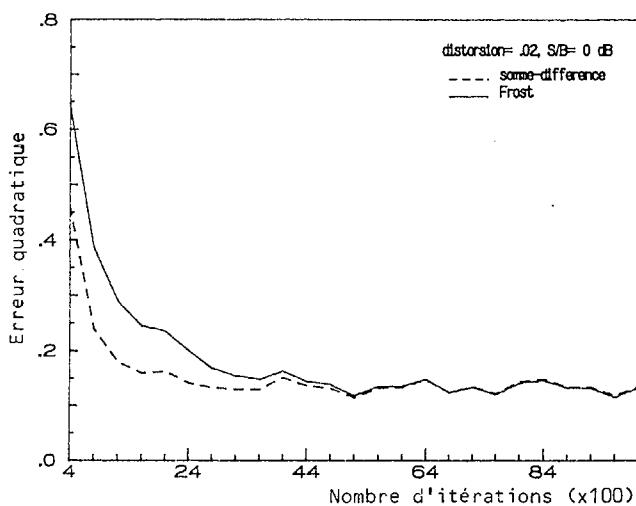


Figure 3 : $\mu_{\text{FROST}} = 2 \cdot 10^{-2}$; $\mu_{\Sigma\Delta} = 10^{-2}$; $N = 4$

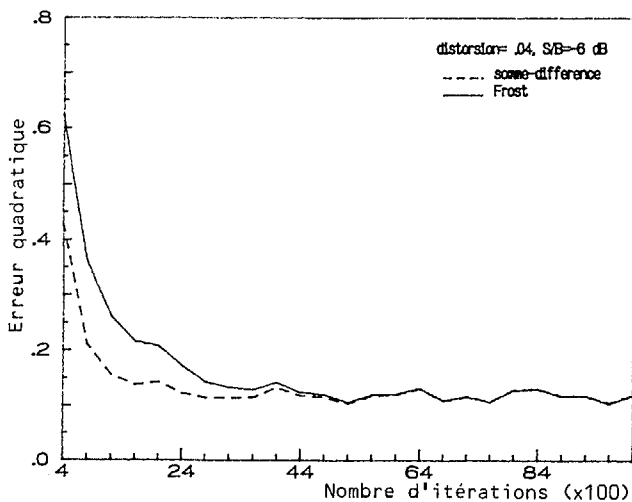


Figure 4 : $\mu_{\text{FROST}} = 2 \cdot 10^{-2}$; $\mu_{\Sigma\Delta} = 10^{-2}$; $N = 4$

Remerciements :

Cette étude a été financée par le CNET LANNION A.

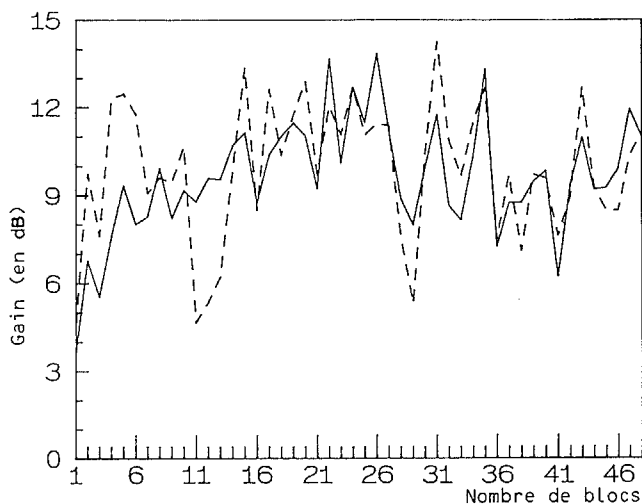


Figure 5 : — Frost
--- Somme-différence
 $N = 75$

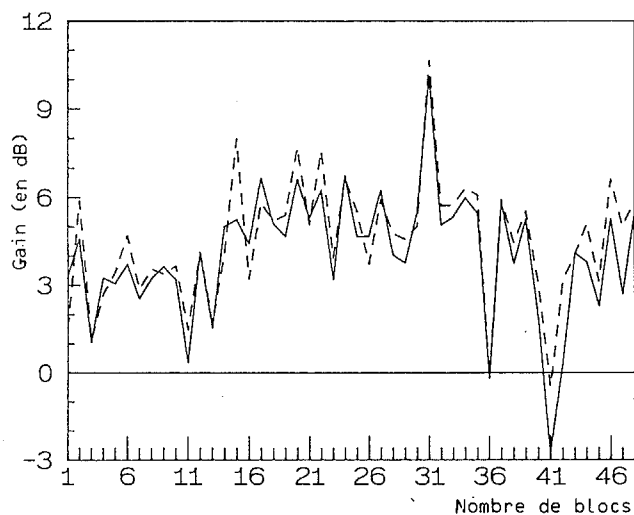


Figure 6 : — Prétraitement + Frost
--- Prétraitement + somme-différence
 $N = 75$

8. CONCLUSION

Nous avons présenté trois méthodes de réduction de bruit applicables dans le cas où les observations sont de type signal s_i + bruit b_i . Les méthodes diffèrent des méthodes connues par l'adjonction d'un prétraitement. On montre que pour les structures FROST et somme-différence, l'erreur minimale obtenue avec les filtres optimaux est la même. La troisième méthode (prétraitement + Kaneda) a pour but de réduire davantage le bruit et ce en s'autorisant une distorsion acceptable sur le signal. Le fait d'avoir deux signaux non parfaitement identiques est alors pris en compte dans cet algorithme à contrainte douce. Ces trois méthodes incluant le prétraitement donnent des résultats assez comparables sur des signaux de parole réels bruités.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] G. FAUCON, S. TAZI MEZALEK, R. LE BOUQUIN : "Study and Comparison of Three Structures for Enhancement of Noisy Speech". Proc. ICASSP, Glasgow, May 1989.
- [2] O.L. FROST, III : "An Algorithm for Linearly Constrained Adaptive Array Processing". Proc. IEEE, Vol. 60, n° 8, August 1972.
- [3] L.J. GRIFFITHS and C.W. JIM : "An Alternative Approach to Linearly Constrained Adaptive Beamforming". IEEE Trans. on AP, Vol. 30, n°1, Jan. 1982.
- [4] Y. KANEDA and J. OHGA : "Adaptive Microphone-Array System for Noise Reduction". IEEE Trans. on ASSP, Vol. 34, n° 6, December 1986.