

Avant-propos

Francis CASTANIÉ (*)

L'ouvrage présenté par les auteurs vient tenter une synthèse nécessaire entre les très nombreuses méthodes de soustraction de bruit.

Ces méthodes sont originaires de domaines thématiques très variés : optimisation classique en Moyenne Quadratique dans le cadre stationnaire (filtre de Wiener standard), méthodes adaptatives, filtrage optimal (filtre de Kalman), etc. En ce sens, le travail effectué dans cet ouvrage est d'une grande utilité pour la communauté du Traitement du Signal.

Le lecteur de la revue y trouvera une vision synthétique et surtout comparative de ces méthodes, qui ne lui sont pas familières, en général, dans leur totalité.

Il est clair qu'une telle analyse, appliquée à un sujet aussi vaste et aussi ancien (sinon plus) que le Traitement du Signal lui-même, ne peut prétendre à une complète exhaustivité ; mais le « pannel » de méthodes choisi par les auteurs est très complet et très représentatif des tendances actuelles de notre discipline.

Dans la première partie, la problématique du filtre de Wiener classique est rappelée, de façon claire et simple. Cette simplicité se fait quelque peu au détriment de la totale prise en compte des hypothèses de validité ; en particulier les cas singuliers ne sont pas évoqués, de même que le cas d'une cohérence partielle.

La deuxième partie aborde l'aspect estimation de la méthode précédente ; certains lecteurs pourront être en désaccord sur l'emploi du terme « adaptatif » qui n'est peut-être pas utilisé dans son acception habituelle. On relèvera que la présentation adoptée pourrait entraîner une confusion regrettable entre la nécessité d'introduire un facteur d'oubli et le caractère éventuellement non stationnaire du signal ; de même un certain flou demeure dans la définition des transformées de Fourier directes des processus aléatoires : en toute rigueur elles n'existent pas, et leur définition sur une tranche mériterait d'être précisée.

Nonobstant ces remarques de détail, l'ensemble est clair et didactique.

Dans les troisième et quatrième parties, les estimateurs récursifs sont présentés, soit sous leur forme optimale, soit sous leur forme gradient. Le parti-pris des auteurs est de présenter en parallèle les formulations temporelles et fréquentielles : ceci est très intéressant, et permettra au lecteur d'avoir une vision d'ensemble de ces méthodes, qui ne voisinent pas en général dans la littérature. On doit cependant

relever des imprécisions dans les parties théoriques : par exemple, la notion de « canal de fréquence » reste assez vague, la distinction entre l'algorithme du gradient (réservé ici au gradient à pas décroissant) et l'algorithme de Widrow (réservé ici au gradient à pas fixe) n'est pas acceptée par tous. Il manque sûrement aussi quelques éléments de démonstration sur les algorithmes fréquentiels, qui auraient aidé le lecteur plus familier des formulations temporelles.

De la quatrième à la septième partie, les auteurs s'intéressent aux algorithmes rapides associés aux différentes méthodes : Fast-Kalman, FAEST, FTF, formulation en treillis. Leur souci de clarté et de concision est évident, et très méritoire, dans un domaine où le nombre des algorithmes et de leurs variantes est très grand, et où il est usuel de donner des noms différents à de subtiles variations des mêmes algorithmes. Le choix des algorithmes présentés est pertinent, et satisfera le lecteur à la recherche d'une synthèse efficace. Cela se fait bien sûr un peu au détriment de l'exhaustivité : on ne traite pas ici d'algorithmes en racine carrée, ni de méthodes de stabilisation récentes pourtant citées en bibliographie (e.g. Benallal *et al.*) qui auraient pu être utilement exposées. Les méthodes d'initialisation, si sensibles pour l'utilisateur débutant, ont une place certainement insuffisante. Quant aux algorithmes en treillis, qui sont en général perçus comme « rapides », i.e. à complexité calculatoire plus faible que les algorithmes transverses, ils auraient mérités d'être examinés tant sous cet aspect là que du point de vue de leur procédure d'initialisation, dont il n'est pas fait mention.

La huitième partie rassemble des observations sur l'ensemble des méthodes, qui sont plus la concaténation de remarques qui n'avaient pas leur place dans les chapitres qu'une véritable synthèse ; celle-ci est du reste très difficile à imaginer.

En conclusion, on doit relever tout d'abord que cet ouvrage est le résultat d'un très volumineux travail de synthèse, dans une bibliographie très dispersée ; cette tâche sera ainsi épargnée au lecteur, et cela constitue en soi un résultat important pour la Revue. L'analyse est conduite de façon très didactique, et en général très claire. Les aspects théoriques sont un peu sacrifiés dans l'ensemble du document, et l'on peut n'être pas tout à fait d'accord sur les choix des nécessaires omissions. Mais ces choix ont visiblement été dictés par le souci permanent de clarté, qui anime les auteurs tout au long de l'article. Il sera sûrement un guide très utile pour le lecteur, dans la jungle vraiment très foisonnante des méthodes de réduction de bruit.

(*) Directeur du Laboratoire d'Electronique de l'ENSEEIH, Toulouse.

Soustraction de bruit

Analyse et synthèse bibliographiques (*)

Noise cancelling

Bibliographic analysis and synthesis



Daniel BAUDOIS

Institut National Polytechnique de Grenoble, Centre d'Étude des Phénomènes aléatoires et géophysiques, BP 46, 38402 ST MARTIN D'HÈRES CEDEX.

Ingénieur électricien, diplômé de l'École Nationale Supérieure des Ingénieurs électriciens de Grenoble (1970) et Maître de Conférences à l'ENSIEG (Institut National Polytechnique de Grenoble) il anime au CEPHAG un groupe de recherche concernant la réduction du bruit à l'aide d'algorithmes adaptatifs.



Christine SERVIÈRE

Institut National Polytechnique de Grenoble, Centre d'Étude des Phénomènes aléatoires et géophysiques, BP 46, 38402 ST MARTIN D'HÈRES CEDEX.

Ingénieur ENSIEG (1986). Thèse de doctorat INPG (1989). Domaines de recherche : filtrage adaptatif, soustraction de bruit.



André SILVENT

Institut National Polytechnique de Grenoble, Centre d'Étude des Phénomènes aléatoires et géophysiques, BP 46, 38402 ST MARTIN D'HÈRES CEDEX.

Ingénieur de l'ENSERG ; Attaché au Service Technique des Armées (DCN).

RÉSUMÉ

Les auteurs ont effectué un large tour d'horizon des méthodes d'identification de filtres applicables à la soustraction de bruit. La première partie du travail est consacrée à la présentation théorique, la seconde comporte l'algorithmique correspondant aux grandes classes de méthodes d'identification et la troisième, enfin, présente une abondante bibliographie.

MOTS-CLÉS : Soustraction de bruit ; Identification de filtres ; Filtres adaptatifs ; Estimation adaptative ; Filtrage de Wiener ; Référence-bruit ; RIF ; Kalman ; Filtres en treillis ; Algorithme du Gradient.

SUMMARY

A wide analysis of filters identification methods has been achieved. It emphasizes the peculiar noise cancelling application. The first part of the paper is devoted to theoretical results ; the second part involves algorithms of main classes of identification methods ; the third part consists of an abundant bibliography.

KEY-WORDS : Noise cancelling ; Filters identification ; Adaptive filters ; Adaptive estimation ; Wiener filtering ; Noise-reference ; FIR ; Kalman ; Lattice filters ; LMS.

(*) Travail réalisé avec le concours de la Direction des Constructions Navales et la collaboration de Ph. Bragard, E. Moisan, B. Philibert.

PLAN

Préambule**Principales notations utilisées****Estimation Adaptative d'un Signal en Présence d'une Référence Bruit Seul**

Première Partie : Cadre théorique : Estimateur linéaire en moyenne quadratique. Formule optimale de Wiener

1. Introduction
2. Hypothèses
3. Estimation optimale
 - 3.1. Choix de la forme de l'estimateur
 - 3.2. Choix du critère d'estimation
 - 3.2.1. Approche déterministe
 - 3.2.2. Approche statistique
 - 3.3. Résolution (approche statistique)
4. Cas particulier important : utilisation d'un seul signal d'observation
5. Mise en œuvre
6. Interprétation : la soustraction de bruit vue comme un problème d'identification de filtre

Deuxième Partie : Estimation adaptative optimale non réursive

1. Généralités
2. Estimation adaptative temporelle non réursive : le Corrélofiltre
3. Estimation adaptative fréquentielle non réursive : le Spectrofiltre

Troisième Partie : Estimation adaptative optimale réursive.

Première approche : Formule de Kalman

1. Estimation réursive temporelle
2. Estimation réursive fréquentielle

Quatrième Partie : Estimations sous-optimales

1. Approximations dans le domaine temporel
 - 1.1. Algorithme du gradient stochastique (ou à pas décroissant)
 - 1.2. Algorithme de Widrow (ou à pas constant)
2. Approximations dans le domaine fréquentiel

Cinquième Partie : Estimation adaptative optimale réursive

Deuxième approche : Algorithmes de type Kalman rapide :

Algorithmes Fast-Kalman, FAEST et FTF

1. Partitionnements de la matrice $\hat{\underline{\underline{P}}}_{bb}^j$
2. Inversion d'une matrice carrée partitionnée
3. Lien avec le problème des prédictions linéaires directe et rétrograde d'ordre N
4. Exploitation des formules d'inversion
5. Description de l'algorithme « Fast-Kalman »
 - 5.1. Calcul de l'erreur de prédiction directe a priori à l'instant j (ordre N)
 - 5.2. Mise à jour des coefficients de prédiction directe
 - 5.3. Calcul de l'erreur de prédiction directe a posteriori à l'instant j (ordre N)
 - 5.4. Renouvellement de l'erreur de prédiction directe cumulée
 - 5.5. Calcul du gain $\underline{\underline{G}}_{N+1}(j)$
 - 5.6. Calcul de l'erreur de prédiction rétrograde a priori à l'instant j (ordre N)
 - 5.7. Calcul de $\underline{\underline{G}}_N(j)$
 - 5.8. Mise à jour des coefficients de prédiction rétrograde
 - 5.9. Description schématique de l'algorithme
6. Algorithme FAEST (Fast A Posteriori Error Sequential Technique)
7. Algorithme FTF (Fast Transversal Filter)

Sixième Partie : Exploitation des algorithmes de type Kalman rapide

1. Choix des conditions initiales
 - 1.1. Algorithmes Fast-Kalman et FAEST
 - 1.2. Algorithme FTF
2. Influence des instabilités numériques sur les algorithmes Fast-Kalman, FAEST et FTF
 - 2.1. Contrôle de la stabilité du Fast-Kalman et du FAEST
 - 2.1.1. Contrôle global de l'algorithme
 - 2.1.2. Influence sur le diviseur $E_d(j)$
 - 2.1.3. Influence sur le diviseur $(1 - m(j) e_r(j))$
 - 2.2. Contrôle de la stabilité du FTF
3. Chronologie et dénomination des algorithmes de type Kalman rapide

Septième Partie : Estimation optimale récursive

Troisième approche : Utilisation de la structure en treillis

1. Introduction de la structure en treillis
 - 1.1. Prédicteurs d'ordre 1
 - 1.2. Cas des prédicteurs d'ordre 2 au sens EQM
 - 1.3. Mise en place de l'algorithme de Levinson dans le cas du prédicteur direct d'ordre 2
 - 1.4. Propagation des erreurs : cellule en treillis
 - 1.5. Généralisation : cas des prédicteurs d'ordre N
 - 1.6. Structure cascade des cellules en treillis
2. Treillis sous-optimaux
3. Utilisation du treillis pour la soustraction de bruit

Huitième Partie : Observations sur les méthodes de réduction de bruit

1. Méthodes temporelles optimales
 - 1.1. Corrélofiltre
 - 1.1.1. Mise en œuvre
 - 1.1.2. Observations
 - 1.2. Formule de Kalman
 - 1.2.1. Mise en œuvre
 - 1.2.2. Observations
 - 1.3. Algorithmes de type Kalman rapide
 - 1.3.1. Mise en œuvre
 - 1.3.2. Observations
 - 1.4. Algorithmes en treillis
 - 1.4.1. Mise en œuvre
 - 1.4.2. Observations
2. Méthodes fréquentielles optimales
 - 2.1. Mise en œuvre
 - 2.2. Observations
3. Méthodes sous-optimales
 - 3.1. Treillis-Gradient
 - 3.2. Algorithmes du Gradient
 - 3.2.1. Algorithme du Gradient dans le domaine temporel
 - 3.2.2. Algorithme du Gradient dans le domaine fréquentiel
4. Conclusion

Annexes

- | | |
|-----------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Annexe A | Formule de Kalman |
| Annexe B | Prédicteurs linéaires à un pas d'ordre N au sens de l'EQM minimale |
| Annexe C | Inversion de la matrice $\hat{\Gamma}_{bb}^y [N+1]$ |
| Annexe D | Renouvellement des erreurs de prédiction cumulées
Définition des variables utilisées dans les algorithmes |
| Annexe 1 | Formule de Kalman en fréquence |
| Annexe 2 | LMS fréquence |
| Annexe 3 | Spectrofiltre |
| Annexe 4 | Algorithme LMS temps
Variables propres aux algorithmes de type Kalman rapide |
| Annexe 5 | Algorithme Fast Kalman avec valeur initiale nulle |
| Annexe 6 | Algorithme Fast Kalman avec valeur initiale non nulle |
| Annexe 7 | Algorithme FAEST |
| Annexe 8 | Algorithme FTF
Variables utilisées dans les algorithmes FTF avec les notations des références [8] et [131], relatives aux annexes 9 à 14 |
| Annexe 9 | Algorithme FTF |
| Annexe 10 | Procédure d'initialisation exacte du FTF |
| Annexe 11 | Algorithme FTF dit « 7N+N »
Algorithmes FTF normalisés : notations propres aux annexes 12 et 13 |
| Annexe 12 | Algorithme FTF normalisé |
| Annexe 13 | Algorithme FTF « quasinormalized » |
| Annexe 14 | Algorithme FTF « overnormalized » |
| Annexe 15 | Algorithme en treillis normalisé avec condition initiale nulle, appliqué à la soustraction de bruit.
Variables utilisées dans les algorithmes en treillis avec les notations de [51], relatives aux annexes 16 à 18 |
| Annexe 16 | Algorithme en treillis non normalisé avec condition initiale nulle (fenêtre a priori) appliqué à la soustraction de bruit |

- Annexe 17 Treillis gradient avec 1 coefficient de réflexion (GAL 1)
- Annexe 18 Treillis gradient avec 2 coefficients de réflexion (GAL 2)
- Annexe 19 Formule de Kalman en temps
- Annexe 20 Corrélofiltre

Synoptique

Bibliographie

- Articles de base
- Bibliographie complète
- Ouvrages de référence

Préambule

L'élimination de brouilleurs reconnus, présents sur une ou plusieurs voies d'une antenne préformée peut être abordée sous deux angles différents :

- la soustraction de bruit ;
- la formation de directivité.

Depuis une vingtaine d'années, de nombreux travaux ont été conduits, couvrant très largement les domaines de l'estimation des signaux et du traitement d'antenne adaptatif.

La présentation de ce travail comporte trois volets :

1. Le premier est un exposé général de l'estimation d'un signal additivement perturbé, mettant l'accent sur les particularités du traitement en présence de « références-bruit-seul ».

Les raisons du choix du critère d'écart quadratique moyen minimal étant données, les cheminements qui, à partir de la formule de Wiener conduisent, tant dans le domaine temporel que dans le domaine fréquentiel, aux différentes approches du problème sont présentés.

2. Il a paru utile de préciser sous forme synoptique, les différentes formes de traitement, en s'attachant

plus à la logique de leurs relations qu'à la chronologie de leur apparition.

Le diagramme synoptique comporte également :

- les renvois aux annexes où le lecteur trouvera les développements du ou des algorithmes de traitement associés à chacune des méthodes ;
- les coûts de calcul ;
- les renvois à la bibliographie (publications à caractère fondamental).

3. Le troisième volet est la bibliographie qui a été établie

— d'abord à partir :

- de la base de données INSPEC (accès CEDOCAR)
- des actes de colloques du GRETSI
- des actes des conférences IEEE (particulièrement ICASSP)

— puis, à partir des publications citées par les premières.

Ainsi, sans prétendre à un résultat exhaustif, il nous a semblé avoir « ratissé » finement le domaine concerné.

Principales notations utilisées

$\{V\}$	Espace bruit	$\mathcal{X}_j(v), b_j(v), \mathcal{V}_j(v)$	Transformées de Fourier
$V(k)$	Bruit perturbateur (bruit à éliminer)		des tranches temporelles de rang j de $X(k), b(k),$ $V(k)$
$\hat{V}(k)$	Estimation de $V(k)$		
$\underline{Y}_k = [Y_0(k), \dots, Y_N(k)]^T$	Observation vectorielle réalisée à l'instant k	$\mathcal{X}_j(v)^*, b_j(v)^*, \mathcal{V}_j(v)^*$	Complexes conjugués de $\mathcal{X}_j(v), b_j(v), \mathcal{V}_j(v)$
\mathcal{W}	Filtre estimant $V(k)$	\underline{K}_j	Matrice gain ($\underline{K}_j = [\hat{\Gamma}_{YY}^j]^{-1}$)
$\underline{W} = [W_0, \dots, W_N]^T$	Coefficients de la réponse impulsionnelle du filtre \mathcal{W}	$\underline{G}(j)$	Gain de Kalman [écrit par la suite $\underline{G}_N(j)$]
\mathcal{F}	Filtre générateur de $V(k)$ à partir de $b(k)$	$\underline{b}_{j[N]}$	Observation $b(j),$ $b(j-1), \dots,$ $b(j-N+1)$
$F(v)$	Gain complexe du filtre \mathcal{F}	$\underline{L}_N^d(j)$	$\sum_{q=0}^j b(q) \underline{b}_{q-1[N]}$
$H(v)$	Gain complexe du filtre \mathcal{W}	$\underline{L}_N^r(j)$	$\sum_{q=0}^j b(q-N) \underline{b}_{q[N]}$
$H^j(v)$	Estimation à l'instant j de $H(v)$	$\underline{\Delta}_{[N]}^j$	Coefficients du prédic- teur direct d'ordre N de $b(j+1)$
R_D	Erreur quadratique déterministe cumulée sur l'estimation de $V(k)$	$\underline{B}_{[N]}^j$	Coefficients du prédic- teur rétrograde d'ordre N de $b(j-N+1)$
R_S	Erreur quadratique sta- tistique sur l'estimation de $V(k)$	$Ed(j+1)$	Erreur cumulée de pré- diction directe sur $b(j+1)$
$S(k)$	Signal utile	$Er(j+1)$	Erreur cumulée de pré- diction rétrograde sur $b(j-N)$
$\hat{S}(k)$	Signal estimé	$ed_N(j+1)$	Erreur de prédiction directe d'ordre N a priori sur $b(j+1)$
$X(k)$	Observation bruitée [$X(k) = S(k) + V(k)$]	$\epsilon d_N(j+1)$	Erreur de prédiction directe d'ordre N a pos- teriori sur $b(j+1)$
$\underline{\Gamma}_{YY} = E \{ \underline{Y}_k \underline{Y}_k^T \}$	Matrice d'autocorréla- tion de l'observation Y	$er_N(j+1)$	Erreur de prédiction rétrograde d'ordre N a priori sur $b(j-N+1)$
$\underline{\Gamma}_{VY} = E \{ V(k) \underline{Y}_k \}$	Vecteur d'intercorréla- tion entre V et Y	$\epsilon r_N(j+1)$	Erreur de prédiction rétrograde d'ordre N a posteriori sur $b(j-N+1)$
$\underline{\Gamma}_{XY} = E \{ X(k) \underline{Y}_k \}$	Vecteur d'intercorréla- tion entre X et Y		
$b(k)$	Référence bruit seul sca- laire dans le cas où $Y_p(k) = b(k-p)$		
\underline{W}^j	Estimation à l'instant j de \underline{W}		
$\hat{\Gamma}_{YY}^j, \hat{\Gamma}_{VY}^j, \hat{\Gamma}_{XY}^j$	Estimation à l'instant j de $\underline{\Gamma}_{YY}, \underline{\Gamma}_{VY}, \underline{\Gamma}_{XY}$		

Estimation adaptative d'un signal en présence d'une référence bruit seul

Première Partie

CADRE THÉORIQUE : ESTIMATEUR LINÉAIRE EN MOYENNE QUADRATIQUE FORMULE OPTIMALE DE WIENER

1. Introduction

Un des problèmes majeurs du traitement du signal est l'extraction de l'information contenue dans un signal bruité.

Dans le cas de la soustraction de bruit, il s'agit d'estimer le bruit perturbateur à l'aide d'une procédure adaptative, puis de retrancher cette estimation au signal bruité. On obtient alors à la sortie de ce soustracteur une estimation du signal.

2. Hypothèses

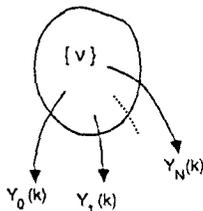


Fig. 1. — Observation effectuée à l'instant k .

Le bruit $V(k)$ est supposé réel, scalaire, discret $[k = -\infty, \dots, +\infty]$, stationnaire au second ordre et centré, i.e. :

$$\begin{aligned} E\{V(k)\} &= 0 \quad \forall k \\ E\{V(k)V(j)\} &= \Gamma_{VV}(k-j) \\ V(k) &\text{ est non observé} \end{aligned}$$

Afin d'estimer $V(k)$, c'est-à-dire d'estimer la valeur du bruit parasite $\{V(k)\}$ à l'instant k , on dispose de $N + 1$ observations $Y_0(k), \dots, Y_N(k)$ corrélées à $V(k)$. Cet ensemble constitue l'information disponible à l'instant k et sera appelé dans la suite observation vectorielle \underline{Y}_k .

Les $N + 1$ composantes de \underline{Y}_k sont réelles, aléatoires, stationnaires au second ordre, conjointement stationnaires au second ordre et centrées.

Les intercorrélations $E\{Y_p(k)Y_q(k)\}$ sont supposées connues. On se propose d'estimer le bruit perturbateur $V(k)$ à partir de la connaissance de \underline{Y}_k .

Cela signifie qu'à l'instant k , on dispose d'une information vectorielle (à $N + 1$ composantes) nous

permettant, au sens d'un critère à déterminer, d'estimer $V(k)$.

3. Estimation optimale

3.1. CHOIX DE LA FORME DE L'ESTIMATEUR

La dépendance entre $V(k)$ et les différentes observations $Y_0(k), \dots, Y_N(k)$ est caractérisée par la donnée des intercorrélations

$$E\{V(k)Y_p(j)\} \quad , (p = 0, \dots, N).$$

Cette information traduit le fait qu'il existe un filtrage, éventuellement non linéaire, entre V et chaque observation Y_p . On peut alors toujours définir un filtrage linéaire et homogène équivalent au second ordre, tel que les sorties des deux filtres aient même statistique au second ordre. On choisit alors un estimateur linéaire. L'estimation $V(k)$ est obtenue par combinaison linéaire des $N + 1$ composantes de \underline{Y}_k .

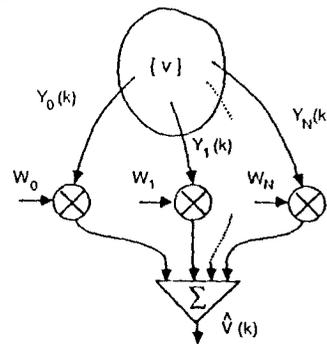


Fig. 2. — Estimation de $V(k)$.

$$(1) \quad \hat{V}(k) = \sum_{p=0}^N W_p Y_p(k)$$

ce qui peut s'écrire sous forme matricielle

$$(2) \quad \hat{V}(k) = \underline{W}^T \underline{Y}_k = \underline{Y}_k^T \underline{W}$$

expression dans laquelle :

$$\begin{aligned} \underline{W}^T &= [W_0 \ W_1 \ \dots \ W_N] \\ \underline{Y}_k^T &= [Y_0(k) \ Y_1(k) \ \dots \ Y_N(k)] \end{aligned}$$

Les coefficients W_p sont supposés indépendants du temps. On dit dans ce cas que l'estimateur est homogène.

3.2. CHOIX DU CRITÈRE D'ESTIMATION

3.2.1. Approche déterministe

$V(k)$ étant considéré comme un signal déterministe [réalisation particulière du signal aléatoire $V(k)$], on calcule les coefficients du filtre qui minimisent l'erreur quadratique cumulée :

$$(3) \quad R_D = \sum_{j=0}^k [V(j) - \hat{V}(j)]^2.$$

3.2.2. Approche statistique

On utilise une approche Bayésienne qui consiste à minimiser l'écart quadratique moyen, appelé aussi Risque Quadratique

$$(4) \quad R_S = E \{ [V(k) - \hat{V}(k)]^2 \}.$$

Le choix d'une fonction de coût quadratique est souvent justifié par des raisons techniques (calculs simples), mais également par des considérations théoriques : il s'agit en réalité du critère de minimisation de la distance entre $V(k)$ et $\hat{V}(k)$ dans l'espace vectoriel des variables aléatoires.

3.3. RÉOLUTION (APPROCHE STATISTIQUE)

Les coefficients W_0, \dots, W_N sont tels que :

$$R_S = E \{ [V(k) - \hat{V}(k)]^2 \} \text{ est minimal} \\ \left(\hat{V}(k) = \sum_{p=0}^N W_p Y_p(k) \right).$$

On peut :

— soit écrire que $\frac{\partial R_S}{\partial W_q} = 0 \quad \forall q \in [0, N]$

— soit utiliser le théorème de la projection orthogonale qui exprime que $\hat{V}(k)$ est la projection orthogonale de $V(k)$ sur l'espace engendré par $[Y_0(k), \dots, Y_N(k)]$.

On obtient alors $(N + 1)$ équations linéaires à $(N + 1)$ inconnues :

$$(5) \quad E \{ [V(k) - \hat{V}(k)] Y_q(k) \} = 0 \quad q = 0, \dots, N.$$

En utilisant (1), il vient :

$$(6) \quad E \{ V(k) Y_q(k) \} = \sum_{p=0}^N W_p E \{ Y_p(k) Y_q(k) \} \\ q = 0, \dots, N.$$

Cet ensemble d'équations peut être décrit à l'aide d'un système matriciel. En posant :

— $\Gamma_{VY_q}(0) = E \{ V(k) Y_q(k) \}$ [intercorrélacion entre $V(k)$ et $Y_q(k)$ pour le retard nul],

— $\Gamma_{Y_p Y_q}(0) = E \{ Y_p(k) Y_q(k) \}$ [intercorrélacion entre $Y_p(k)$ et $Y_q(k)$ pour le retard nul],

l'ensemble des $(N + 1)$ équations (6) peut s'écrire :

$$(7) \quad \begin{bmatrix} \Gamma_{Y_0 Y_0}(0) & \dots & \Gamma_{Y_0 Y_N}(0) \\ \Gamma_{Y_1 Y_0}(0) & \dots & \Gamma_{Y_1 Y_N}(0) \\ \dots & \dots & \dots \\ \Gamma_{Y_N Y_0}(0) & \dots & \Gamma_{Y_N Y_N}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_0 \\ W_1 \\ \dots \\ W_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Gamma_{VY_0}(0) \\ \Gamma_{VY_1}(0) \\ \dots \\ \Gamma_{VY_N}(0) \end{bmatrix}$$

c'est-à-dire : $\Gamma_{YY} \cdot \underline{W} = \Gamma_{VY}$ où

Γ_{YY} est la matrice de corrélation des observations $Y_p(k)$.

Γ_{VY} est le vecteur d'intercorrélacion entre $V(k)$ et les $Y_p(k)$.

On peut écrire :

$$(8) \quad \Gamma_{YY} = E \{ \underline{Y}_k \underline{Y}_k^T \}$$

$$(9) \quad \Gamma_{VY} = E \{ V(k) \underline{Y}_k \}.$$

Sous réserve d'inversibilité de Γ_{YY} , on obtient la formule de Wiener

$$(10) \quad \underline{W} = [\Gamma_{YY}]^{-1} \Gamma_{VY}.$$

Dans ces conditions, en remplaçant dans (4) $\hat{V}(k)$ par son expression $\{ \hat{V}(k) = \underline{Y}_k^T [\Gamma_{YY}]^{-1} \Gamma_{VY} \}$:

$$(11) \quad R_{S \text{ minimal}} = \Gamma_{VV}(0) - \underline{W}^T \Gamma_{VY}.$$

4. Cas particulier important : utilisation d'un seul signal d'observation

L'information disponible à l'instant k peut être obtenue à l'aide de $N + 1$ observations simultanées à l'instant k (issues de $N + 1$ capteurs), mais le plus souvent (pour des raisons de moyens) résulte de l'observation d'un seul processus $b(j)$ aux instants $j = k - N, k - N + 1, \dots, k - 1, k$.

Les formules précédentes sont modifiées, en posant par exemple :

$$Y_0(k) = b(k)$$

$$Y_1(k) = b(k - 1)$$

$$\dots \\ Y_N(k) = b(k - N).$$

L'estimateur linéaire en moyenne quadratique est un filtre classique — dit « transversal » de mémoire $N + 1$ (i.e., constitué de $N + 1$ cellules) — (fig. 3)

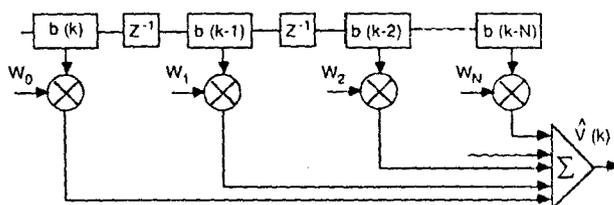


Fig. 3. — Estimation de $V(k)$ à partir d'un seul signal observé.

Dans ces conditions :

$$E \{V(k) Y_q(k)\} = E \{V(k) b(k-q)\} = \Gamma_{vb}(q)$$

$$E \{Y_p(k) Y_q(k)\} = E \{b(k-p) b(k-q)\} = \Gamma_{bb}(p-q)$$

$$\underline{\Gamma}_{YY} = \begin{bmatrix} \Gamma_{bb}(0) & \Gamma_{bb}(1) & \dots & \Gamma_{bb}(N) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \Gamma_{bb}(N) & \dots & \dots & \Gamma_{bb}(0) \end{bmatrix} \triangleq \underline{\Gamma}_{bb}$$

(matrice d'ordre $N + 1$)

$$\underline{\Gamma}_{VY} = \begin{bmatrix} \Gamma_{vb}(0) \\ \dots \\ \Gamma_{vb}(N) \end{bmatrix} \triangleq \underline{\Gamma}_{vb}$$

5. Mise en œuvre

L'utilisation de la formule (10) nécessite la connaissance de $\underline{\Gamma}_{YY}$ et de $\underline{\Gamma}_{VY}$.

Lorsque les connaissances a priori ne permettent pas de modéliser ces deux quantités, on est conduit à les estimer à partir de mesures.

$\underline{\Gamma}_{YY}$ peut être estimé puisque les $Y_p(k)$ sont observés.

En revanche l'estimation de $\underline{\Gamma}_{VY}$ nécessite l'observation de V , ce qui n'a pas de sens, puisque la méthode présentée a précisément pour objectif son estimation !

Le problème est résolu expérimentalement si l'observateur dispose d'une $N + 2$ -ième observation scalaire $X(k)$ réelle, telle que

$$X(k) = S(k) + V(k).$$

$S(k)$ est dans le cas de la soustraction de bruit, le signal utile recherché.

L'estimation $\hat{V}(k)$ de $V(k)$ retranchée à $X(k)$ fournit alors une estimation de $S(k)$.

$S(k)$ est aléatoire, scalaire, réel, stationnaire au second ordre et centré (de fonction d'autocorrélation $\Gamma_{SS}(j)$).

$S(k)$ est statistiquement indépendant de $V(k)$ et des $Y_p(k)$.

En résumé, l'observation de $\{V\}$ est constituée de $N + 2$ quantités scalaires $Y_0(k), Y_1(k), \dots, Y_N(k), X(k)$.

Les liaisons statistiques de chacune d'entre elles avec $V(k)$ se traduisent différemment :

— par leur corrélation avec $V(k)$ dans le cas des $Y_p(k)$

— par le modèle analytique (observation additivement bruitée) dans le cas de $X(k)$, ce qui constitue une information plus contraignante.

Dans ces conditions, en calculant le Risque Quadratique vis-à-vis de $\{X\}$ il vient :

$$E \{[X(k) - \hat{V}(k)]^2\} = E \{[V(k) - \hat{V}(k) + S(k)]^2\} = R_S + E \{[S(k)]^2\} + 2 E \{S(k)[V(k) - \hat{V}(k)]\}.$$

Or $E \{[S(k)]^2\} = \Gamma_{SS}(0) = \text{Cte}$

$$E \{S(k)[V(k) - \hat{V}(k)]\} = 0.$$

Ainsi, minimiser le Risque Quadratique $/X$ revient à minimiser R_S (Risque Quadratique $/V$).

Ayant de plus :

$$\begin{aligned} \underline{\Gamma}_{VY} &= E \{V(k) \underline{Y}_k\} = E \{[X(k) - S(k)] \underline{Y}_k\} \\ &= E \{X(k) \underline{Y}_k\} - E \{S(k) \underline{Y}_k\} \\ &= \underline{\Gamma}_{XY} \end{aligned}$$

puisque $E \{S(k) \underline{Y}_k\} = 0$,

la formule de Wiener (10) peut être écrite

$$(12) \quad \underline{W} = [\underline{\Gamma}_{YY}]^{-1} \underline{\Gamma}_{XY}.$$

Le schéma de la soustraction de bruit est alors décrit figure 4

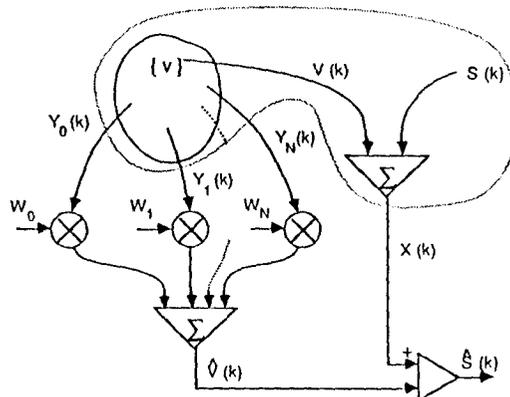


Fig. 4. — Modélisation de la $(N + 2)$ -ième observation.

Ce schéma peut être contracté suivant la figure 5

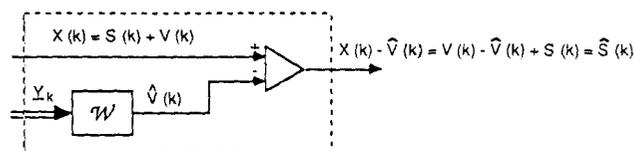


Fig. 5. — Schéma de principe du soustracteur de bruit.

$X(k)$ est appelé « Voie Signal » ou « Entrée Primaire ».

Y_k est appelé « Référence-Bruit-Seul » (ou « Entrée Secondaire ») parce qu'indépendante de $S(k)$ et corrélée uniquement au bruit perturbateur $V(k)$.

En définitive, la soustraction de $V(k)$ à $X(k)$ conduit à l'estimation de $S(k)$; le dispositif de la figure 5 est appelé « Soustracteur de Bruit ».

6. Interprétation : la soustraction de bruit vue comme un problème d'identification de filtre

Bien qu'il soit possible de traiter directement le cas général, nous allons nous limiter pour l'instant au

cas où \underline{Y}_k résulte de l'observation d'un seul signal $b(j)$ aux instants $j = k - N, \dots, k$ (Partie 1, § 3).

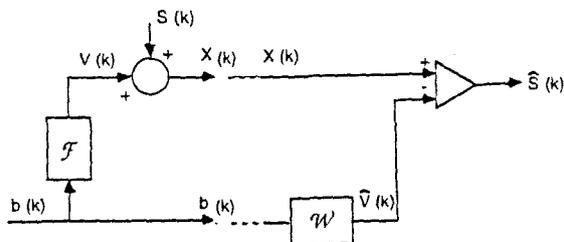


Fig. 6. — Construction de X.

Fig. 7. — Reconstruction de \mathcal{F} et estimation de $S(k)$.

b est alors appelé « Référence-Bruit-Seul scalaire » et peut être interprété comme le bruit qui engendre V par filtrage linéaire et homogène (fig. 6)

La réduction de bruit est obtenue en identifiant le filtre \mathcal{F} qui engendre V à partir de b . Une fois identifié ce filtre est reconstruit [filtre \mathcal{W}]. Le résultat du filtrage de $b(k)$ par \mathcal{W} constitue une estimation de $V(k)$ qui, retranchée à $X(k)$, fournit une estimation de $S(k)$ (fig. 7).

Si l'identification et la reconstruction sont parfaites (i.e. : $\mathcal{W} = \mathcal{F}$), alors

$$\hat{V}(k) = V(k) \text{ et } \hat{S}(k) = S(k).$$

et la réduction de bruit est totale.

Deuxième Partie

ESTIMATION ADAPTATIVE OPTIMALE NON RÉCURSIVE

1. Généralités

L'utilisation de la formule (12) exige la connaissance de $\underline{\Gamma}_{YY}$ et de $\underline{\Gamma}_{XY}$.

Lorsqu'un manque de connaissance a priori ne permet pas de modéliser ces deux quantités, on utilise des observations successives pour les estimer.

Soient $\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j$ et $\hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^j$ les estimations respectives de $\underline{\Gamma}_{YY}$ et $\underline{\Gamma}_{XY}$ à l'instant j (compte tenu des observations réalisées aux instants $0, 1, \dots, j$).

On conviendra qu'on obtient l'estimation de \underline{W} à l'instant j (notée \underline{W}^j) en remplaçant $\underline{\Gamma}_{YY}$ et $\underline{\Gamma}_{XY}$ par leurs estimations :

$$(13) \quad \underline{W}^j = [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j]^{-1} \hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^j$$

Cette substitution ne conduit pas au système optimal mais en pratique donne de bons résultats. De plus, en utilisant les estimateurs ergodiques on retrouve alors la solution optimale relative au critère déterministe (Partie 1, § 3.2.1)

$$(14) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j = \sum_{p=0}^j \underline{Y}_p \underline{Y}_p^T$$

$$(15) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^j = \sum_{p=0}^j \underline{X}(p) \underline{Y}_p^T$$

En réalité, l'estimation de $\underline{\Gamma}_{YY}$ et de $\underline{\Gamma}_{XY}$ nécessite une division par $j + 1$ des expressions (14) et (15). Celle-ci n'est pas effectuée, puisqu'elle n'est pas utile lors de l'exploitation de la formule (13). (Les

formules (14) et (15) ne font pas intervenir de moyennage exponentiel.)

Lorsque les conditions de stationnarité ne sont plus respectées, les estimations doivent être réalisées sur des durées finies, ce qui peut être obtenu en pondérant les différents produits intervenant dans les expressions (14) et (15).

2. Estimation adaptative temporelle non réursive : le Corrélofiltre

Dans le cas où \underline{Y}_k constitue une séquence blanche normée (i.e. $\underline{\Gamma}_{YY} = \underline{I}$) la formule de Wiener (12) s'écrit :

$$(16) \quad \underline{W} = \underline{\Gamma}_{XY} \Leftrightarrow W_p = E \{X(k) Y_p(k)\}$$

Le poids W_p est égal à l'intercorrélacion entre $X(k)$ et l'observation $Y_p(k)$. Il est estimé à l'aide d'un corrélateur.

Dans le cas particulier où l'on ne dispose que d'une référence-bruit-seul scalaire b_0 blanche et normée, ayant posé $Y_p(k) = b_0(k - p)$ (Partie 1, § 3) :

$$W_p = E \{X(k) b_0(k - p)\} = \Gamma_{Xb_0}(p)$$

L'ensemble est appelé CORRELOFILTRE. Il est constitué d'un corrélateur qui estime l'intercorrélacion entre les deux signaux observés $b_0(k)$ et $X(k)$ pour des retards $0, 1, \dots, N$, et d'un filtre programmable à $N + 1$ coefficients, le p -ième coefficient ayant pour valeur $\Gamma_{Xb_0}(p)$ (fig. 8).

Le corrélateur identifie la réponse impulsionnelle du filtre \mathcal{F} excité par l'entrée $b_0(k)$ blanche et normée.

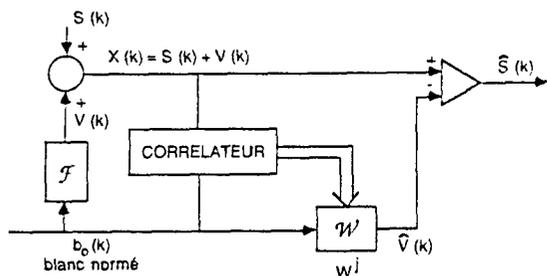


Fig. 8. — Principe du CORRELOFILTRE. Cas d'une référence-bruit- seul blanche et normée.

A l'instant j , les coefficients du filtre \mathcal{W} sont tels que :

$$\mathbf{W}^j = \hat{\Gamma}_{Xb_0}^j.$$

Lorsque la référence-bruit- seul n'est pas blanche, il est nécessaire d'introduire en amont du corrélofiltre un filtre blanchisseur normeur inversible \mathcal{B} .

Le corrélateur réalise alors l'identification de $\mathcal{B}^{-1} \mathcal{F}$ (fig. 9).

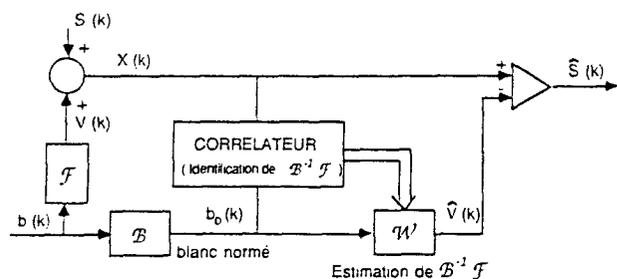


Fig. 9. — Principe de l'ensemble blanchisseur-corrélofiltre. Cas d'une « référence-bruit- seul » quelconque.

3. Estimation adaptative fréquentielle non récurrente : le Spectrofiltre

Le schéma de la figure 9 peut être interprété dans la représentation fréquentielle. Dans ce cas, le filtre \mathcal{W} est défini par son gain complexe $H(\nu)$.

Le gain complexe $F(\nu)$ du filtre \mathcal{F} à identifier est tel que :

$$(17) \quad \gamma_{Vb}(\nu) = F(\nu) \gamma_{bb}(\nu),$$

$\gamma_{Vb}(\nu)$ et $\gamma_{bb}(\nu)$ étant respectivement la densité spectrale d'interaction entre $V(k)$ et $b(k)$, et la densité spectrale de puissance moyenne de $b(k)$.

L'identification de \mathcal{F} est réalisée en estimant :

$$(18) \quad F(\nu) = \frac{\gamma_{Vb}(\nu)}{\gamma_{bb}(\nu)} = \frac{\gamma_{Xb}(\nu)}{\gamma_{bb}(\nu)}$$

pour les différentes valeurs de ν .

L'estimation $H^j(\nu)$ du gain complexe $H(\nu)$ du filtre \mathcal{W} est obtenue en substituant dans la formule (18) aux valeurs vraies de $\gamma_{Xb}(\nu)$ et $\gamma_{bb}(\nu)$ leurs estimées calculées à l'instant j .

$$(19) \quad H^j(\nu) = \frac{\hat{\gamma}_{Xb}^j(\nu)}{\hat{\gamma}_{bb}^j(\nu)}$$

Un analyseur de spectre fournit l'estimation de $\gamma_{Xb}(\nu)$ et de $\gamma_{bb}(\nu)$, puis le gain complexe ainsi calculé est chargé dans un filtre. Pour cette raison l'ensemble est appelé SPECTROFILTRE. En pratique, les estimations sont réalisées à partir d'un découpage des signaux $b(k)$ et $X(k)$ en tranches temporelles sur lesquelles sont effectuées des transformées de Fourier.

Les estimations de $\gamma_{Xb}(\nu)$ et de $\gamma_{bb}(\nu)$ peuvent être obtenues récursivement au moyen des formules suivantes :

$$(20) \quad \hat{\gamma}_{Xb}^j(\nu) = \hat{\gamma}_{Xb}^{j-1}(\nu) + \mathcal{X}_j(\nu)[b_j(\nu)]^*$$

$$\hat{\gamma}_{bb}^j(\nu) = \hat{\gamma}_{bb}^{j-1}(\nu) + b_j(\nu)[b_j(\nu)]^*.$$

Dans ces expressions $\mathcal{X}_j(\nu)$ et $b_j(\nu)$ représentent respectivement les transformées de Fourier de $X(k)$ et de $b(k)$ évaluées sur la tranche temporelle de rang j .

Un facteur d'oubli peut être introduit dans les formules (20) pour tenir compte des non stationnarités des signaux.

Une caractéristique du SPECTROFILTRE, et d'une manière générale des méthodes élaborées dans la représentation fréquentielle, est de travailler par tranches temporelles (nécessité imposée par l'utilisation de la Transformée de Fourier Discrète T.F.D.).

L'utilisation de la T.F.D. qui périodise à la fois en temps et en fréquence demande quelques précautions d'emploi. Le résultat du filtrage de $b(\nu)$ par $H^j(\nu)$ est une convolution circulaire (et non pas une convolution linéaire), ce qui entraîne l'apparition d'un transitoire d'établissement à chaque début de bloc traité (et d'un transitoire d'extinction à la suite du bloc).

Ces transitoires ont à convergence une durée égale au support de la réponse impulsionnelle du filtre \mathcal{F} .

Deux méthodes permettent d'éliminer ces transitoires :

— la première consiste à ne retenir que les estimations significatives (donc situées dans le bloc, hors du transitoire d'établissement) en travaillant sur des blocs temporels se recouvrant partiellement. On constate que les résultats s'améliorent lorsque le recouvrement (nombre de points communs à deux tranches consécutives) augmente, cela au prix d'un volume de calcul croissant avec le recouvrement. Cette méthode est appelée « Méthode par Recouvrement » (ou Overlap-Save-Method) ;

— la seconde dite « par addition de blocs » (ou Overlap-Add-Method) consiste à calculer à l'aide de la formule de filtrage

$$\hat{\mathcal{V}}_j(\nu) = H^j(\nu) b_j(\nu)$$

$2N + 2$ échantillons temporels de sortie, pour un filtre \mathcal{W} d'ordre $N + 1$, à partir de $N + 1$ échantillons d'entrée, complétés par $N + 1$ zéros. Ainsi le transitoire d'extinction d'un bloc et le transitoire d'établissement du bloc suivant se compensent mutuellement.

Troisième Partie

ESTIMATION ADAPTATIVE OPTIMALE RÉCURSIVE
1^{ère} approche : FORMULE DE KALMAN

La mise en œuvre des méthodes précitées nécessite l'estimation de fonctions de corrélation ou de densités spectrales en tenant compte de l'ensemble des échantillons $X(b)$ et $b(k)$.

Nous allons transformer ces méthodes en rendant récursives ces estimations, ce qui va entraîner une diminution importante du volume de calcul.

1. Estimation récursive temporelle

Les formules (14) et (15) peuvent être écrites sous forme récursive :

$$(21) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j = \hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^{j-1} + \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T$$

$$(22) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^j = \hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^{j-1} + X(j) \underline{Y}_j$$

En utilisant une formule d'inversion matricielle (Woodbury) il est possible d'obtenir une relation récursive pour calculer \underline{W}^j .

Ce calcul est développé dans l'annexe A (expressions (23), (24) et (25)).

Les coefficients du filtre \mathcal{W} évalués à l'instant j sont calculés à l'aide de la formule

$$(26) \quad \underline{W}^j = \underline{W}^{j-1} + \underline{K}_j \underline{Y}_j [X(j) - \underline{Y}_j^T \underline{W}^{j-1}]$$

Cette formule est souvent appelée Formule de Kalman par analogie avec le filtre de Kalman dont la structure algorithmique est identique.

Elle exprime le fait que les coefficients du filtre évalués à l'instant $j - 1$ sont corrigés linéairement par une quantité proportionnelle à la nouvelle information issue de l'observation effectuée à l'instant j .

Cette nouvelle information $[X(j) - \underline{Y}_j^T \underline{W}^{j-1}]$ est l'innovation à l'instant j . Elle est également l'erreur d'estimation a priori, le terme $\underline{Y}_j^T \underline{W}^{j-1}$ étant le résultat du filtrage des données \underline{Y}_j mesurées à l'instant j par le filtre \mathcal{W} évalué à l'instant $j - 1$.

La matrice \underline{K}_j , qui est égale à l'inverse de $\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j$ est calculée récursivement par la formule (24) (annexe A)

$$(24) \quad \underline{K}_j = \underline{K}_{j-1} - \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1}}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}$$

Cette expression fait intervenir des produits de

matrices d'ordre $(N + 1)$, ce qui entraîne des complexités de calcul d'ordre $(N + 1)^2$ plus faibles que lors de l'exploitation directe de la formule de Wiener {l'inversion d'une matrice d'ordre $(N + 1)$ implique une complexité en $(N + 1)^3$ }.

La quantité $\underline{G}(j) = \underline{K}_j \underline{Y}_j$ est souvent appelée Gain de Kalman.

Cet algorithme converge en moyenne quadratique vers la solution optimale de Wiener donnée par (12) :

$$\text{i.e. : } \lim_{j \rightarrow \infty} E \{ \|\underline{W}^j - \underline{W}\|^2 \} = 0.$$

2. Estimation récursive fréquentielle

Des algorithmes récursifs définis dans la représentation fréquentielle ont également été développés. Ils sont établis en combinant les expressions (19) et (20).

Pour un canal de fréquence ν , le gain complexe du filtre \mathcal{W} est calculé récursivement au moyen de l'expression (25').

$$(25') \quad H^j(\nu) = H^{j-1}(\nu) + \frac{1}{\hat{\gamma}_{bb}^j(\nu)} b_j^*(\nu) [X_j(\nu) - H^{j-1}(\nu) b_j(\nu)]$$

pour $\nu = \nu_1, \nu_2, \dots, \nu_p, \dots, \nu_n$.

Dans cette expression $X_j(\nu)$ et $b_j(\nu)$ sont les transformées de Fourier des tranches temporelles de rang j , $H^{j-1}(\nu)$ est le gain complexe du filtre \mathcal{W} estimé en tenant compte des informations obtenues à partir des $(j - 1)$ premières tranches.

$\hat{\gamma}_{bb}^j(\nu)$, qui est l'estimation de la densité spectrale de b est calculée récursivement par (20).

La formule (25') suppose une décorrélation entre canaux de fréquence différents.

La formulation la plus générale est donnée par (26')

$$(26') \quad \underline{H}^j(\nu) = \underline{H}^{j-1}(\nu) + [\underline{C}_{j-1}]^{-1} \underline{E}_{j-1}(\nu).$$

Dans cette expression matricielle $\underline{H}^j(\nu)$ et $\underline{E}_{j-1}(\nu)$ sont les vecteurs gain et innovation pour les fréquences analysées

$$[\underline{H}^j(\nu)]^T = [H^j(\nu_1) \dots H^j(\nu_p) \dots H^j(\nu_n)]$$

$$[\underline{E}_j(\nu)]^T = [E_j(\nu_1) \dots E_j(\nu_p) \dots E_j(\nu_n)]$$

$$E_j(\nu_p) = [X_j(\nu_p) - H^j(\nu_p) b_j(\nu_p)] b_j^*(\nu_p)$$

\underline{C}_j est une matrice qui dépend des fréquences ν_1, \dots, ν_n et qui est diagonale dans le cas de canaux décorrélés, l'élément $\{p, p\}$ étant $\hat{\gamma}_{bb}^j(\nu_p)$.

Quatrième Partie

ESTIMATIONS SOUS-OPTIMALES

1. Approximations dans le domaine temporel

L'utilisation de la formule de Kalman nécessite moins de calculs que celle de Wiener ; cependant, pour des ordres de filtre importants, le volume de calcul est encore élevé.

Des algorithmes sous-optimaux ont été définis à partir de la formule de Kalman. Ils sont déterminés de telle sorte qu'ils convergent vers la solution optimale de Wiener.

1.1. ALGORITHME DU GRADIENT STOCHASTIQUE (OU À PAS DÉCROISSANT)

Lors de l'exploitation de la formule de Kalman, l'excès de calcul provient du renouvellement du gain \underline{K}_j qui fait intervenir des produits matriciels (24), (annexe A).

La première approximation sous-optimale consiste à remplacer dans la formule de Kalman (26), la matrice gain \underline{K}_j par $\mu_j \underline{I}$, μ_j étant un scalaire, et \underline{I} la matrice identité.

On montre que (conditions suffisantes) :
si : μ_j est positif $\forall j$

$$\sum_{j=1}^{\infty} \mu_j \text{ diverge}$$

$$\sum_{j=1}^{\infty} \mu_j^2 \text{ converge}$$

alors \underline{W}^j converge en moyenne quadratique vers \underline{W} ,

$$\text{i.e. : } \lim_{j \rightarrow \infty} E \{ \|\underline{W}^j - \underline{W}\|^2 \} = 0$$

ce qui constitue une convergence forte.

1.2. ALGORITHME DE WIDROW (OU À PAS CONSTANT)

Cet algorithme se déduit de l'algorithme précédent, μ_j étant pris constant ($\mu_j = \mu \forall j$).

Les conditions suffisantes de convergence ne sont plus remplies.

Cependant, on montre que si les observations à l'instant j sont indépendantes de celles réalisées à l'instant k différent de j et si $\mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$, λ_{\max} étant la

plus grande des valeurs propres de $\underline{\Gamma}_{YY}$, \underline{W}^j converge en valeur moyenne vers \underline{W} , i.e. :

$$\lim_{j \rightarrow \infty} E \{ \underline{W}^j \} = \underline{W}.$$

Cette convergence est faible. La convergence en

moyenne quadratique n'est assurée que si $\mu \rightarrow 0$, i.e. :

$$\lim_{\substack{j \rightarrow \infty \\ \mu \rightarrow 0}} E \{ \|\underline{W}^j - \underline{W}\|^2 \} = 0.$$

Il s'agit donc d'une « pseudo-convergence » en moyenne quadratique, puisqu'elle n'est pratiquement assurée que pour μ très petit.

On montre que lorsque μ est petit, la mémoire du système s'allonge, ce qui signifie que l'algorithme converge moins rapidement.

Il faut donc, dans chaque cas d'espèce, réaliser un compromis en choisissant une valeur de μ assez petite pour obtenir une convergence satisfaisante sans trop altérer le pouvoir adaptatif du système.

L'algorithme de Widrow :

$$(27) \quad \underline{W}^j = \underline{W}^{j-1} + \mu \underline{Y}_j [\underline{X}(j) - \underline{Y}_j^T \underline{W}^{j-1}]$$

est en fait l'algorithme du gradient, le coefficient correctif n'étant rien d'autre que le gradient du carré de l'erreur instantanée $[\underline{X}(j) - \underline{Y}_j^T \underline{W}^{j-1}]^2$ par rapport aux coefficients du filtre. Il est aussi appelé algorithme L.M.S. (Least Mean Square).

Bien que sous-optimal, il est très utilisé en raison de sa simplicité de mise en œuvre et du faible volume de calcul exigé.

2. Approximations dans le domaine fréquentiel

Des approximations du même type peuvent être définies à partir de la formule optimale fréquentielle (25').

La structure de l'algorithme L.M.S. fréquentiel est alors

$$(28) \quad H^j(v) = H^{j-1}(v) + \mu(v) b_j^*(v) [\mathcal{X}_j(v) - H^{j-1}(v) b_j(v)]$$

En général le paramètre μ est différent pour des canaux de fréquence différents. Chaque canal possède ainsi une vitesse de convergence qui lui est propre.

Pour un canal donné $\mu(v)$ peut être soit constant, soit variable au cours du temps (c'est-à-dire en fonction du rang de la tranche temporelle traitée).

La convergence est assurée si $\mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$ où λ_{\max} est la plus grande des valeurs propres de la matrice interspectrale des $b(v_p)$ (Partie 3, § 2).

Cinquième Partie

ESTIMATION ADAPTATIVE OPTIMALE RECURSIVE
2^e approche : ALGORITHMES DE TYPE KALMAN RAPIDE
(ALGORITHMES FAST KALMAN, FAEST ET FTF)

La méthode est exposée pour le traitement d'une référence-bruit-seul $b(k)$ unique.

La méthode de Widrow envisagée dans le chapitre précédent est facile à mettre en œuvre, mais est sous-optimale. De plus la valeur à donner à μ pour assurer la convergence et une bonne adaptativité est délicate à déterminer pratiquement.

D'autres méthodes sont apparues plus récemment. Elles sont optimales et nécessitent un volume de calcul très inférieur à celui exigé lors de l'exploitation de la formule de Kalman (26) où le renouvellement de $[\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j]^{-1}$ est obtenu à l'aide d'une expression matricielle (24).

Une première classe d'algorithmes de type « Kalman rapide » (Fast-Kalman) réalise ce renouvellement en utilisant un partitionnement judicieux de la matrice $\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j$.

Cette approche permet d'utiliser plus finement les propriétés de symétrie de $\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j$, ce que ne fait pas l'utilisation directe de la formule de Woodbury. Le partitionnement est choisi de telle sorte que chaque sous-matrice ainsi constituée est interprétée en termes de prédicteurs direct et rétrograde. Enfin, on obtient une récurrence sur le gain $\underline{G}(j)$, ce qui diminue encore le volume de calcul.

1. Partitionnements de la matrice $\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j$

La formule de Kalman (26) est en fait écrite pour estimer un filtre d'ordre $N + 1$.

Nous allons donc désormais l'écrire en précisant cet ordre qui sera dans la suite un paramètre du problème

$$(29) \quad \underline{W}_{[N+1]}^j = \underline{W}_{[N+1]}^{j-1} + [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j]^{-1} \cdot b_{j[N+1]}[X(j) - [\underline{W}_{[N+1]}^{j-1}]^T b_{j[N+1]}]$$

avec :

$$[b_{j[N+1]}]^T = [b(j) \ b(j-1) \ \dots \ b(j-N)]$$

Dans cette expression,

$$(30) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j = \begin{bmatrix} \sum_{q=0}^j b^2(q) & \dots & \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q) \\ \sum_{q=0}^j b(q) b(q-1) & \dots & \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ \sum_{q=0}^j b(q) b(q-N) & \dots & \sum_{q=0}^j b^2(q-N) \end{bmatrix}$$

La première partition consiste à isoler la 1re ligne et la 1re colonne de cette matrice.

On obtient alors :

$$\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j = \begin{bmatrix} \underline{A}_{11} & \underline{A}_{12}^T \\ \underline{A}_{12} & \underline{A}_{22} \end{bmatrix} \begin{matrix} 1 \\ N \end{matrix}$$

Les différentes sous matrices s'interprètent de la façon suivante :

$$(30.1) \quad \underline{A}_{11} = \sum_{q=0}^j b^2(q) = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j$$

$$(30.2) \quad \underline{A}_{12} = \sum_{q=0}^j b(q) b_{q-1[N]} \underline{\Delta} r_N^d(j)$$

$$(30.3) \quad \underline{A}_{22} = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}$$

Ainsi

$$(31) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j = \begin{bmatrix} \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j & [r_N^d(j)]^T \\ [r_N^d(j)] & \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1} \end{bmatrix}$$

La seconde partition consiste à isoler la dernière ligne et la dernière colonne de $\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j$

$$\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j = \begin{bmatrix} \underline{A}'_{11} & \underline{A}'_{12} \\ [\underline{A}'_{12}]^T & \underline{A}'_{22} \end{bmatrix} \begin{matrix} N \\ 1 \end{matrix}$$

Les différentes sous matrices s'interprètent alors de la façon suivante

$$(31.1) \quad \underline{A}'_{11} = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j$$

$$(31.2) \quad \underline{A}'_{12} = \sum_{q=0}^j b(q-N) b_{q[N]} \underline{\Delta} r_N^r(j)$$

$$(31.3) \quad \underline{A}'_{22} = \sum_{q=0}^j b^2(q-N) = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^{j-N}$$

Ce second partitionnement est donc :

$$(32) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j = \begin{bmatrix} \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j & r_N^r(j) \\ [r_N^r(j)]^T & \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^{j-N} \end{bmatrix}$$

Les expressions (31) et (32) établissent le lien entre

$$\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j \quad \text{et} \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1} \quad \text{d'une part}$$

et

$$\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j \quad \text{et} \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j \quad \text{d'autre part,}$$

autrement dit, entre les matrices de corrélation d'ordre N, estimées aux instants $j-1$ et j et la matrice de corrélation d'ordre $N+1$ estimée à l'instant j .

En utilisant la formule d'inversion d'une matrice carrée partitionnée, nous aurons alors une liaison entre les inverses de ces matrices.

2. Inversion d'une matrice carrée partitionnée

Sous réserve de l'inversibilité des termes figurant dans les expressions suivantes, \underline{A}_{11} et \underline{A}_{22} étant des matrices carrées ($p \times p$) et ($q \times q$) [$p+q = N+1$],

la matrice $\begin{bmatrix} \underline{A}_{11} & \underline{A}_{12} \\ \underline{A}_{12}^T & \underline{A}_{22} \end{bmatrix}^{-1}$ peut être calculée de

deux façons différentes. Le résultat est donné sous forme d'une matrice partitionnée du type :

$\begin{bmatrix} \underline{B}_{11} & \underline{B}_{12} \\ \underline{B}_{12}^T & \underline{B}_{22} \end{bmatrix}$ \underline{B}_{ij} ayant les mêmes dimensions que

\underline{A}_{ij} $i, j = 1, 2$.

1^{er} calcul

$$\begin{aligned} \underline{C} &= \underline{A}_{22} - \underline{A}_{12}[\underline{A}_{11}]^{-1} \underline{A}_{12}^T \\ (33) \quad \underline{B}_{22} &= [\underline{C}]^{-1} \\ \underline{B}_{12} &= -[\underline{A}_{11}]^{-1} \underline{A}_{12} \underline{B}_{22} \\ \underline{B}_{11} &= [\underline{A}_{11}]^{-1} - \underline{B}_{12} \underline{A}_{12}^T [\underline{A}_{11}]^{-1} \end{aligned}$$

2^e calcul

$$\begin{aligned} \underline{D} &= \underline{A}_{11} - \underline{A}_{12}[\underline{A}_{22}]^{-1} \underline{A}_{12}^T \\ (33\text{bis}) \quad \underline{B}_{11} &= [\underline{D}]^{-1} \\ \underline{B}_{12} &= -\underline{B}_{11} \underline{A}_{12} [\underline{A}_{22}]^{-1} \\ \underline{B}_{22} &= [\underline{A}_{22}]^{-1} - [\underline{A}_{22}]^{-1} \underline{A}_{12}^T \underline{B}_{12} \end{aligned}$$

3. Lien avec le problème de prédictions linéaires directe et rétrograde d'ordre N

Dans l'annexe B nous avons déterminé les coefficients du prédicteur d'ordre N qui estime $b(j)$ au sens des moindres carrés à partir d'une combinaison linéaire de $b(j-1), \dots, b(j-N)$.

Les coefficients de ce filtre sont définis par la relation (34), annexe B, où \underline{A} est le vecteur de prédiction directe :

$$(34) \quad \hat{\underline{A}}_{bb[N]}^{j-1} \underline{A}_{[N]}^j = \underline{r}_N^d(j) = \sum_{q=0}^j b(q) \underline{b}_{q-1[N]}$$

L'erreur d'estimation étant

$$(35) \quad \underline{Ed}(j) = \hat{\Gamma}_{bb[1]}^j - [\underline{A}_{[N]}^j]^T \underline{r}_N^d(j)$$

De même les coefficients du filtre linéaire qui estime $b(j-N)$ à partir de $b(j-N+1), \dots, b(j)$ sont déterminés par la relation (36) annexe B, où \underline{B} est le vecteur de prédiction rétrograde :

$$(36) \quad \hat{\Gamma}_{bb[N]}^j \underline{B}_{[N]}^j = \underline{r}_N^r(j) = \sum_{q=0}^j b(q-N) \underline{b}_{q[N]}$$

l'erreur d'estimation étant,

$$(37) \quad \underline{Er}(j) = \hat{\Gamma}_{bb[1]}^{j-N} - [\underline{B}_{[N]}^j]^T \underline{r}_N^r(j)$$

Les formules (34) et (36) permettant de calculer les coefficients des prédicteurs direct et rétrograde d'ordre N sont en fait les formules de Wiener adaptées aux cas de la prédiction.

Elles peuvent être écrites sous forme récursive en adaptant à ces deux cas la formule de Kalman (26).

$$(38) \quad \underline{A}_{[N]}^j = \underline{A}_{[N]}^{j-1} + [\hat{\underline{I}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} \underline{b}_{j-1[N]} [b(j) - [\underline{A}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j-1[N]}]$$

$$(39) \quad \underline{B}_{[N]}^j = \underline{B}_{[N]}^{j-1} + [\hat{\underline{I}}_{bb[N]}^j]^{-1} \underline{b}_{j[N]} [b(j-N) - [\underline{B}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j[N]}]$$

En faisant apparaître le gain de Kalman et les erreurs a priori dans ces deux expressions, il vient :

$$(40) \quad \underline{A}_{[N]}^j = \underline{A}_{[N]}^{j-1} + \underline{G}_N(j-1) \underline{ed}_N(j)$$

$$(41) \quad \underline{B}_{[N]}^j = \underline{B}_{[N]}^{j-1} + \underline{G}_N(j) \underline{er}_N(j)$$

expressions dans lesquelles

$$\underline{G}_N(k) = [\hat{\underline{I}}_{bb[N]}^k]^{-1} \underline{b}_{k[N]}$$

est le gain de Kalman d'ordre N à l'instant k [$k = j, j-1$]

$$(41.1) \quad \underline{ed}_N(j) = b(j) - [\underline{A}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j-1[N]}$$

est l'erreur de prédiction directe a priori d'ordre N de $b(j)$

$$(41.2) \quad \underline{er}_N(j) = b(j-N) - [\underline{B}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j[N]}$$

est l'erreur de prédiction rétrograde a priori d'ordre N de $b(j-N)$.

La formule de Kalman (29) peut être écrite sous la forme :

$$(42) \quad \underline{W}_{[N+1]}^j = \underline{W}_{[N+1]}^{j-1} + \underline{G}_{N+1}(j) [\underline{X}(j) - [\underline{W}_{[N+1]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j[N+1]}]$$

L'algorithme de Kalman rapide permet de passer directement de $\underline{G}_{N+1}(j)$ à $\underline{G}_{N+1}(j+1)$. Pour cela les expressions (40) et (41) seront utilisées comme intermédiaires.

4. Exploitation des formules d'inversion

L'utilisation des formules (33) permettant de trouver deux expressions différentes de $\hat{\underline{I}}_{bb[N+1]}^{j+1}$ est décrite en annexe C.

Le calcul relatif au premier partitionnement conduit à l'expression suivante :

$$(43) \quad [\hat{\Gamma}_{bb[N+1]}^j]^{-1} = \frac{1}{Ed(j)} \left[\begin{array}{c|c} 1 & -[A'_{[N]}]^T \\ \hline -A'_{[N]} & Ed(j)[\hat{\Gamma}_{bb(N)}^{j-1}]^{-1} + A'_{[N]}[A'_{[N]}]^T \end{array} \right]$$

et celui relatif au second :

$$(44) \quad [\hat{\Gamma}_{bb[N+1]}^j]^{-1} = \frac{1}{Er(j)} \left[\begin{array}{c|c} Er(j)[\hat{\Gamma}_{bb(N)}^{j-1}]^{-1} + B'_{[N]}[B'_{[N]}]^T & -B'_{[N]} \\ \hline -[B'_{[N]}]^T & 1 \end{array} \right]$$

Nous allons utiliser ces deux résultats pour exprimer globalement le produit matriciel donnant le gain de Kalman

$$G_{N+1}(j) = [\hat{\Gamma}_{bb[N+1]}^j]^{-1} b_{j[N+1]}$$

Le calcul de $G_{N+1}(j)$ utilisant la formule (43) est mené en utilisant une partition judicieuse du vecteur $b_{j[N+1]}$:

$$G_{N+1}(j) = \frac{1}{Ed(j)} \cdot \left[\begin{array}{c|c} 1 & -[A'_{[N]}]^T \\ \hline -A'_{[N]} & Ed(j)[\hat{\Gamma}_{bb(N)}^{j-1}]^{-1} + A'_{[N]}[A'_{[N]}]^T \end{array} \right] \begin{bmatrix} b(j) \\ b_{j-1[N]} \end{bmatrix}$$

$$G_{N+1}(j) = \frac{1}{Ed(j)} \cdot \left[\begin{array}{c} b(j) - [A'_{[N]}]^T b_{j-1[N]} \\ \hline -A'_{[N]} b(j) + Ed(j)[\hat{\Gamma}_{bb(N)}^{j-1}]^{-1} b_{j-1[N]} + A'_{[N]}[A'_{[N]}]^T b_{j-1[N]} \end{array} \right]$$

$$(45) \quad G_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} 0 \\ \hline G_N(j-1) \end{bmatrix} + \frac{1}{Ed(j)} \left[\begin{array}{c} b(j) - [A'_{[N]}]^T b_{j-1[N]} \\ \hline A'_{[N]}[A'_{[N]}]^T b_{j-1[N]} - A'_{[N]} b(j) \end{array} \right]$$

$$G_{N+1}(j) = \frac{1}{Er(j)} \cdot \left[\begin{array}{c|c} Er(j)[\hat{\Gamma}_{bb(N)}^{j-1}]^{-1} + B'_{[N]}[B'_{[N]}]^T & -B'_{[N]} \\ \hline -[B'_{[N]}]^T & 1 \end{array} \right] \begin{bmatrix} b_{j(N)} \\ b(j-N) \end{bmatrix}$$

$$(46) \quad G_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} G_N(j) \\ \hline 0 \end{bmatrix} + \frac{1}{Er(j)} \left[\begin{array}{c} B'_{[N]}[B'_{[N]}]^T b_{j[N]} - B'_{[N]} b(j-N) \\ \hline b(j-N) - [B'_{[N]}]^T b_{j[N]} \end{array} \right]$$

Les expressions (45) et (46) expriment que $G_{N+1}(j)$ peut être calculé soit à partir de $G_N(j-1)$ (45), soit à partir de $G_N(j)$, (46).

L'égalité de ces deux expressions permet d'établir une relation directe entre $G_N(j-1)$ et $G_N(j)$ qui est la relation cherchée.

Il convient cependant de posséder l'ensemble des quantités intervenant dans ces deux expressions.

L'expression (45) peut être mise sous la forme :

$$(47) \quad G_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} 0 \\ \hline G_N(j-1) \end{bmatrix} + \frac{\varepsilon d_N(j)}{Ed(j)} \begin{bmatrix} 1 \\ \hline -A'_{[N]} \end{bmatrix}$$

expression qui fait intervenir

$$(48) \quad \varepsilon d_N(j) = b(j) - [A'_{[N]}]^T b_{j-1[N]}$$

qui apparaît comme une erreur de prédiction directe à un pas d'ordre N a posteriori.

De même, en posant

$$\varepsilon r_N(j) = b(j-N) - [B'_{[N]}]^T b_{j[N]},$$

erreur de prédiction rétrograde à un pas d'ordre N a posteriori, (46) peut être écrit :

$$(49) \quad G_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} G_N(j) \\ \hline 0 \end{bmatrix} + \frac{\varepsilon r_N(j)}{Er(j)} \begin{bmatrix} -B'_{[N]} \\ \hline 1 \end{bmatrix}$$

5.9. DESCRIPTION SCHÉMATIQUE DE L'ALGORITHME

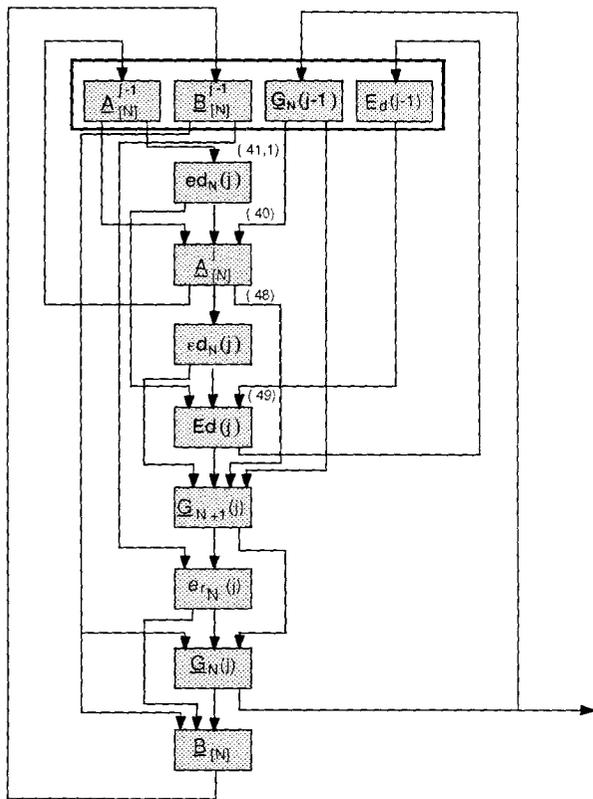


Fig. 10. — Représentation synoptique de l'algorithme Fast-Kalman.

6. Algorithme FAEST (Fast A Posteriori Error Sequential Technique)

L'algorithme « Fast-Kalman » développé dans les paragraphes précédents est structurellement dissymétrique. En effet, certaines quantités (erreur de prédiction rétrograde a posteriori, erreur de prédiction rétrograde cumulée) ne sont pas calculées alors que l'introduction des équations des systèmes prédicteurs direct et rétrograde, parfaitement symétriques laissent penser le contraire.

En combinant différemment les équations du système « Fast-Kalman », il est possible de définir un algorithme plus symétrique qui a de plus l'avantage d'abaisser le volume de calcul par itération.

L'algorithme FAEST développé par Carayannis, Manolakis et Kalouptsidis [9] est présenté en annexe 7.

La récurrence ne porte plus sur le gain de Kalman $G_N(j)$ mais sur la quantité $G'_N(j)$ appelée « gain alternatif de Kalman ».

$G'_N(j)$ est tel que :

$$(52) \quad G'_N(j) = [\hat{\Gamma}_{bb[N]}^k]^{-1} b_{j[N]}$$

En se souvenant de la définition du gain de Kalman :

$$G_{N+1}(j) = [\hat{\Gamma}_{bb[N+1]}^j]^{-1} b_{j[N+1]}$$

la formule (25) de l'annexe A peut s'écrire :

$$(53) \quad G_N(j) = \frac{G'_N(j)}{1 + b_{j[N]}^T [\hat{\Gamma}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} b_{j[N]}}$$

Soit en posant :

$$(54) \quad \alpha_N(j) = 1 + b_{j[N]}^T [\hat{\Gamma}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} b_{j[N]}$$

(53) s'écrit :

$$(55) \quad G_N(j) = \frac{G'_N(j)}{\alpha_N(j)}$$

L'algorithme FAEST a pour objectif de calculer récursivement $G'_N(j)$ et $\alpha_N(j)$.

α apparaît comme facteur de proportionnalité entre les erreurs de prédiction a priori et a posteriori :

On montre que :

$$\begin{aligned} \epsilon d_N(j) &= \frac{ed_N(j)}{\alpha_N(j-1)} \\ \epsilon r_N(j) &= \frac{er_N(j)}{\alpha_N(j)} \end{aligned}$$

Le déroulement de l'algorithme fait apparaître un partitionnement du gain alternatif de Kalman du type :

$$(56) \quad G'_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} 0 \\ \dots \\ G'_N(j-1) \end{bmatrix} + \frac{ed_N(j)}{Ed(j-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ \dots \\ -A_{[N]}^{j-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M'_N(j) \\ \dots \\ m'(j) \end{bmatrix}$$

L'ensemble de l'algorithme est décrit en annexe 7.

L'introduction du facteur $\alpha_N(j)$ présente deux avantages :

- il permet le calcul simple de toutes les variables, et l'utilisation de la symétrie qui en découle diminue le coût de calcul.
- si le filtre converge, les erreurs a posteriori doivent être inférieures aux erreurs a priori, ce qui signifie :

$$0 < [\alpha_N(j)]^{-1} \leq 1$$

On peut donc ainsi « contrôler » la convergence de l'algorithme en observant :

$$\frac{1}{\alpha_N(j)}$$

7. Algorithme FTF (Fast Transversal Filter)

En gardant l'esprit de l'algorithme FAEST, pour tenter de diminuer encore le volume de calcul, Cioffi et Kailath [8] ont abordé le problème en utilisant directement le théorème de la projection orthogonale. Se plaçant dans l'espace vectoriel engendré par

En posant

$$(50) \quad \underline{G}_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} \underline{M}_N(j) \\ \hline m(j) \end{bmatrix} \text{ alors (49) devient}$$

$$\begin{bmatrix} \underline{G}_{[N]}(j) \\ \hline 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{M}_N(j) \\ \hline m(j) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon r_N(j)}{Er(j)} \begin{bmatrix} -\underline{B}_{[N]}^j \\ \hline 1 \end{bmatrix}$$

d'où

$$\underline{G}_N(j) = \underline{M}_N(j) + \frac{\varepsilon r_N(j)}{Er(j)} \underline{B}_{[N]}^j, \quad m(j) = \frac{\varepsilon r_N(j)}{Er(j)}$$

et $\underline{G}_N(j) = \underline{M}_N(j) + m(j) \underline{B}_{[N]}^j.$

En utilisant la formule (41)

$$\underline{G}_N(j) = \underline{M}_N(j) + m(j) [\underline{B}_{[N]}^{j-1} + \underline{G}_N(j) \varepsilon r_N(j)]$$

on obtient la formule :

$$(51) \quad \underline{G}_N(j) = \frac{\underline{M}_N(j) + m(j) \underline{B}_{[N]}^{j-1}}{1 - m(j) \varepsilon r_N(j)}.$$

5. Description de l'algorithme « Fast-Kalman »

L'algorithme Fast-Kalman a donc pour but de calculer itérativement le gain $\underline{G}_{N+1}(j)$ apparaissant dans la formule réursive (42), qui permet le calcul de $\underline{W}_{[N+1]}^j$ à partir de $\underline{W}_{[N+1]}^{j-1}$ et de la nouvelle information issue des observations réalisées à l'instant j .

$$\underline{W}_{[N+1]}^j = \underline{W}_{[N+1]}^{j-1} + \underline{G}_{N+1}(j) [X(j) - [\underline{W}_{[N+1]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j[N+1]}]. \quad (42)$$

Nous supposons connues les quantités calculées à l'instant précédent :

$$\underline{W}_{[N+1]}^{j-1}, \underline{A}_{[N]}^{j-1}, \underline{B}_{[N]}^{j-1}, \underline{G}_N(j-1),$$

ainsi que les observations réalisées à l'instant j : $b(j)$, donc $\underline{b}_{j[N+1]}$ et $X(j)$.

5.1. CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE A PRIORI À L'INSTANT j (ORDRE N)

Cette relation est décrite en (41.1)

$$ed_N(j) = b(j) - [\underline{A}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j-1[N]}. \quad (41.1)$$

5.2. MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION DIRECTE

$$\underline{A}_{[N]}^j = \underline{A}_{[N]}^{j-1} + \underline{G}_N(j-1) ed_N(j). \quad (40)$$

5.3. CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE A POSTERIORI À L'INSTANT j (ORDRE N)

Il est décrit par la formule (48)

$$\varepsilon d_N(j) = b(j) - [\underline{A}_{[N]}^j]^T \underline{b}_{j-1[N]}. \quad (48)$$

5.4. RENOUVELLEMENT DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE CUMULÉE

Cette expression est décrite dans l'annexe D.

$$Ed(j) = Ed(j-1) + ed_N(j) \varepsilon d_N(j).$$

5.5. CALCUL DU GAIN $\underline{G}_{N+1}(j)$

L'expression (47) permet de calculer $\underline{G}_{N+1}(j)$

$$\underline{G}_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} 0 \\ \hline \underline{G}_{N(j-1)} \end{bmatrix} + \frac{\varepsilon d_N(j)}{Ed(j)} \begin{bmatrix} 1 \\ \hline -\underline{A}_{[N]}^j \end{bmatrix}. \quad (47)$$

5.6. CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION RÉTROGRADE A PRIORI À L'INSTANT j (ORDRE N)

Ce calcul découle de la définition (41.2)

$$\varepsilon r_N(j) = b(j-N) - [\underline{B}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j[N]}. \quad (41.2)$$

5.7. CALCUL DE $\underline{G}_N(j)$

On utilise la formule (51)

$$\underline{G}_N(j) = \frac{\underline{M}_N(j) + m(j) \underline{B}_{[N]}^{j-1}}{1 - m(j) \varepsilon r_N(j)} \quad (51)$$

expression dans laquelle $\underline{M}_N(j)$ et $m(j)$ résultent du partitionnement de $\underline{G}_{N+1}(j)$ défini en (50)

$$\underline{G}_{N+1}(j) = \begin{bmatrix} \underline{M}_N(j) \\ \hline m(j) \end{bmatrix}. \quad (50)$$

5.8. MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION RÉTROGRADE

Elle est obtenue à l'aide de la relation (41)

$$\underline{B}_{[N]}^j = \underline{B}_{[N]}^{j-1} + \underline{G}_N(j) \varepsilon r_N(j). \quad (41)$$

On est alors en possession de $\underline{A}_{[N]}^j, \underline{B}_{[N]}^j, \underline{G}_N(j)$ qui permettent de mettre en œuvre, à l'aide des observations réalisées à l'instant $j+1$, la nouvelle itération.

En clair, cet algorithme permet, non pas de calculer récursivement $\underline{G}_{N+1}(j)$ mais $\underline{G}_N(j)$. Il faut donc utiliser la formule (42), écrite à l'ordre N c'est-à-dire :

$$(42bis) \quad \underline{W}_{[N]}^j = \underline{W}_{[N]}^{j-1} + \underline{G}_N(j) [X(j) - [\underline{W}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j[N]}]$$

la référence $\{b(j), \dots, b(J - N + 1)\}$ (si la mémoire du filtre estimé est N), ils considèrent l'estimateur de $X(j)$ comme projection orthogonale de $X(j)$ sur l'espace-référence.

Les opérations de projection sur l'espace des $b(k)$ sont reliées simplement aux systèmes prédicteurs direct et rétrograde de b . Un autre intérêt de cette méthode est de permettre l'élaboration d'un algorithme normalisé [8]; celui-ci diminue la dynamique des variables en les normalisant par la racine carrée de la puissance de sortie. Deux variantes, intermédiaires entre la version de base FTF (annexes 8 et 9) et la version normalisée (annexe 12) existent et réalisent un compromis entre l'augmentation du taux de calcul apportée par la normalisation et une stabilité numérique accrue. La première version, proche du FTF normalisé, appelée « FTF quasinormalized » (annexe 13) [8], normalise toutes les variables, sauf le gain intermédiaire $G_N(j)$ qui en général ne présente pas une dynamique importante. La deuxième, appelée « FTF overnormalized » (annexe 14) [131], divise tous les paramètres par la

puissance de sortie (au lieu de la racine carrée de cette puissance).

La version de base FTF est en fait identique au FAEST (Partie 5, § 6) en changeant le facteur de proportionnalité $\alpha_N(j)$ en $\frac{1}{\gamma_N(j)}$ et en modifiant sa

formule de renouvellement.

$\gamma_N(j)$ apparaît comme le cosinus carré de l'angle séparant le sous-espace engendré par $\{b(j), \dots, b(j - N + 1)\}$ et celui engendré par $\{b(j - 1), \dots, b(j - N)\}$.

Outre l'utilisation de la projection orthogonale, l'originalité de la méthode FTF est de proposer une procédure d'initialisation exacte pour démarrer l'algorithme (Partie 6, § 1.2).

La référence [4] est très intéressante car elle propose l'unification des trois algorithmes Fast Kalman, FAEST et FTF.

Il est montré que sous réserve d'un choix judicieux des conditions initiales, ces algorithmes sont équivalents.

Sixième Partie

EXPLOITATION DES ALGORITHMES DE TYPE KALMAN RAPIDE

1. Choix des conditions initiales

1.1. ALGORITHMES FAST KALMAN ET FAEST

L'erreur de prédiction cumulée $Ed(j)$ intervient comme diviseur dans les algorithmes Fast Kalman et FAEST. Pour éviter la division par zéro à l'instant initial il faut, d'après la définition de Ed , lui assigner une valeur non nulle et positive

$$Ed(j) = \sum_{q=0}^j [ed(j)]^2.$$

Par raison de symétrie il convient de prendre $Er(0) = Ed(0)$.

Examinons comment borner cette valeur. Elle ne doit pas être trop grande, car elle modifie le critère de minimisation. En effet, on minimise :

$$\sum_{p=0}^j [X(p) - [W_{[N]}^p]^T b_{p[N]}]^2 + Ed(0)[W_{[N]}^j]^T W_{[N]}^j$$

au lieu de

$$\sum_{p=0}^j [X(p) - [W_{[N]}^p]^T b_{p[N]}]^2.$$

Cela peut être interprété comme une erreur introduite avant toute estimation qui détruit l'exactitude de la solution des moindres carrés.

La sous-optimalité qui en découle influe sur la vitesse de convergence de l'algorithme et sur ses performances. Une valeur trop grande de $Ed(0)$ ralentit l'algorithme; il convient donc de prendre $Ed(0)$ le plus petit possible. Mais il est nécessaire pour des raisons liées à la dynamique des calculateurs d'imposer une borne inférieure à $Ed(0)$ et à $Er(0)$ pour éviter les divisions par de trop faibles valeurs.

De plus, la structure récursive de ces algorithmes propage les erreurs d'arrondi dont le cumul sur le produit $ed(j) \epsilon d(j)$ peut faire passer le diviseur $Ed(j)$, théoriquement positif, par zéro et faire ainsi diverger l'algorithme (cf. Partie VI, § 1.2).

En considérant les erreurs d'arrondi fait sur le calcul de $\hat{\mathbf{X}}_{[N]}^j$, les auteurs de la référence [182] obtiennent une borne inférieure de $Ed(0)$.

$$Ed(0) \geq \frac{N\sigma_b^2}{\lambda^{N-1}}$$

où

N est l'ordre du filtre adaptatif

σ_b^2 est la puissance de la référence

λ est le facteur d'oubli.

Ils notent que $Ed(0)$ peut tout de même être choisi plus petit que cette borne car, avec une bonne précision du calculateur, le cumul des erreurs sur le calcul de $\hat{\Gamma}_{bb[N]}^j$ reste suffisamment faible pour éviter la divergence pendant la phase transitoire. Ils conseillent avec les précisions courantes de calcul de prendre :

$$Ed(0) = \sigma_b^2.$$

Des essais sur une arithmétique à 16 bits ont montré [183] que la stabilité initiale était obtenue avec :

$$Ed(0) > \sigma_b^2/100.$$

Enfin les coefficients des filtres prédicteurs et des gains sont mis à zéro en l'absence d'informations particulières.

1.2. ALGORITHME FTF

Cioffi et Kailath [8] proposent une procédure d'initialisation exacte pour démarrer l'algorithme FTF. Dans le cas le plus courant (fenêtre a priori ou « prewindowed ») le vecteur $b_{0[N]}$ est nul. Il s'agit alors d'estimer un filtre d'ordre N pour les valeurs de j allant de 0 jusqu'à $N - 1$. La matrice des données $\hat{\Gamma}_{[N]}^j$ utilisée dans le calcul du gain du filtre est non inversible pour $j < N$, et l'on ne cherche pas à minimiser la quantité :

$$\sum_{q=0}^{j < N} [X(q) - [W_{[N]}^j]^T b_{q[N]}]^2$$

mais on la force à zéro.

Donc $e_N(j) = X(j) - [W_{[N]}^j]^T b_{j[N]}$ est nulle.

A chaque instant $j < N$ on calcule un filtre à j coefficients tel que :

$$[W_{[j]}^j]^T b_{j[j]} = X(j)$$

$X(j)$ est strictement une combinaison linéaire des $b(j) \dots b(0)$ si et seulement si $S(j)$ est nul, et dans ce cas lorsque $j = N$ on obtient la solution exacte des moindres carrés.

Sinon il est nécessaire d'observer plus de N échantillons pour estimer $W_{[N]}$ en tenant compte des erreurs $e(j)$ significatives. La procédure d'initialisation est détaillée en **annexe 10**.

2. Influence des instabilités numériques sur les algorithmes Fast Kalman, FAEST et FTF

L'instabilité numérique provient de la propagation des erreurs d'arrondi inhérentes aux calculateurs ; elle ne provient pas de l'algorithme lui-même. Ce problème surgit dans la mise en œuvre des algorithmes récursifs qui enchaînent le calcul de variables à partir d'autres variables. Après un certain nombre d'itérations les erreurs d'arrondi accumulées peuvent, en annulant des diviseurs théoriquement positifs, faire diverger l'algorithme.

Nous présentons ci-dessous les diverses techniques de contrôle de stabilité qui ont été élaborées.

2.1. CONTRÔLE DE LA STABILITÉ DU FAST KALMAN ET DU FAEST

2.1.1. Contrôle global de l'algorithme

Le rapport $\frac{1}{\alpha_N(j)} = \frac{\varepsilon d(j)}{ed(j)}$ qui doit être compris entre 0 et 1 dès lors que la matrice $\Gamma_{bb[N]}$ est inversible, offre un moyen de contrôle de la stabilité.

Si $\frac{1}{\alpha_N(j)}$ sort de l'intervalle $[0, 1]$ il faut arrêter le déroulement des calculs et réinitialiser les variables. Cette méthode pose de sérieux problèmes pratiques dans les cas où la phase de réinitialisation risque d'occulter l'estimation de signaux brefs.

Il est aussi possible de prévoir, pendant tout le calcul, un rappel à zéro des coefficients de prédiction $A_{[N]}$ et $B_{[N]}$ en introduisant un facteur d'oubli β dans leurs équations de renouvellement.

Ceci est particulièrement intéressant [182] dans le cas de signaux non stationnaires.

2.1.2. Influence sur le diviseur $Ed(j)$

Nous avons évoqué (Partie 6, § 1.1) la détermination d'une borne inférieure de la valeur initiale de ce diviseur. Il est possible aussi d'introduire une constante de stabilisation C dans la formule de renouvellement de Ed [182], telle que :

$$Ed(j) = \lambda Ed(j - 1) + ed(j) \varepsilon d(j) + C$$

λ : facteur d'oubli.

On est ainsi toujours assuré que :

$$Ed(j) \geq C/(1 - \lambda).$$

Dans la référence ci-dessus, les auteurs conseillent le choix suivant :

$$C \approx (1 - \lambda) Ed(0).$$

Cependant cette constante ne suffit pas à assurer la stabilité si λ_{\min} , la plus petite des valeurs propres de la matrice de corrélation de b , $\Gamma_{bb[N]}$, est proche de σ_b^2 .

En tenant compte d'erreurs d'arrondi dans le calcul de $\hat{\Gamma}_{bb[N]}^j$ [182] on peut exprimer une borne inférieure du facteur d'oubli λ , permettant de s'adapter aux non stationnarités des signaux.

$$1 - \lambda \leq \frac{\lambda_{\min}}{\sigma_b^2 N}.$$

2.1.3. Influence sur le diviseur $[1 - m(j) er_N(j)]$

Le terme $[1 - m(j) er(j)]$ (Partie 5, § 5.7), théoriquement positif, intervient aussi comme diviseur :

$$0 < 1 - m(j) er_N(j) = \lambda \frac{Er(j - 1)}{Er(j)} < 1.$$

D. Lin [7] remarque que l'instant où ce terme devient négatif pour la première fois, par accumulation des erreurs d'arrondi, est indicatif d'une divergence imminente.

En pratique c'est ce diviseur qui pose à terme le problème de l'instabilité numérique, alors que Ed influe sur la stabilité initiale.

Le terme $[1 - m(j)er_N(j)]$ est utilisé comme « variable de sauvegarde ». Après négativité de cette variable, à l'instant j_1 , on garde les coefficients du filtre $\underline{W}_{[N]}^{j_1-1}$ estimés à l'instant $j_1 - 1$.

$\underline{W}_{[N]}^{j_1-1}$ est plus proche de la solution exacte que n'importe quel vecteur arbitraire puisque le filtre, qui a convergé avec le $Ed(0)$ choisi, n'a pas encore commencé à diverger par accumulation des erreurs d'arrondi.

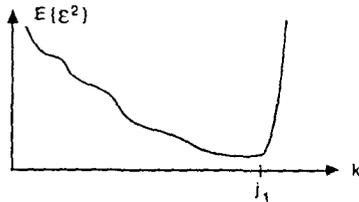


Fig. 11. — Courbe d'apprentissage du système.

Au lieu de chercher $\underline{W}_{[N]}^j$ qui estime :

$$\hat{S}(j) = X(j) - [\underline{W}_{[N]}^j]^T \underline{b}_{j-1[N]}$$

on cherche $\underline{\Delta W}_{[N]}^{j-1}$ pour $j > j_1$ qui estime :

$$\hat{S}(j) = X(j) - [\underline{W}_{[N]}^{j_1-1}]^T \underline{b}_{j-1[N]} - [\underline{\Delta W}_{[N]}^j]^T \underline{b}_{j-1[N]}$$

c'est-à-dire que, ayant figé $\underline{W}_{[N]}^{j_1-1}$ on redémarre l'algorithme pour estimer $\underline{\Delta W}$, avec $\underline{\Delta W}_{[N]}^{j_1-1} = 0$ et un vecteur initial \underline{b}_j non nul.

Alors :

$$\hat{S}(j) = X(j) - [[\underline{W}_{[N]}^{j_1-1}]^T + [\underline{\Delta W}_{[N]}^j]^T] \underline{b}_{j[N]}$$

L'intérêt de cette procédure est de ne pas provoquer de réinitialisation totale.

2.2. CONTRÔLE DE LA STABILITÉ DU FTF

Dans une autre approche, Cioffi et Kailath [8] proposent une procédure d'initialisation exacte pour

$j \leq N$, alors que $\underline{\Gamma}_{bb[N]}$ est non inversible, utilisant une matrice pseudo-inverse (Partie 6, § 1.2).

Toutefois cette procédure souffre d'instabilité numérique surtout lorsque le système est d'ordre élevé ou de rapport signal à bruit fort [4]. Elle peut être améliorée, si N est grand, par une réinitialisation utilisant la variable de sauvegarde de Lin. Après négativité à l'instant j_1 de cette variable, on recommence une nouvelle estimation en donnant arbitrairement un poids μ à la nouvelle condition initiale $\underline{W}_{[N]}^{j_1-1}$ sauvegardée.

Alors, pour $j \geq j_1$ on minimise [8] :

$$\zeta_N(j) = \mu \|\underline{W}_{[N]}^j - \underline{W}_{[N]}^{j_1-1}\|^2 + \sum_{t=1}^j [X(t) - [\underline{W}_{[N]}^t]^T \underline{b}_{t[N]}]^2$$

Bien sûr ceci rend l'algorithme sous-optimal.

Cioffi et Kailath proposent [8] trois méthodes pour allonger les périodes entre réinitialisations :

- par un algorithme plus stable, dit « $7N+N$ », corrigeant le gain \underline{G}_N à l'aide d'inverses généralisées [annexe 11] lorsque la variable $\gamma_N(j)$ sort de l'intervalle $[0, 1]$
- par addition de bruit blanc sur $b(j)$ pour éviter la singularité de $\underline{\Gamma}_{bb[N]}$
- par l'utilisation d'un algorithme normalisé diminuant la dynamique des variables.

Cependant dans la référence [4], Wang et Trussel montrent que l'initialisation exacte n'est applicable que dans des cas limités et ne semble pas présenter d'avantages catégoriques. La stabilité numérique dépend fortement du conditionnement de la matrice de données $\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j$ et des fluctuations de l'observation $X(j)$.

Wang et Trussel préfèrent utiliser une séquence d'essai si le système est d'ordre faible pour éviter cette instabilité. D'autre part ils proposent comme variable de sauvegarde $\gamma_N(j)$ dont le changement de signe est condition nécessaire et suffisante de celui de la variable de Lin $[1 - m(j)er_N(j)]$. Ils indiquent que dans certains cas, l'algorithme peut aussi diverger si $\gamma_N(j) > 1$, ou bien lorsque les deux variables sont simultanément positives mais très faibles.

3. Chronologie et dénomination des algorithmes de type Kalman rapide

	Dénomination	Présentation	Année	N° Base de l'article	Valeur initiale
D. Falconer/L. Ljung	FK	Matricielle	1978	{ 162 157	= 0
G. Halkias G. Carayannis J. Dologlou/D. Emmanoulopoulos	FK	Matricielle	1982	10	≠ 0
G. Carayannis D. Manolakis N. Kalouptsidis	FAEST	Matricielle	1983	9	= 0
M. Bellanger	MCR basé sur l'ensemble des erreurs de prédiction	Matricielle	1983	137	≠ 0
M. Bellanger	MCR basé sur l'erreur a priori	Matricielle	1985	11	{ = 0 ≠ 0
J. Cioffi/T. Kailath	FTF	Espaces Vectoriels		8	Initialisation exacte

[4] : Article d'unification de Wang et Trussel utilisant l'approche vectorielle

Précisions sur les dénominations des algorithmes optimaux, à ordre fixe et à faible taux de calcul.

FK	FAEST	FTF
Chez Falconner et Ljung L. « prewindowed » Chez Halkias, Carayannis, ... « sans la restriction de fenêtre a priori » Chez Bellanger, « MCR (algorithme des Moindres Carrés Rapide) » ou « FLS (Fast Least Square) dans les publications en anglais de cet auteur », ou encore « TFLS (Transversal Fast Least Square) »	Diminution du taux de calcul en éliminant les redondances Partitionnement de Γ^{-1} approche matricielle chez Carayannis, Manolakis, Kalouptsidis MCR basé sur l'ensemble des erreurs de prédiction chez Bellanger (ou FLS dans les publications en anglais)	Partitionnement de Γ^{-1} approche géométrique ou vectorielle, chez Cioffi
Chez Benallal, Gilloire, Faucon algorithme des moindres carrés Transversaux Rapide (TR) Chez Botto, Fast Transversal Filter (FTF)		

Septième Partie

ESTIMATION ADAPTATIVE OPTIMALE RÉCURSIVE
3^e approche : UTILISATION DE LA STRUCTURE EN TREILLIS

L'algorithme en treillis permet de résoudre simultanément les problèmes de prédictions directe et rétrograde.

Dans l'annexe B nous avons présenté les calculs permettant de déterminer les coefficients des deux prédicteurs. Ces derniers sont solutions des équations de Yule-Walker (35 bis, 37 bis). En réalité dans la mise en place de l'algorithme Fast-Kalman ces équations ne sont pas directement utilisées, sinon par le biais du partitionnement de la matrice $\hat{\mathbb{P}}_{bb}^{j+1} [N+1]$.

L'introduction d'une récurrence sur l'ordre des prédicteurs induit naturellement une structure constituée de cellules en cascade, ce qui permet de passer aisément d'un prédicteur d'ordre N à un prédicteur d'ordre N + 1.

En fin de chapitre, nous exposerons le principe de l'utilisation des structures en treillis pour la soustraction de bruit.

1. Introduction de la structure en treillis

1.1. PRÉDICTEURS D'ORDRE 1

Dans l'annexe B nous avons développé le calcul des coefficients des prédicteurs linéaires direct et rétrograde d'ordre N.

Ces coefficients sont solutions des équations de Yule-Walker. En réalité les coefficients $A_{[N]}^j$ et $B_{[N]}^j$ sont solutions des relations (34) et (36).

Nous allons reprendre ces calculs dans le cas où le critère d'estimation est un critère statistique.

Le coefficient $A_1^j(j+1)$ du prédicteur direct d'ordre 1 qui estime $b(j+1)$ à partir de l'observation scalaire $b(j)$ au sens EQM est tel que :

$$E \{ [b(j+1) - A_1^j(j+1) b(j)]^2 \} \text{ soit minimal.}$$

En utilisant par exemple, le théorème de la projection orthogonale, il vient :

$$E \{ [b(j+1) - A_1^j(j+1) b(j)] b(j) \} = 0,$$

ce qui signifie que l'erreur de prédiction directe a posteriori

$$(57) \quad \varepsilon d_1(j+1) = b(j+1) - A_1^j(j+1) b(j)$$

est orthogonale à $b(j)$.

$$(58) \quad E \{ \varepsilon d_1(j+1) b(j) \} = 0$$

Il en découle immédiatement la valeur de $A_1^j(j+1)$

$$(59) \quad A_1^j(j+1) = \frac{E \{ b(j+1) b(j) \}}{E \{ [b(j)]^2 \}}$$

En utilisant une démarche analogue, le coefficient $B_1^j(j)$ du prédicteur rétrograde d'ordre 1 qui estime $b(j-1)$ à partir de $b(j)$, est tel que :

$$(60) \quad E \{ \varepsilon r_1(j+1) b(j) \} = 0$$

expression dans laquelle :

$$(61) \quad \varepsilon r_1(j) = b(j-1) - B_1^j(j) b(j)$$

est l'erreur de prédiction rétrograde d'ordre 1 a posteriori.

L'exploitation de (60) conduit au calcul de $B_1^j(j)$.

$$(62) \quad B_1^j(j) = \frac{E \{ b(j-1) b(j) \}}{E \{ [b(j)]^2 \}}$$

1.2. CAS DES PRÉDICTEURS D'ORDRE 2 AU SENS EQM

Le prédicteur direct à un pas d'ordre 2 s'écrit :

$$(63) \quad \hat{b}(j+1 | j, j-1) = A_1^2(j+1) b(j) + A_2^2(j+1) b(j-1)$$

L'erreur de prédiction directe a posteriori

$$\varepsilon d_2(j+1) = b(j+1) - \hat{b}(j+1 | j, j-1)$$

doit être orthogonale à $b(j)$ et $b(j-1)$, soit :

$$(64) \quad E \{ \varepsilon d_2(j+1) b(j) \} = 0$$

$$(65) \quad E \{ \varepsilon d_2(j+1) b(j-1) \} = 0$$

La résolution de ce système linéaire fournit les deux coefficients du filtre prédicteur d'ordre 2 dans le sens direct.

Dans le cas du prédicteur d'ordre 2 cette résolution est simple à mettre en œuvre, les coefficients étant solutions d'un système linéaire composé de 2 équations à 2 inconnues.

Dans le cas du prédicteur d'ordre N, les coefficients cherchés sont solutions d'un système linéaire composé de N équations à N inconnues. Il est alors intéressant de déterminer récursivement les coefficients du prédicteur d'ordre N à partir des coefficients des prédicteurs direct et rétrograde d'ordre N - 1.

Cette méthode est connue sous le nom d'algorithme de Levinson.

1.3. MISE EN PLACE DE L'ALGORITHME DE LEVINSON DANS LE CAS DU PRÉDICTEUR DIRECT D'ORDRE 2

Il est possible de déterminer une relation entre les erreurs de prédiction d'ordre 2 et les erreurs de prédiction d'ordre 1.

Par définition, l'erreur de prédiction d'ordre 2 dans le sens direct est :

$$\varepsilon d_2(j+1) = b(j+1) - A_1^2(j+1)b(j) - A_2^2(j+1)b(j-1).$$

Remplaçons $b(j+1)$ et $b(j-1)$ par les expressions (57) et (61),

$$\begin{aligned} \varepsilon d_2(j+1) &= \varepsilon d_1(j+1) + A_1^1(j+1)b(j) \\ &\quad - A_1^2(j+1)b(j) \\ &\quad - A_2^2(j+1)[\varepsilon r_1(j) + B_1^1(j)b(j)]. \end{aligned}$$

Ce qui peut être écrit :

$$\begin{aligned} (66) \quad \varepsilon d_2(j+1) &= \varepsilon d_1(j+1) + \\ &[A_1^1(j+1) - A_1^2(j+1) - A_2^2(j+1)B_1^1(j)]b(j) \\ &\quad - A_2^2(j+1)\varepsilon r_1(j). \end{aligned}$$

En tenant compte du fait que $\varepsilon d_2(j+1)$, $\varepsilon d_1(j+1)$ et $\varepsilon r_1(j)$ sont orthogonaux à $b(j)$ [(64), (58) et (60)], il vient :

$$(67) \quad A_1^1(j+1) - A_1^2(j+1) - A_2^2(j+1)B_1^1(j) = 0,$$

puisque $E\{[b(j)]^2\}$ est différent de 0.

Dans ces conditions la formule (66) s'écrit :

$$(68) \quad \varepsilon d_2(j+1) = \varepsilon d_1(j+1) - A_2^2(j+1)\varepsilon r_1(j)$$

$\varepsilon r_1(j)$ étant une combinaison linéaire de $b(j-1)$ et $b(j)$ (61), est orthogonal à $\varepsilon d_2(j+1)$ (relations 64 et 65); ainsi

$$E\{\varepsilon d_2(j+1)\varepsilon r_1(j)\} = 0.$$

La relation (68) entraîne donc :

$$(69) \quad A_2^2(j+1) = \frac{E\{\varepsilon d_1(j+1)\varepsilon r_1(j)\}}{E\{[\varepsilon r_1(j)]^2\}}$$

De la même manière les formules (67) et (68) permettent de calculer $\varepsilon d_2(j+1)$ et $A_1^2(j+1)$.

$$A_1^2(j+1) = A_1^1(j+1) - A_2^2(j+1)B_1^1(j) \quad (67)$$

$$\varepsilon d_2(j+1) = \varepsilon d_1(j+1) - A_2^2(j+1)\varepsilon r_1(j) \quad (68)$$

En utilisant une technique analogue, il est possible de déterminer les relations qui permettent de calculer les coefficients du prédicteur rétrograde d'ordre 2 en fonction des coefficients des prédicteurs direct et rétrograde d'ordre 1.

L'estimateur linéaire de $b(j-1)$ au sens EQM (dans le sens rétrograde) est :

$$\begin{aligned} \hat{b}(j-1|j, j+1) \\ = B_1^2(j+1)b(j) + B_2^2(j+1)b(j+1). \end{aligned}$$

L'erreur d'estimation est alors :

$$(70) \quad \varepsilon r_2(j+1) = b(j-1) - B_1^2(j+1)b(j) - B_2^2(j+1)b(j+1).$$

La minimisation de $E\{[\varepsilon r_2(j+1)]^2\}$ entraîne les relations d'orthogonalité suivantes :

$$(71) \quad E\{\varepsilon r_2(j+1)b(j)\} = 0$$

$$(72) \quad E\{\varepsilon r_2(j+1)b(j+1)\} = 0$$

En utilisant (61) et (57) l'expression (70) s'écrit :

$$\begin{aligned} \varepsilon r_2(j) &= \varepsilon r_1(j) + B_1^1(j)b(j) - B_1^2(j+1)b(j) \\ &\quad - B_2^2(j+1)[\varepsilon d_1(j+1) + A_1^1(j+1)b(j)] \end{aligned}$$

$b(j)$ étant orthogonal à $\varepsilon r_2(j)$ (71), à $\varepsilon r_1(j)$ (60) et à $\varepsilon d_1(j+1)$ (58) et ayant

$$E\{[b(j)]^2\} \neq 0,$$

$$(73) \quad B_1^1(j) - B_1^2(j+1) - B_2^2(j+1)A_1^1(j+1) = 0$$

d'où

$$(74) \quad \varepsilon r_2(j) = \varepsilon r_1(j) - B_2^2(j+1)\varepsilon d_1(j+1)$$

$\varepsilon r_2(j+1)$ étant orthogonal à $b(j)$ et $b(j+1)$, est orthogonal à $\varepsilon d_1(j+1)$ qui est une combinaison linéaire de $b(j)$ et $b(j+1)$ (57)

$$(75) \quad E\{\varepsilon r_2(j+1)\varepsilon d_1(j+1)\} = 0.$$

En exploitant cette relation dans (74), il vient :

$$(76) \quad B_2^2(j+1) = \frac{E\{\varepsilon r_1(j)\varepsilon d_1(j+1)\}}{E\{[\varepsilon d_1(j+1)]^2\}}$$

1.4. PROPAGATION DES ERREURS: CELLULE EN TREILLIS

Les relations (68) et (74) peuvent être écrites :

$$(77) \quad \begin{cases} \varepsilon d_2(j+1) = \varepsilon d_1(j+1) - K_2^j(j+1)\varepsilon r_1(j) \\ \varepsilon r_2(j) = \varepsilon r_1(j) - K_2^d(j+1)\varepsilon d_1(j+1) \\ K_2^j(j+1) = A_2^2(j+1) = \frac{E\{\varepsilon d_1(j+1)\varepsilon r_1(j)\}}{E\{[\varepsilon r_1(j)]^2\}} \\ K_2^d(j+1) = B_2^2(j+1) = \frac{E\{\varepsilon r_1(j)\varepsilon d_1(j+1)\}}{E\{[\varepsilon d_1(j+1)]^2\}} \end{cases}$$

L'ensemble des expressions (77) est souvent représenté par le schéma suivant, appelé « Cellule en Treillis » d'ordre 2.

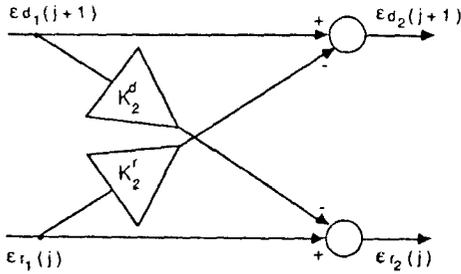


Fig. 12 — Schéma de la cellule en treillis.

K_2^d et K_2^r sont appelés respectivement coefficients de réflexion directe et rétrograde.

L'ensemble des coefficients des deux prédicteurs d'ordre 2 est calculé au moyen de l'expression récurrente suivante :

$$(78) \begin{bmatrix} 1 & -A_1^2(j+1) & -A_2^2(j+1) \\ -B_2^2(j+1) & -B_1^2(j+1) & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -K_2^r(j+1) \\ -K_2^d(j+1) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -A_1^1(j+1) & 0 \\ 0 & -B_1^1(j) & 1 \end{bmatrix}$$

(voir (67), (69), (73) et (75)).

1.5. GÉNÉRALISATION : CAS DES PRÉDICTEURS D'ORDRE N

La définition et les propriétés des prédicteurs d'ordre N sont présentées en **annexe B**.

Les coefficients de ces prédicteurs sont solutions des équations de Yule-Walker (35 bis et 37 bis, **annexe B**). L'algorithme de Levinson a pour objectif de définir une méthode itérative du calcul de ces coefficients. Dans l'**annexe B** les calculs ont été développés en minimisant un critère déterministe.

On peut bien sûr, utiliser un critère statistique. Dans ces conditions, le prédicteur linéaire d'ordre N qui estime $b(j)$ dans le sens direct [au sens EQM],

$$\hat{b}(j | j - N, \dots, j - 1) = \sum_{k=1}^N A_k^N(j) b(j - k)$$

est tel que l'erreur de prédiction d'ordre N,

$$\epsilon d_N(j) = b(j) - \hat{b}(j | j - N, \dots, j - 1)$$

est orthogonale aux observations $b(j - 1), \dots, b(j - N)$, soit :

$$(79) \quad E \{ \epsilon d_N(j) b(j - k) \} = 0 \quad k = 1, \dots, N.$$

(83)

$$\begin{bmatrix} E \{ [b(j - 1)]^2 \} & \dots & E \{ b(j - 1) b(j - N + 1) \} \\ \vdots & & \vdots \\ E \{ b(j - N + 1) b(j - 1) \} & \dots & E \{ [b(j - N + 1)]^2 \} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} A_1^{N-1}(j) - A_1^N(j) - A_N^N(j) B_{N-1}^{N-1}(j-1) \\ \vdots \\ A_{N-1}^{N-1}(j) - A_{N-1}^N(j) - A_N^N(j) B_1^{N-1}(j-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

De même, le prédicteur rétrograde d'ordre N qui estime $b(j - N)$ au sens EQM,

$$\hat{b}(j - N | j - N + 1, \dots, j) = \sum_{k=1}^N B_{N+1-k}^N(j) b(j - k + 1)$$

est tel que l'erreur de prédiction

$$\epsilon r_N(j) = b(j - N) - \hat{b}(j - N | j - N + 1, \dots, j),$$

est orthogonale aux observations $b(j - N + 1), \dots, b(j)$, soit :

$$(80) \quad E \{ \epsilon r_N(j) b(j - p) \} = 0 \quad p = 0, \dots, N - 1.$$

Le calcul de $\epsilon d_N(j) - \epsilon d_{N-1}(j)$ peut être conduit de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \epsilon d_N(j) - \epsilon d_{N-1}(j) &= \hat{b}(j | j - N + 1, \dots, j - 1) \\ &\quad - \hat{b}(j | j - N, \dots, j - 1) \\ \epsilon d_N(j) - \epsilon d_{N-1}(j) &= \sum_{k=1}^{N-1} A_k^{N-1}(j) b(j - k) - \sum_{k=1}^N A_k^N(j) b(j - k) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \epsilon d_N(j) - \epsilon d_{N-1}(j) &= \sum_{k=1}^{N-1} [A_k^{N-1}(j) - A_k^N(j)] b(j - k) \\ &\quad - A_N^N(j) b(j - N) \end{aligned}$$

or,

$$\begin{aligned} \hat{b}(j - N) &= \epsilon r_{N-1}(j - 1) \\ &\quad + \hat{b}(j - N | j - N + 1, \dots, j - 1) \\ b(j - N) &= \epsilon r_{N-1}(j - 1) \\ &\quad + \sum_{k=1}^{N-1} B_{N-k}^{N-1}(j - 1) b(j - k). \end{aligned}$$

Dans ces conditions

$$(81) \quad \epsilon d_N(j) - \epsilon d_{N-1}(j) = \sum_{k=1}^{N-1} [A_k^{N-1}(j) - A_k^N(j) - A_N^N(j) B_{N-k}^{N-1}(j-1)] \times b(j - k) - A_N^N(j) \epsilon r_{N-1}(j - 1)$$

En écrivant l'orthogonalité de $\epsilon d_{N-1}(j)$, $\epsilon d_N(j)$, $\epsilon r_{N-1}(j - 1)$ vis-à-vis de $b(j - q)$ ($q = 1, \dots, N - 1$), il vient :

$$(82) \quad \sum_{k=1}^{N-1} [A_k^{N-1}(j) - A_k^N(j) - A_N^N(j) B_{N-k}^{N-1}(j-1)] \times E \{ b(j - k) b(j - q) \} = 0 \quad (q = 1, \dots, N - 1).$$

Ce qui peut être écrit sous forme matricielle :

Ce système n'admet que la solution banale puisque la matrice du premier membre est la matrice de corrélation statistique d'ordre $N - 1$ du bruit $b(j)$ et est donc régulière.

Ainsi

$$(84) \quad A_k^{N-1}(j) - A_k^N(j) - A_N^N(j) B_{N-k}^{N-1}(j-1) = 0$$

$$k = 1, \dots, N - 1.$$

L'expression (81) devient alors :

$$(85) \quad \varepsilon d_N(j) = \varepsilon d_{N-1}(j) - A_N^N(j) \varepsilon r_{N-1}(j-1)$$

En remarquant que $\varepsilon d_N(j)$ est orthogonal à $\varepsilon r_{N-1}(j-1)$, $\varepsilon r_{N-1}(j-1)$ étant une combinaison linéaire de $b(j-1), \dots, b(j-N)$ qui sont orthogonaux à $\varepsilon d_N(j)$, l'expression (85) entraîne :

$$(86) \quad A_N^N(j) = \frac{E\{\varepsilon d_{N-1}(j) \varepsilon r_{N-1}(j-1)\}}{E\{\varepsilon r_{N-1}(j-1)\}^2}$$

Une démarche analogue définit les relations de récurrence permettant de déterminer les coefficients B_k^N à partir des coefficients B_k^{N-1}

$$B_{N-k}^{N-1}(j-1) - B_{N-k}^N(j) - B_N^N(j) A_k^{N-1}(j) = 0$$

$$k = 1, \dots, N - 1$$

$$(87) \quad \varepsilon r_N(j) = \varepsilon r_{N-1}(j-1) - B_N^N(j) \varepsilon d_{N-1}(j)$$

$$B_N^N(j) = \frac{E\{\varepsilon r_{N-1}(j-1) \varepsilon d_{N-1}(j)\}}{E\{\varepsilon d_{N-1}(j)\}^2}$$

La récurrence sur les coefficients constitue l'algorithme de Levinson.

$$(88) \quad \left\{ \begin{aligned} A_N^N(j) &= \frac{E\{\varepsilon d_{N-1}(j) \varepsilon r_{N-1}(j-1)\}}{E\{\varepsilon r_{N-1}(j-1)\}^2} \\ B_N^N(j) &= \frac{E\{\varepsilon r_{N-1}(j-1) \varepsilon d_{N-1}(j)\}}{E\{\varepsilon d_{N-1}(j)\}^2} \\ A_k^N(j) &= A_k^{N-1}(j) - A_N^N(j) B_{N-k}^{N-1}(j-1) \\ B_{N-k}^N(j) &= B_{N-k}^{N-1}(j-1) - B_N^N(j) A_k^{N-1}(j) \end{aligned} \right.$$

Les erreurs de prédiction se propagent suivant les expressions :

$$\varepsilon d_N(j) = \varepsilon d_{N-1}(j) - A_N^N(j) \varepsilon r_{N-1}(j-1)$$

(89)

$$\varepsilon r_N(j) = \varepsilon r_{N-1}(j-1) - B_N^N(j) \varepsilon d_{N-1}(j)$$

En posant

$$(90) \quad K_N^r(j) = A_N^N(j)$$

coefficient de réflexion rétrograde

$$K_N^d(j) = B_N^N(j)$$

coefficient de réflexion direct, les formules (89) peuvent être illustrées par le schéma de la figure 13, appelé cellule en treillis d'ordre N.

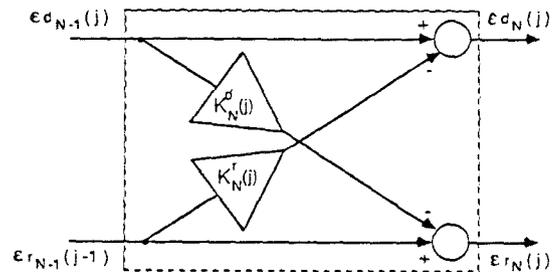


Fig. 13. — Cellule en treillis.

1.6. STRUCTURE CASCADE DES CELLULES EN TREILLIS

Les erreurs de prédiction directe et rétrograde, aux différents ordres, peuvent être obtenues à l'aide de cellules en treillis disposées en cascade. Entre chaque cellule, il est nécessaire d'intercaler une cellule de retard élémentaire. Ainsi, la liaison entre deux cellules consécutives est obtenue de la façon suivante :

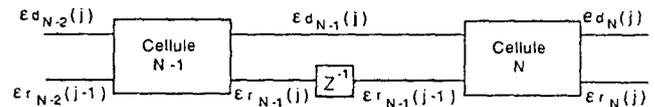


Fig. 14. — Mise en cascade de cellules élémentaires.

Ce qui conduit au schéma suivant :

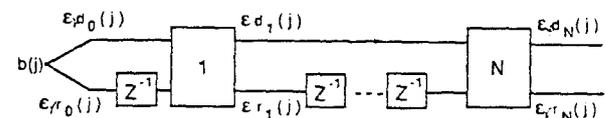


Fig. 15. — Structure en treillis d'ordre N

Il est clair que $\varepsilon d_0(j)$ et $\varepsilon r_0(j)$ (erreurs de prédiction

d'ordre 0) sont égales au processus $b(j)$, ce qui définit l'initialisation du système.

Les formules (88) peuvent être écrites matriciellement. On obtient :

$$(91) \quad \begin{bmatrix} 1 & -A_N^N(j) & \dots & -A_N^N(j) \\ -B_N^N(j) & -B_{N-1}^N(j) & \dots & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -K_N^r(j) \\ -K_N^d(j) & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 - A_{N-1}^N(j) & \dots & -A_{N-1}^N(j) & 0 \\ 0 - B_{N-1}^N(j) & \dots & -B_{N-1}^N(j) & 1 \end{bmatrix}$$

Les coefficients de réflexion sont calculés récursivement vis-à-vis de l'ordre pour une date donnée. En effet, d'après (88) et (89), en posant :

$$(92) \quad \Delta_N(j) = E \{ \varepsilon d_N(j) \varepsilon r_N(j-1) \}$$

$$(93) \quad R_N^d(j) = E \{ [\varepsilon d_N(j)]^2 \}$$

$$(94) \quad R_N^r(j) = E \{ [\varepsilon r_N(j)]^2 \}$$

il vient :

$$(95) \quad K_N^r(j) = \frac{\Delta_{N-1}(j)}{R_{N-1}^r(j-1)}$$

$$(96) \quad K_N^d(j) = \frac{\Delta_{N-1}(j)}{R_{N-1}^d(j)}$$

La récurrence sur $K_N^d(j)$ et $K_N^r(j)$ est obtenue à l'aide d'une récurrence sur Δ , R^d et R^r . D'après (89) :

$$\begin{aligned} \varepsilon d_N(j) &= \varepsilon d_{N-1}(j) - K_N^r(j) \varepsilon r_{N-1}(j-1) \\ \varepsilon r_N(j) &= \varepsilon r_{N-1}(j-1) - K_N^d(j) \varepsilon d_{N-1}(j) \end{aligned}$$

D'où :

$$R_N^d(j) = E \{ [\varepsilon d_N(j)]^2 \}$$

$$\begin{aligned} R_N^d(j) &= E \{ [\varepsilon d_{N-1}(j)]^2 \} \\ &\quad - 2 K_N^r(j) E \{ \varepsilon d_{N-1}(j) \varepsilon r_{N-1}(j-1) \} \\ &\quad + [K_N^r(j)]^2 E \{ [\varepsilon r_{N-1}(j-1)]^2 \} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} R_N^r(j) &= R_{N-1}^r(j) - 2 K_N^d(j) \Delta_{N-1}(j) \\ &\quad + [K_N^d(j)]^2 R_{N-1}^d(j-1) \end{aligned}$$

En utilisant (95),

$$(97) \quad R_N^d(j) = R_{N-1}^d(j) - K_N^r(j) \Delta_{N-1}(j)$$

Ce qui peut également s'écrire :

$$(98) \quad R_N^d(j) = R_{N-1}^d(j) - \frac{[\Delta_{N-1}(j)]^2}{R_{N-1}^r(j-1)}$$

En utilisant une démarche analogue, la relation de récurrence permettant de calculer $R_N^r(j)$ s'écrit :

$$(99) \quad R_N^r(j) = R_{N-1}^r(j-1) - K_N^d(j) \Delta_{N-1}(j)$$

ou,

$$(100) \quad R_N^r(j) = R_{N-1}^r(j-1) - \frac{[\Delta_{N-1}(j)]^2}{R_{N-1}^d(j)}$$

A ces relations de récurrence doit s'ajouter une relation permettant de calculer récursivement $\Delta_{N-1}(j)$.

En réalité, ce calcul n'est nécessaire que dans le cas de signaux non stationnaires. En effet dans le cas de signaux stationnaires K_N^d , K_N^r , Δ_N , $A_{[N]}$ et $B_{[N]}$ sont indépendants du temps. De plus :

$$K_N^d = K_N^r \quad \text{et} \quad A_{[N]} = B_{[N]}$$

Dans le cas de signaux non stationnaires, on admet malgré tout l'existence d'une stationnarité locale et on substitue aux quantités statistiques des quantités déterministes (éventuellement pondérées exponentiellement).

Dans ces conditions la récurrence sur Δ_N est déterministe. Le calcul fait alors intervenir une variable γ_N — dite **variable de vraisemblance**.

La récurrence s'écrit alors :

$$\begin{aligned} \Delta_N(j) &= \Delta_N(j-1) + \frac{\varepsilon d_N(j) \varepsilon r_N(j-1)}{\gamma_{N-1}(j-1)} \\ (101) \quad \gamma_N(j) &= \gamma_{N-1}(j) - \frac{[\varepsilon r_N(j)]^2}{R_N^r(j)} \end{aligned}$$

Les coefficients de réflexion peuvent être calculés soit, en utilisant les expressions précédentes, soit en utilisant des traitements par blocs (Makhoul, Burg, ... Ikatura, Saito [154] ; [153]). Dans ce cas les coefficients sont calculés en remplaçant les moyennes statistiques par des moyennes temporelles. Ces approximations sont acceptables lorsque le moyennage est réalisé sur un grand nombre de données.

2. Treillis sous-optimaux

La mise en œuvre des relations (98), (100) et (101) nécessite un important volume de calculs (récurrences sur l'ordre et le temps).

Des structures treillis sous-optimales (appelées GAL : Gradient Adaptive Lattice) ont été définies. Elles ont pour but de remplacer les récurrences optimales par des récurrences de type gradient.

Les coefficients de réflexion sont calculés à l'aide des algorithmes du gradient suivants (dans le cas du GAL 2) :

$$(102) \quad K_N^d(j) = K_N^d(j-1) + \mu_N^d \frac{\varepsilon d_{N-1}(j-1) \varepsilon r_N(j-1)}{R_{N-1}^d(j-1)}$$

$$(103) \quad K_N^r(j) = K_N^r(j-1) + \mu_N^r \frac{\varepsilon d_N(j-1) \varepsilon r_{N-1}(j-2)}{R_{N-1}^r(j-1)}$$

Dans le cas du GAL 1, on décide que :

$$K_N^d = K_N^r = K_N.$$

Ce coefficient est alors calculé au moyen d'un algorithme du gradient.

Ces algorithmes (annexes 17, 18) exigent un taux de calcul plus faible mais sont sous-optimaux. En réalité ils donnent des résultats assez proches de la solution optimale. Le volume de calcul reste néanmoins important et il est souvent délicat de choisir judicieusement les μ .

3. Utilisation du treillis pour la soustraction de bruit

Une propriété importante qui découle des structures treillis est que les coefficients $A'_{[N]}$ définissent un filtre blanchisseur du processus $b(k)$ en agissant comme une procédure d'orthogonalisation de Gram-Schmidt.

Les échantillons $\varepsilon r_0(j), \varepsilon r_1(j) \dots \varepsilon r_N(j)$ qui sont les différentes erreurs de la prédiction rétrograde sont en effet orthogonaux deux à deux :

Il suffit donc de construire le filtre transversal à $N + 1$ coefficients $K_p(j)$ tel que :

$$\sum_{q=0}^j \left[X(q) + \sum_{p=0}^N K_p(j) \varepsilon r_p(q) \right]^2 \text{ soit minimal,}$$

ce qui revient à minimiser :

$$\sum_{q=0}^j [\hat{S}(q)]^2.$$

Le schéma est alors le suivant :

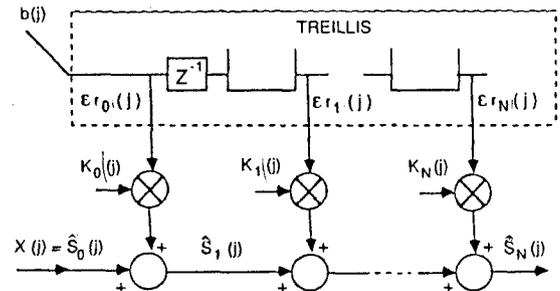


Fig. 16. — Structure en treillis adaptée à la soustraction de bruit.

Le calcul des coefficients $K_p(j)$ est réalisé à l'aide de la variable $R_N^r(j)$ (94), qui est utilisée lors de l'élaboration des cellules en treillis (voir annexe 15).

L'ensemble du traitement peut être représenté par le schéma suivant :

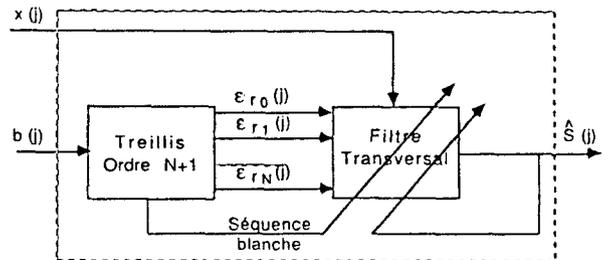


Fig. 17. — Adaptation du filtre transversal à la structure en treillis.

On constate qu'il n'est pas nécessaire de calculer explicitement les coefficients $A'_{[N]}$ et $B'_{[N]}$ dans le cas de la soustraction de bruit.

Huitième Partie

OBSERVATIONS SUR LES MÉTHODES DE RÉDUCTION DE BRUIT

Les sept premières parties ont été consacrées à la présentation de l'étude théorique des différents algorithmes adaptatifs d'identification de filtres. Nous allons maintenant, pour chacun d'entre eux, développer leurs caractéristiques en précisant la complexité de mise en œuvre, le coût de calcul et les observations propres à chacun (les coûts de calcul et la place mémoire nécessaire pour l'implantation de ces algorithmes sont détaillés dans les annexes correspondantes).

1. Méthodes temporelles optimales

1.1. CORRÉLOFILTRE

1.1.1. Mise en œuvre

Elle est simple si la référence-bruit-seul (R.B.S.) est blanche car elle se réduit alors au calcul de l'intercorrélation entre $b(j)$ et $X(j)$.

En pratique, la R.B.S. n'est pas blanche et l'adjonc-

tion du filtre blanchisseur en amont du corrélofiltre implique une inversion de la matrice de corrélation de la référence $b(j)$. Le coût de calcul est proportionnel à N^3 .

Lorsque $b(j)$ se compose de raies, la méthode se transpose aisément : le filtre blanchisseur est remplacé par un système égaliseur [93].

1.1.2. Observations

Cette méthode semble difficilement utilisable sans blanchisseur. Elle nécessite alors le coût de calcul le plus important de tous les algorithmes et il convient d'initialiser la matrice de corrélation $\underline{\Gamma}_{bb[N]}$ à inverser :

— soit par une estimation sur une séquence d'essai (ou connaissance a priori)

— soit par une matrice diagonale $\underline{\Gamma}_{bb[N]}^0 = \delta \cdot \underline{I}_N$ où δ est une petite valeur positive et \underline{I}_N la matrice identité d'ordre N .

Dans le deuxième cas, l'introduction de la condition initiale $\delta \cdot \underline{I}_N$ intervient dans le critère de minimisation. Cette modification sous-optimalise le système et le fait converger plus lentement.

Un mauvais conditionnement de la matrice dû à des erreurs d'arrondi peut rendre le déterminant de la matrice estimée suffisamment faible pour introduire une instabilité numérique dans l'estimation du filtre blanchisseur.

1.2. FORMULE DE KALMAN

1.2.1. Mise en œuvre

Elle implique un calcul matriciel pénible, bien que la matrice $[\underline{\Gamma}_{bb[N]}^j]^{-1}$ ne se calcule plus par inversion de $\underline{\Gamma}_{bb[N]}^j$ mais par récurrence sur l'instant j . Le coût de calcul reste élevé, proportionnel à N^2 , ainsi que la place mémoire requise.

1.2.2. Observations

L'initialisation de la matrice $\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}$ pose les mêmes problèmes que précédemment.

Un mauvais conditionnement de la matrice estimée dû à la propagation d'erreurs d'arrondi dans les équations récurrentes, peut rendre le dénominateur de la formule de renouvellement de la matrice \underline{K}_j (24) suffisamment faible pour faire diverger le filtre. Ce dénominateur $(1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j)$ est en réalité le rapport :

$$\alpha_N(j) = \frac{\det \underline{\Gamma}_{bb[N]}^j}{\det \underline{\Gamma}_{bb[N]}^{j-1}}$$

La matrice de corrélation est en théorie définie positive donc $0 \leq \frac{1}{\alpha_N(j)} \leq 1$.

Il est important, pour contrôler la convergence du filtre, d'observer l'estimation de $\alpha_N(j)$.

Remarque : Le coefficient $\alpha_N(j)$ est le même que celui qui intervient dans la prévention de la divergence des algorithmes de type Kalman rapide (54).

Ceci est normal : la base de tous les algorithmes est l'inversibilité de la matrice de corrélation $\underline{\Gamma}_{bb[N]}^j$

1.3. ALGORITHMES DE TYPE KALMAN RAPIDE

1.3.1. Mise en œuvre

Elle est plus simple que celle de la méthode précédente (Partie 8, § 1.2.1) car elle transforme les calculs matriciels en calculs vectoriels : la récurrence sur la matrice \underline{K}_j est remplacée par une récurrence sur le gain de Kalman $\underline{G}_N(j)$. Les trois algorithmes de type Kalman rapide sont mathématiquement équivalents [4] ; les algorithmes Fast-Kalman et FAEST procèdent d'une approche matricielle et l'algorithme FTF d'une approche vectorielle. L'élimination de la redondance entre ces algorithmes a permis de diminuer le taux de calcul. Il paraît donc plus simple d'utiliser les algorithmes FAEST ou FTF (Partie 5).

1.3.2. Observations

L'exploitation des algorithmes a été évoquée longuement dans la 6^e partie, du point de vue de leur initialisation et de leur stabilité. En pratique, il semble plus simple d'initialiser les algorithmes à une faible valeur positive $E_d(0)$ et $E_r(0)$. Notons cependant que les conditions initiales choisies en dehors d'une certaine plage n'assurent pas la convergence initiale.

Dans tous les cas l'initialisation non nulle sous-optimale le système, sans influencer notablement les performances.

En pratique l'introduction d'un facteur d'oubli fait diverger l'algorithme (il intervient en effet dans la formule de renouvellement de l'erreur cumulée E_d qui diminue ainsi rapidement, or cette variable E_d intervient ensuite comme diviseur).

En conclusion, dans le cas de signaux stationnaires le facteur d'oubli sera mis à 1, et il est assez facile de trouver les conditions initiales telles que les algorithmes convergent.

Les performances (vitesse de convergence/erreur résiduelle) sont alors les meilleures possibles (et comparables à celles de l'algorithme en treillis).

Par contre, il semble en pratique difficile d'utiliser un facteur d'oubli λ significatif (c'est-à-dire notablement inférieur à 1), car celui-ci intervient dans la stabilité de l'algorithme.

1.4. ALGORITHMES EN TREILLIS

1.4.1. Mise en œuvre

Elle est complexe car l'algorithme comporte à la fois des récurrences en ordre et en temps. Le taux de calcul élevé vient de l'obligation de calculer toutes les variables nécessaires à l'estimation de $N - 1$ filtres d'ordre 1 à $N - 1$ pour estimer un filtre de N coefficients, alors que les autres méthodes calculent globalement les N coefficients du filtre de structure transversale.

1.4.2. Observations

Cet algorithme est réputé pour être plus stable numériquement de par sa structure en cellules.

On peut aisément s'assurer par des tests sur les variables intervenant comme diviseurs que celles-ci ne sont pas trop faibles. Dans le cas contraire,

l'inverse correspondant est mis à zéro, ce qui revient en fait à ne pas renouveler les paramètres des cellules du filtre en treillis.

Il semble peu intéressant d'utiliser la version normalisée car elle nécessite un calcul pénible de racines carrées de matrices dans le cas de références multiples et il faut refaire en sortie une estimation de puissance.

2. Méthodes fréquentielles optimales

2.1. MISE EN ŒUVRE

Les deux méthodes fréquentielles optimales « formule de Kalman en fréquence » et « spectrofiltre » ont des caractéristiques communes. Notons en effet, que le passage en fréquence décorelle théoriquement les échantillons de la référence. Ainsi la matrice de corrélation $\hat{\Gamma}_{bb}$ des échantillons fréquentsiels $b_j(\nu)$ peut facilement être approchée par une matrice diagonale. En réalité, il ne s'agit que d'une approximation car l'estimation de $b(\nu)$ est réalisée sur des tranches de longueur finie, ce qui n'entraîne pas la décorrélation totale entre les canaux de fréquence.

L'inversion de la matrice $\hat{\Gamma}_{bb}^{-1}$ revient alors à une division par l'autospectre de la référence. Dans le domaine temporel, l'intérêt du calcul récursif du gain provenait de la diminution du taux de calcul qu'il entraînait, mais dans le domaine fréquentiel, les deux méthodes (récursive et non récursive) semblent identiques du point de vue du taux de calcul. Le plus simple est alors d'utiliser la méthode directe appelée Spectrofiltre.

2.2. OBSERVATIONS

Ces deux méthodes ont en commun un faible taux de calcul, avantage qui s'amenuise lorsqu'il est nécessaire de prendre un taux de recouvrement élevé.

Le travail par canal de fréquence permet une pondération naturelle par la puissance de la référence dans chaque canal.

Du point de vue des instabilités numériques, il est clair que si le diviseur $\gamma_{bb}(\nu)$ est très faible pour certains canaux de fréquence, il est préférable de

mettre les coefficients du filtre correspondants à zéro.

2. Méthodes sous-optimales

3.1. TREILLIS-GRADIENT

Cet algorithme calcule les coefficients de réflexion de manière non exacte grâce à une ou à deux formules du type-gradient (GAL 1 ou GAL 2).

Il semble avoir peu d'intérêt car il converge lentement, nécessite à peine moins de calculs que les treillis exacts et exige le choix toujours délicat de un ou deux facteurs de convergence.

3.2. ALGORITHME DU GRADIENT

Les algorithmes du gradient, en temps et en fréquence, convergent en moyenne vers la solution optimale à condition de respecter une borne théorique pour le facteur de convergence.

3.2.1. Algorithme du Gradient dans le domaine temporel

Cet algorithme a été très utilisé grâce à sa simplicité de mise en œuvre (peu de calculs, bonne capacité de poursuite de signaux non stationnaires). Malheureusement sa constante de temps est reliée à la dispersion des valeurs propres de la matrice de corrélation de la référence.

3.2.2. Algorithme du Gradient dans le domaine fréquentiel

Le facteur de convergence global de l'algorithme précédent est remplacé par un facteur de convergence par canal de fréquence. Chaque canal possède ainsi une vitesse d'adaptation qui lui est propre, au prix cependant d'une complexité de mise en œuvre plus importante.

4. Conclusion

Chaque algorithme cité possède des avantages et des inconvénients. Beaucoup de publications récentes concernent les algorithmes de type Kalman rapide et treillis, mais il reste pour les premiers des problèmes non résolus de stabilité, et pour les seconds une grande complexité de calcul.

Manuscrit reçu le 23 juin 1989.

ANNEXES

Annexe A

FORMULE DE KALMAN

A l'instant j , les coefficients du filtre \mathcal{W} sont calculés grâce à la formule de Wiener (13)

$$(13) \quad \underline{W}^j = [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j]^{-1} \hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^j$$

Nous nous proposons de trouver une relation entre \underline{W}^{j-1} et \underline{W}^j , $\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j$ et $\hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^j$ étant calculés récursivement au moyen des formules (21) et (22)

$$(21) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j = \hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^{j-1} + \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T$$

$$(22) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^j = \hat{\underline{\Gamma}}_{XY}^{j-1} + \underline{X}(j) \underline{Y}_j^T$$

On détermine cette relation en utilisant la formule d'inversion matricielle de Woodbury, qui donne une expression de l'inverse d'une matrice écrite sous la forme $\underline{A} + \underline{B}\underline{D}$:

1. Formule de Woodbury

\underline{A} étant une matrice carrée inversible $n \times n$,

\underline{B} étant une matrice $n \times p$,

\underline{D} étant une matrice $p \times n$,

Si $\underline{A} + \underline{B}\underline{D}$ est inversible, son inverse est :

$$[\underline{A} + \underline{B}\underline{D}]^{-1} = \underline{A}^{-1} - \underline{A}^{-1} \underline{B} [\underline{I} + \underline{D}\underline{A}^{-1} \underline{B}]^{-1} \underline{D}\underline{A}^{-1}$$

2. Utilisation de la formule de Woodbury

Pour exploiter la formule (13), il faut calculer l'inverse de $\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j$. Ce calcul est effectué en utilisant la formule de Woodbury appliquée à l'expression (21).

Il vient :

$$(23) \quad [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j]^{-1} = [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^{j-1} + \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T]^{-1}$$

$$[\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j]^{-1} = [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^{j-1}]^{-1} - \frac{[\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^{j-1}]^{-1} \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^{j-1}]^{-1}}{1 + \underline{Y}_j^T [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^{j-1}]^{-1} \underline{Y}_j}$$

Cette expression permet de calculer récursivement : $[\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j]^{-1}$.

En posant : $\underline{K}_j = [\hat{\underline{\Gamma}}_{YY}^j]^{-1}$, l'expression (23) s'écrit :

$$(24) \quad \underline{K}_j = \underline{K}_{j-1} - \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1}}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}$$

D'où :

$$\underline{K}_j \underline{Y}_j = \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j - \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}$$

$$\underline{K}_j \underline{Y}_j = \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j \left[1 - \frac{\underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j} \right]$$

$$(25) \quad \underline{K}_j \underline{Y}_j = \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}$$

La formule (13) qui fournit à l'instant j les coefficients de la réponse impulsionnelle du filtre \mathcal{W} devient alors :

$$\begin{aligned} \underline{W}^j &= \underline{K}_j \hat{\Gamma}_{XY}^j \\ \underline{W}^j &= \underline{K}_j [\hat{\Gamma}_{XY}^{j-1} + X(j) \underline{Y}_j] \end{aligned}$$

$X(j)$ étant scalaire :

$$\underline{W}^j = \underline{K}_j \hat{\Gamma}_{XY}^{j-1} + X(j) \underline{K}_j \underline{Y}_j .$$

En utilisant (24) et (25), il vient :

$$\underline{W}^j = \left[\underline{K}_{j-1} - \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1}}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j} \right] \hat{\Gamma}_{XY}^{j-1} + X(j) \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j} .$$

Ayant :

$$\begin{aligned} \underline{W}^{j-1} &= \underline{K}_{j-1} \hat{\Gamma}_{XY}^{j-1} , \\ \underline{W}^j &= \underline{W}^{j-1} - \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1}}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j} \hat{\Gamma}_{XY}^{j-1} + X(j) \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j} \end{aligned}$$

ce qui peut s'écrire :

$$\underline{W}^j = \underline{W}^{j-1} - \frac{\underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j}{1 + \underline{Y}_j^T \underline{K}_{j-1} \underline{Y}_j} [X(j) - \underline{Y}_j^T \underline{W}^{j-1}]$$

et en utilisant une nouvelle fois (25) :

$$(26) \quad \underline{W}^j = \underline{W}^{j-1} + \underline{K}_j \underline{Y}_j [X(j) - \underline{Y}_j^T \underline{W}^{j-1}] .$$

Annexe B

PRÉDICTEURS LINÉAIRES A UN PAS D'ORDRE N AU SENS DE L'ÉCART QUADRATIQUE MOYEN MINIMAL

1. Prédiction linéaire à un pas d'ordre N dans le sens direct (ou progressif)

On considère le signal scalaire, aléatoire, discret, réel $b(k) [k = -\infty, \dots, +\infty]$ observé aux instants $k = j - N, \dots, j - 1$.

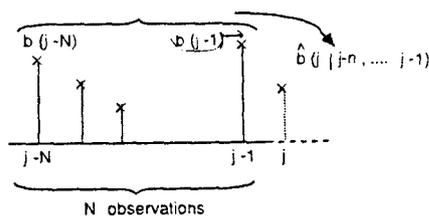


Fig. A1. — La prédiction directe à l'ordre N de $b(j)$ utilise la suite des échantillons $b(j-N)$ à $b(j-1)$.

On appelle prédicteur linéaire à un pas d'ordre N dans le sens direct, au sens de l'écart quadratique moyen minimal [EQM], la quantité :

$$\hat{b}(j | j - N, \dots, j - 1) = \sum_{k=1}^N A_k^N b(j - k)$$

telle que, en posant :

$$\varepsilon_N(j) = b(j) - \hat{b}(j | j - N, \dots, j - 1)$$

$E\{[\varepsilon_N(j)]^2\}$ soit minimale. $\varepsilon_N(j)$ s'appelle l'erreur de prédiction directe à un pas d'ordre N à l'instant j . Dans la suite cette valeur minimale sera notée $ed_N(j)$.

Les A_k^N sont appelés coefficients de prédiction directe (ou progressive) de $b(j)$ à l'ordre N .

2. Prédiction linéaire à un pas d'ordre N dans le sens rétrograde

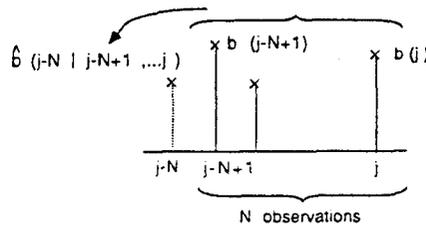


Fig. A2. — La prédiction rétrograde à l'ordre N de $b(j - N)$ utilise la suite des échantillons $b(j)$ à $b(j - N + 1)$.

Le signal $b(k)$ étant observé aux instants $j - N + 1, \dots, j$, on appelle prédicteur linéaire à un pas d'ordre N dans le sens rétrograde au sens EQM, la quantité :

$$\hat{b}(j - N | j - N + 1, \dots, j) = \sum_{k=N+1-k}^N B_{N+1-k}^N b(j + 1 - k)$$

telle qu'en posant :

$$\eta_N(j - N) = b(j - N) - \hat{b}(j - N | j - N + 1, \dots, j)$$

$E\{[\eta_N(j - N)]^2\}$ soit minimale.

Dans la suite, cette valeur minimale sera notée $er_N(j)$.

$\eta_N(j - N)$ s'appelle l'erreur de prédiction rétrograde à un pas d'ordre N à l'instant $j - N$.

Les B_{N+1-k}^N sont appelés coefficients de prédiction rétrograde de $b(j - N)$ à l'ordre N .

3. Équations de Yule-Walker

Dans le paragraphe précédent, nous avons utilisé pour le calcul des prédicteurs un critère statistique des moindres-carrés, soit la minimisation de :

$$E\{[\varepsilon_N(j)]^2\} \quad \text{ou de} \quad E\{[\eta_N(j - N)]^2\}.$$

En pratique les termes statistiques sont estimés par des moyennes temporelles, ce qui revient à considérer un critère temporel. On suppose que le signal $b(k)$ est nul pour $k < 0$; à l'instant (j) on minimise :

$$Ed(j) = \sum_{q=0}^j [\varepsilon_N(q)]^2$$

$$Er(j) = \sum_{q=0}^j [\eta_N(q - N)]^2$$

$Ed(j)$ est appelée erreur quadratique de prédiction directe cumulée.

$Er(j)$ est appelée erreur quadratique de prédiction rétrograde cumulée.

La recherche du minimum de $Ed(j)$ et de $Er(j)$ par rapport aux coefficients de prédiction directe A_k^N et de prédiction rétrograde B_{N+1-k}^N , conduit aux équations de Yule-Walker (ou de la prédiction linéaire) :

$$\begin{cases} \frac{\partial Ed(j)}{\partial A_k^N} = 0 \\ \frac{\partial Er(j)}{\partial B_{N+1-k}^N} = 0. \end{cases}$$

Ceci entraîne :

$$\begin{cases} \sum_{q=0}^j \left[b(q) - \sum_{k=1}^N A_k^N b(q-k) \right] b(q-r) = 0 & r = 1, N \\ \sum_{q=0}^j \left[b(q-N) - \sum_{k=1}^N B_{N+1-k}^N b(q+1-k) \right] b(q+1-r) = 0 & r = 1, N \\ \sum_{k=0}^N A_k^N \sum_{q=0}^j b(q-k) b(q-r) = \sum_{q=0}^j b(q) b(q-r) & r = 1, N \\ \sum_{k=1}^N B_{N+1-k}^N \sum_{q=0}^j b(q+1-k) b(q+1-r) = \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q+1-r) & r = 1, N \end{cases}$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{q=0}^j b(q-1) b(q-1) & \dots & \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q-1) \\ \sum_{q=0}^j b(q-1) b(q-k) & \dots & \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q-k) \\ \sum_{q=0}^j b(q-1) b(q-N) & \dots & \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q-N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1^N \\ A_k^N \\ A_N^N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{q=0}^j b(q) b(q-1) \\ \sum_{q=0}^j b(q) b(q-k) \\ \sum_{q=0}^j b(q) b(q-N) \end{bmatrix}.$$

La matrice du premier membre est la matrice de corrélation temporelle d'ordre N , $\hat{\Gamma}_{bb}^{j-1}[N]$ du bruit $b(k)$, évaluée à l'instant $j-1$ (cf. (30)).

En posant :

$$\begin{aligned} \underline{b}_{q[N]}^T &= [b(q), b(q-1), \dots, b(q-N+1)] \\ \hat{\Gamma}_{bb}^{j-1}[N] &= \sum_{q=0}^j \underline{b}_{q-1[N]} \underline{b}_{q-1[N]}^T \quad (\text{cf. } 30)) \end{aligned}$$

Le vecteur du deuxième membre est :

$$\underline{L}_{N(j)}^d = \sum_{q=0}^j b(q) \underline{b}_{q-1[N]} \quad (\text{cf. } (30.2))$$

Ainsi, en posant $\underline{A}_{[N]}^T = [A_1^N, \dots, A_N^N]$, l'équation matricielle devient, pour la prédiction directe à l'instant j :

$$(34) \quad \hat{\Gamma}_{bb}^{j-1}[N] \underline{A}_{[N]}^j = \underline{L}_{N(j)}^d$$

Dans cette expression le vecteur des coefficients $\underline{A}_{[N]}$ a été indicé en j pour rappeler qu'il correspond à la prédiction directe de $b(j)$.

En calculant la valeur minimale de Ed , il vient :

$$\begin{aligned} Ed(j) &= \sum_{q=0}^j [b(q) - \hat{b}(q|q-1, \dots, q-N)]^2 \\ Ed(j) &= \sum_{q=0}^j b(q)[b(q) - \hat{b}(q|q-1, \dots, q-N)] - \sum_{q=0}^j \hat{b}(q|q-1, \dots, q-N)[b(q) - \hat{b}(q|q-1, \dots, q-N)]. \end{aligned}$$

Le second terme est nul car :

$$\frac{\partial Ed}{\partial A_k^N} = 0 \Rightarrow \sum_{q=0}^j [b(q) - \hat{b}(q|q-1, \dots, q-N)] b(q-r) = 0 \quad r = 1, N$$

d'où :

$$Ed(j) = \sum_{q=0}^j b(q)[b(q) - \hat{b}(q|q-1, \dots, q-N)]$$

$$Ed(j) = \sum_{q=0}^j [b(q)]^2 - \sum_{q=1}^j b(q)[\mathbf{A}_{[N]}^j]^T \underline{b}_{q-1[N]}$$

(35)
$$Ed(j) = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j - [\mathbf{A}_{[N]}^j]^T \underline{r}_{N(j)}^d$$

Cette relation peut être regroupée avec la précédente pour constituer l'équation de la prédiction progressive, dite de Yule Walker.

(35bis)

$$\begin{bmatrix} \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j & [\underline{r}_{N(j)}^d]^T \\ \underline{r}_{N(j)}^d & \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{A}_{[N]}^j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Ed(j) \\ 0 \end{bmatrix} \quad \text{Équation de Yule Walker progressive}$$

De la même façon, on peut écrire l'équation permettant de calculer :

$$\mathbf{B}_{[N]}^T = [\mathbf{B}_N^N \dots \mathbf{B}_1^N]$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{q=0}^j [b(q)]^2 & \dots & \sum_{q=0}^j b(q) b(q-N+1) \\ \sum_{q=0}^j b(q-N+1) b(q) & \dots & \sum_{q=0}^j [b(q-N+1)]^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{B}_N^N \\ \mathbf{B}_1^N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q) \\ \sum_{q=0}^j b(q-N) b(q-N+1) \end{bmatrix}$$

(36)
$$\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j \cdot \mathbf{B}_{[N]}^j = \underline{r}_{N(j)}^r,$$

expression dans laquelle : $\underline{r}_{N(j)}^r = \sum_{q=0}^j b(q-N) \underline{b}_{q[N]}$ (cf. (31.2).

De même $Er(j)$ peut être calculé :

$$Er(j) = \sum_{q=0}^j [b(q-N) - \hat{b}(q-N|q-N+1, \dots, q)]^2$$

$$Er(j) = \sum_{q=0}^j b^2(q-N) - \sum_{q=0}^j b(q-N) \hat{b}(q-N|q-N+1, \dots, q)$$

(37)
$$Er(j) = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^{j-N} - [\mathbf{B}_{[N]}^j]^T \underline{r}_{N(j)}^r.$$

D'où la seconde équation, dite de Yule Walker rétrograde :

(37bis)

$$\begin{bmatrix} \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j & [\underline{r}_{N(j)}^r]^T \\ [\underline{r}_{N(j)}^r]^T & \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^{j-N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\mathbf{B}_{[N]}^j \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ Er(j) \end{bmatrix} \quad \text{Équation de Yule Walker rétrograde}$$

Là encore on a fait figurer l'indice j dans l'expression des coefficients du filtre prédicteur rétrograde pour rappeler que la prédiction de $b(j-N)$ nécessite la connaissance des échantillons $b(j-N+1), \dots, b(j)$.

Annexe C

INVERSION DE LA MATRICE $\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j$ [N+1]

1. Inversion correspondant au premier partitionnement

Le premier partitionnement a été calculé et donné par la formule (31)

$$(31) \quad [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j]_{[N+1]} = \begin{bmatrix} \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j & [r_N^d(j)]^T \\ [r_N^d(j)] & \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1} \end{bmatrix}.$$

L'utilisation de l'algorithme rappelé par les formules (33 bis) conduit aux calculs suivants :

$$\underline{D} = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j - [r_N^d(j)]^T [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} r_N^d(j).$$

En utilisant (34), puis (35), il vient :

$$\underline{D} = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j - [r_N^d(j)]^T \underline{A}_{[N]}^j = E d(j)$$

D'où

$$\underline{B}_{11} = \frac{1}{E d(j)}$$

$$\underline{B}_{12} = -\frac{1}{E d(j)} [r_N^d(j)]^T [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1}.$$

En utilisant (34),

$$\underline{B}_{12} = -\frac{1}{E d(j)} [\underline{A}_{[N]}^j]^T.$$

Enfin :

$$\underline{B}_{22} = [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} + [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} r_N^d(j) [\underline{A}_{[N]}^j]^T \frac{1}{E d(j)}$$

$$\underline{B}_{22} = [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} + \frac{\underline{A}_{[N]}^j [\underline{A}_{[N]}^j]^T}{E d(j)}$$

Ainsi

$$(43) \quad [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j]_{[N-1]}^{-1} = \frac{1}{E d(j)} \begin{bmatrix} 1 & -[\underline{A}_{[N]}^j]^T \\ -\underline{A}_{[N]}^j & E d(j) [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} + \underline{A}_{[N]}^j [\underline{A}_{[N]}^j]^T \end{bmatrix}.$$

2. Inversion correspondant au second partitionnement

Le second partitionnement est donné par la formule (32)

$$(32) \quad \hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j]_{[N+1]} = \begin{bmatrix} \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j & r_N^r(j) \\ [r_N^r(j)]^T & \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^{j-N} \end{bmatrix}.$$

La technique d'inversion rappelée par les formules (33) permet de calculer les sous-matrices de $[\hat{\underline{\Gamma}}_{bb}^j]_{[N+1]}^{-1}$

$$\underline{C} = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^{j-N} - [r_N^r(j)]^T [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j]^{-1} r_N^r(j).$$

En utilisant (36), puis (37)

$$\underline{C} = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^{j-N} - [r_N^r(j)]^T \underline{B}_{[N]}^j = E r(j)$$

$$\underline{B}_{22} = \frac{1}{E r(j)}$$

d'où

$$\underline{\mathbf{B}}_{12} = - [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j]^{-1} \underline{\mathbf{r}}_N^r(j) \frac{1}{\underline{\mathbf{E}}r(j)}.$$

En utilisant (36),

$$\underline{\mathbf{B}}_{12} = - \frac{\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j}{\underline{\mathbf{E}}r(j)}.$$

Enfin

$$\underline{\mathbf{B}}_{11} = [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j]^{-1} + \frac{\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j}{\underline{\mathbf{E}}r(j)} [\underline{\mathbf{r}}_N^r(j)]^T [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j]^{-1}.$$

En utilisant une nouvelle fois (36),

$$\underline{\mathbf{B}}_{11} = [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j]^{-1} + \frac{\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j [\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j]^T}{\underline{\mathbf{E}}r(j)}.$$

Ainsi

$$(44) \quad [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N+1]}^j]^{-1} = \frac{1}{\underline{\mathbf{E}}r(j)} \left[\begin{array}{c|c} \underline{\mathbf{E}}r(j) [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^j]^{-1} + \underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j [\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j]^T & - \underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j \\ \hline - [\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^j]^T & 1 \end{array} \right].$$

Annexe D

RENOUVELLEMENT DES ERREURS DE PREDICTION CUMULÉES

Renouvellement de l'erreur de prédiction cumulée directe

Par définition

$$(35) \quad \underline{\mathbf{e}}d(j) = \hat{\underline{\Gamma}}_{bb[1]}^j - [\underline{\mathbf{A}}_{[N]}^j]^T \underline{\mathbf{r}}_N^d(j).$$

En utilisant (30.1), il vient :

$$\begin{aligned} \underline{\mathbf{e}}d(j) &= \sum_{q=0}^j b^2(q) - [\underline{\mathbf{A}}_{[N]}^j]^T \underline{\mathbf{r}}_N^d(j) \\ \underline{\mathbf{e}}d(j) &= \sum_{q=0}^{j-1} b^2(q) + b^2(j) - [\underline{\mathbf{A}}_{[N]}^j]^T \underline{\mathbf{r}}_N^d(j). \end{aligned}$$

En utilisant (40),

$$\begin{aligned} \underline{\mathbf{e}}d &= \sum_{q=0}^{j-1} b^2(q) + b^2(j) - [\underline{\mathbf{A}}_{[N]}^{j-1}]^T + \underline{\mathbf{G}}_N(j-1) \underline{\mathbf{e}}d_N(j-1) \underline{\mathbf{r}}_N^d(j) \\ \underline{\mathbf{e}}d &= \sum_{q=0}^{j-1} b^2(q) + b^2(j) - [\underline{\mathbf{A}}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{\mathbf{r}}_N^d(j) - \underline{\mathbf{e}}d_N(j-1) [\underline{\mathbf{G}}_N(j-1)]^T \underline{\mathbf{r}}_N^d(j). \end{aligned}$$

En utilisant (30.2)

$$\underline{\mathbf{e}}d(j) = \sum_{q=0}^{j-1} b^2(q) + b^2(j) - [\underline{\mathbf{A}}_{[N]}^{j-1}]^T [\underline{\mathbf{r}}_{N-1}^d(j-1) + b(j) \underline{\mathbf{b}}_{j-1[N]}] - \underline{\mathbf{e}}d_N(j-1) [\underline{\mathbf{G}}_N(j-1)]^T \underline{\mathbf{r}}_N^d(j).$$

En utilisant la définition de : $\underline{G}_N(j-1) = [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} \underline{b}_{j-1[N]}$, il vient :

$$Ed(j) = Ed(j-1) + b(j)[b(j) - [\underline{A}_{[N]}^{j-1}]^T \underline{b}_{j-1[N]}] - \underline{b}_{j-1[N]}^T [\hat{\underline{\Gamma}}_{bb[N]}^{j-1}]^{-1} \underline{L}_N^d(j) ed_N(j).$$

En utilisant (41.1) et (34),

$$Ed(j) = Ed(j-1) + b(j) ed_N(j) - \underline{b}_{j-1[N]}^T \underline{A}_{[N]}^j ed_N(j)$$

d'où

$$Ed(j) = Ed(j-1) + ed_N(j)[b(j) - \underline{b}_{j-1[N]}^T \underline{A}_{[N]}^j].$$

Ce qui compte tenu de (48) entraîne :

$$Ed(j) = Ed(j-1) + ed_N(j) \varepsilon d_N(j) \quad .$$

De même, en utilisant une démarche analogue, on peut montrer que

$$Er(j) = Er(j-1) + er_N(j) \varepsilon r_N(j) \quad .$$

expression dans laquelle $\varepsilon r_N(j)$ est l'erreur de prédiction rétrograde a posteriori de $b(j-N)$:

$$\varepsilon r_N(j) = b(j-N) - [\underline{B}_{[N]}^j]^T \underline{b}_{j[N]}.$$

Définition des variables utilisées dans les algorithmes

VARIABLES D'ENTRÉE ET DE SORTIE RELATIVES À TOUS LES ALGORITHMES

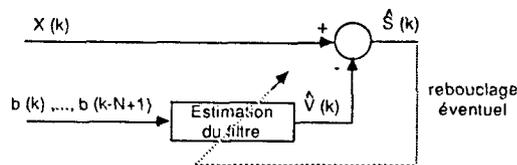


Fig. A3. — Variables communes.

Entrées du programme :

Échantillons d'entrée du filtre : $b(k), \dots, b(k-N+1)$

Observation bruitée : $X(k)$

Ordre du filtre : N

Sortie du programme :

Erreur en sortie ou signal estimé recherché : $\hat{S}(k)$.

Variables :

k : indice temporel

ν : indice fréquentiel dans le cas d'algorithmes fréquentiels

λ : facteur d'oubli

\underline{W}^k : coefficients du gain du filtre \mathcal{W} à l'échantillon k .

$\underline{H}^j(\nu)$: coefficients du gain fréquentiel du filtre \mathcal{W} à la tranche d'indice j .

Annexe 1

FORMULE DE KALMAN EN FRÉQUENCE

On découpe le signal bruité $X(k)$ et la référence $b(k)$ en tranches de rang j et de longueur N .
 Pour éviter les effets transitoires en début de tranche, il est nécessaire de faire se recouvrir les tranches. $RECOV$ est, en nombre d'échantillons, la longueur du recouvrement.
 Si on utilise une FFT, N doit être une puissance de 2.

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre et longueur des tranches
- $RECOV$: Nombre de points communs à 2 tranches d'indices consécutifs j et $(j + 1)$
- λ : Facteur d'oubli

Initialisations :

Les coefficients $H(v)$ du gain complexe \mathcal{W} seront mis à zéro.

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE DE TRANCHE J :

LECTURE DES DONNÉES :

Lire N points de $X(k)$ et $b(k)$ appelés $\underline{X}_j(k)$ et $\underline{b}_j(k)$

TRANSFORMÉES DE FOURIER (FFT)

TF de $\underline{X}_j(k)$ et $\underline{b}_j(k)$

On obtient $(N/2) + 1$ points complexes ; $\mathcal{X}_j(v)$ et $b_j(v)$

ESTIMATION DE L'AUTOSPECTRE DE LA RÉFÉRENCE:

Estimation de $\gamma_{bb}^j(v)$ pour la tranche d'indice j

$$\hat{\gamma}_{bb}^j(v) = \lambda \hat{\gamma}_{bb}^{j-1}(v) + b_j(v) b_j^*(v)$$

ESTIMATION DU SIGNAL

Estimation dans le domaine fréquentiel

$$\hat{\mathcal{P}}_j(v) = \mathcal{X}_j(v) - H^{j-1}(v) - b_j(v)$$

Estimation dans le domaine temporel

TF inverse de $\hat{\mathcal{P}}_j(v)$

on obtient N points de $\hat{\mathcal{P}}_j(k)$

on ne garde que les $RECOV$ derniers points.

Pour la première tranche :

- soit on ne garde pas les $(N-RECOV)$ premiers points ; ils ne seront donc pas estimés.
- soit on les garde en sachant qu'ils sont mal estimés (transitoires).

CALCUL DE L'ERREUR SANS TRANSITOIRE : $E_j(v)$

On découpe dans le fichier \hat{S} rempli précédemment N points bien estimés correspondant à la tranche de rang j et on en fait la TF : on obtient $(N/2 + 1)$ points complexes : $E_j(v)$.

RENOUVELLEMENT DU GAIN DU FILTRE :

Renouvellement des $(N/2 + 1)$ coefficients complexes $H^j(v)$

$$H^j(v) = H^{j-1}(v) - \frac{1}{\hat{\gamma}_{bb}^j(v)} E_j(v)$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DE CALCUL SANS RECOUVREMENT

— Pour un bloc de N points de $X(k)$ et $b(k)$

FFT de $X(k)$ et $b(k)$	$2 \left(\frac{N}{2} \log_2 N \right)$	×
estimation de $\gamma_{bb}(v)$	$2 N$	×
estimation de $\mathcal{P}_j(v)$	N	+
estimation de $S_j(k)$	N	×
renouvellement de $H_j(v)$	$\frac{N}{2} \log_2 N$	×
		N	/
		N	-

— Coût de calcul par échantillon de sortie

$$\begin{array}{r} \frac{3}{2} \log_2 N + 3 \\ 1 \\ 2 \\ 1 \end{array} \begin{array}{l} \times \\ + \\ - \\ / \end{array}$$

— D'une tranche à l'autre, on garde en mémoire :

$$\begin{array}{ll} \hat{\gamma}_{bb}^j(\nu) & \dots\dots\dots (N/2 + 1) \text{ points complexes} \\ H^j(\nu) & \dots\dots\dots (N/2 + 1) \text{ points complexes} \end{array}$$

COÛT DE CALCUL AVEC RECOUVREMENT

— Pour un bloc de N points de X(k) et b(k)

Il faut ajouter au calcul précédent une TF de $\hat{S}_j(k)$ pris dans le fichier des $\hat{S}(k)$ bien estimés.

— Coût de calcul pour N points :

$$\begin{array}{r} \frac{4 N}{2} \log_2 N + 3 N \\ N \\ 2 N \\ N \end{array} \begin{array}{l} \times \\ + \\ - \\ / \end{array}$$

On ne garde en fait que (N-RECOV) points estimés

— Coût de calcul par échantillon de sortie :

$$\begin{array}{r} \left(\frac{2 \log_2 N + 3 N}{N - \text{RECOV}} \right) \\ \left(\frac{N}{N - \text{RECOV}} \right) \\ \left(\frac{2 N}{N - \text{RECOV}} \right) \\ \left(\frac{N}{N - \text{RECOV}} \right) \end{array} \begin{array}{l} \times \\ + \\ - \\ / \end{array}$$

Annexe 2

LMS FRÉQUENCE

On découpe le signal bruité X(k) et la référence b(k) en tranches de rang j, de longueur N. Pour éviter les transitoires en début de tranche, il est nécessaire de faire se recouvrir les tranches. La longueur du recouvrement, en nombre de points, est RECOV.

Si on utilise une FFT, N doit être une puissance de 2.

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre et longueur des tranches
- RECOV : Nombre de points communs à 2 tranches d'indices consécutifs j et (j + 1)
- μ(ν) : Facteur de convergence par canal de fréquence (autant de μ que de canaux de fréquence)

Initialisations :

Les coefficients H(ν) du gain complexe de W seront mis à zéro.

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE DE TRANCHE j

LECTURE DES DONNÉES :

Lire N points de X(k) et b(k) appelés X_j(k) et b_j(k)

TRANSFORMÉES DE FOURIER (FFT)

TF de X_j(k) et b_j(k)

On obtient $(N/2 + 1)$ points complexes : $X_j(v)$ et $b_j(v)$

ESTIMATION DU SIGNAL

Estimation dans le domaine fréquentiel

$$\hat{\mathcal{P}}_j(v) = X_j(v) - H^{j-1}(v) b_j(v)$$

Estimation dans le domaine temporel

TF inverse de $\hat{\mathcal{P}}_j(v)$

On obtient N points de $\hat{S}_j(k)$

On ne garde que les RECOV derniers points.

Pour la première tranche :

— soit les $(N-RECOV)$ premiers points ne sont pas conservés

— soit on les garde en sachant qu'ils seront mal estimés (transitoires).

CALCUL DE L'ERREUR SANS TRANSITOIRE : $E_j(v)$

On découpe dans le fichier \hat{S} rempli précédemment les N points bien estimés qui correspondent à la tranche de rang j et on fait la TF : on obtient $(N/2 + 1)$ points complexes : $E_j(v)$.

RENOUVELLEMENT DU GAIN DU FILTRE :

Renouvellement des $(N/2 + 1)$ coefficients complexes $H^j(v)$

$$H^j(v) = H^{j-1}(v) + \mu(v) b_j^*(v) E_j(v)$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DE CALCUL SANS RECOUVREMENT

— Pour un bloc de N points de $X(k)$ et $b(k)$

FFT de $X(k)$ et $b(k)$	$2 \left(\frac{N}{2} \log_2 N \right)$	×	
Estimation de $\hat{\mathcal{P}}_j(v)$	N	×	
Estimation de $S_j(k)$	N	-	
Renouvellement de $H^j(v)$	$\left(\frac{N}{2} \log_2 N \right)$	×	
	$2N$	×	
	N	+	
— Coût de calcul par échantillon de sortie	$\left(\frac{3}{2} \log_2 N + 3 \right)$	×	
	1	+	
	1	-	

— D'une tranche à l'autre, on garde en mémoire

$H^j(v)$ $(N/2 + 1)$ points complexes

COÛT DE CALCUL AVEC RECOUVREMENT

— Pour un bloc de N points de $X(k)$ et $b(k)$

Il faut ajouter au calcul précédent une TF de $\hat{S}_j(k)$ pris dans le fichier des $\hat{S}(k)$ bien estimés.

— Coût de calcul pour N points

$$\left(\frac{4N}{2} \log_2 N + 3N \right) \times$$

N	+
N	-

On ne garde en fait que $(N-RECOV)$ points estimés

— Coût de calcul par échantillon de sortie

$$\left(\frac{2N \log_2 N + 3N}{N - RECOV} \right) \times$$

N	+
N	-

Annexe 3

SPECTROFILTRE

On découpe le signal bruité $X(k)$ et la référence $b(k)$ en tranches de rang j , de longueur N . Pour éviter les transitoires en début de tranche, il est nécessaire de faire se recouvrir les tranches. La longueur de recouvrement, en nombre d'échantillons est RECOV. Si on utilise une FFT, N doit être une puissance de 2.

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre et longueur des tranches
- RECOV : Nombre de points communs à 2 tranches d'indices consécutifs j et $(j + 1)$
- λ : Facteur d'oubli.

Initialisations :

Les coefficients $H(v)$ du gain complexe de \mathcal{W} seront mis à zéro.

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE DE TRANCHE j

LECTURE DES DONNÉES :

Lire N points de $X(k)$ et $b(k)$ appelés $X_j(k)$ et $b_j(k)$

TRANSFORMÉES DE FOURIER (FFT)

TF de $X_j(k)$ et $b_j(k)$

On obtient $(N/2 + 1)$ points complexes : $X_j(v)$ et $b_j(v)$

ESTIMATION DU SIGNAL

Estimation dans le domaine fréquentiel

$$\mathcal{P}_j(v) = X_j(v) - H^{j-1}(v) b_j(v)$$

Estimation dans le domaine temporel

TF inverse de $\mathcal{P}_j(v)$

On obtient N points de $\hat{S}_j(k)$

On ne conserve que les RECOV derniers points.

Pour la première tranche :

- soit les $(N-RECOV)$ premiers points ne sont pas conservés ; ils ne seront donc pas estimés
- soit on les garde en sachant qu'ils seront mal estimés (transitoire).

ESTIMATION DE L'INTERSPECTRE ENTRE b et X

Estimation de $\hat{\gamma}_{Xb}^j(v)$ pour la tranche d'indice j

$$\hat{\gamma}_{Xb}^j(v) = \lambda \cdot \hat{\gamma}_{Xb}^{j-1}(v) + X_j(v) b_j^*(v)$$

ESTIMATION DE L'AUTOSPECTRE DE LA RÉFÉRENCE

Estimation de $\hat{\gamma}_{bb}^j(v)$ pour la tranche d'indice j

$$\hat{\gamma}_{bb}^j(v) = \lambda \cdot \hat{\gamma}_{bb}^{j-1}(v) + b_j(v) b_j^*(v)$$

Estimation pour la tranche d'indice j

$$H^j(v) = \frac{\hat{\gamma}_{Xb}^j(v)}{\hat{\gamma}_{bb}^j(v)}$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DE CALCUL SANS RECOUVREMENT

— Pour un bloc de N points de $X(k)$ et $b(k)$

FFT de $X(k)$ et $b(k)$	$2 \left(\frac{N}{2} \log_2 N \right)$	×
Estimation de $\mathcal{P}_j(v)$	N	×
Estimation de $S_j(k)$	$\left(\frac{N}{2} \log_2 N \right)$	×
Estimation de $\hat{\gamma}_{bb}^j(v)$	$2N$	×
		N	+

Estimation de $\hat{\gamma}_{xb}^j(\nu)$	2 N		×
	N		+
Estimation de $H^j(\nu)$	N		/
— Coût de calcul par échantillon de sortie		$\left(\frac{3}{2} \log_2 N + 5\right)$	×
		1	/
		2	+
		1	-
— D'une tranche à l'autre, on garde en mémoire			
$\hat{\gamma}_{bb}^j(\nu)$	(N/2 + 1)		points complexes
$\hat{\gamma}_{xb}^j(\nu)$	(N/2 + 1)		points complexes

COÛT DE CALCUL AVEC RECOUVREMENT

— Pour un bloc de N points de $X(k)$ et $b(k)$ le coût de calcul est :

	$\left(\frac{3}{2} N \log_2 N + 5 N\right)$		×
	N		/
	2 N		+
	N		-

On ne garde en fait que (N-RECOV) points estimés.

— Coût de calcul par échantillon de sortie

	$\frac{3 N}{2} \log_2 N + 5 N$		×
	$\frac{N - \text{RECOV}}{N}$		/
	$\frac{N - \text{RECOV}}{2 N}$		+
	$\frac{N - \text{RECOV}}{N}$		-

Annexe 4

ALGORITHME LMS-TEMPS

Paramètres à entrer :

N : Ordre du filtre

μ : Facteur de convergence

Initialisations :

Les coefficients du filtre $\mathbf{W}_{[N]}$ seront mis à zéro.

PROGRAMME

BOUCLE SUR L'INDICE D'ÉCHANTILLON TEMPOREL k : $k = 1, T$

Lire N points de b : $b(k - N + 1)$ à $b(k)$

Lire $X(k)$

CALCUL DU SIGNAL ESTIMÉ :

$$\hat{S}(k) = X(k) - [\mathbf{W}_{[N]}^{k-1}]^T \mathbf{b}_{k[N]}$$

CALCUL DE L'ÉNERGIE DANS LE FILTRE : $EN(k)$

$$EN(k) = \sum_{p=k-N+1}^k b^2(p)$$

RENOUVELLEMENT DES COEFFICIENTS DU FILTRE ADAPTATIF

$$\mathbf{W}_{[N]}^k = \mathbf{W}_{[N]}^{k-1} + \frac{\mu}{EN(k)} \mathbf{b}_{k[N]} \hat{S}(k)$$

FIN DE BOUCLE

Remarque : La normalisation de μ par l'énergie contenue dans le filtre $EN(k)$ est indispensable pour traiter des signaux non stationnaires. Si les signaux sont stationnaires, l'algorithme est plus simple (cf. 4^e partie 1-2) : on ne calcule pas $EN(k)$ et la formule de renouvellement est :

$$\underline{W}_{[N]}^k = \underline{W}_{[N]}^{k-1} + \mu \underline{b}_{k[N]} \hat{S}_j(k)$$

COÛT DE CALCUL AVEC NORMALISATION DE μ

— Par échantillon de sortie

Calcul de $\hat{S}(k)$	N	×
		N	+
Calcul de $EN(k)$	1	—
		N	×
		N	+
Renouvellement de $\underline{W}_{[N]}^k$	1	/
		(N + 1)	×
		N	+

— Coût de calcul total par échantillon de sortie

(3 N + 1)	×
1	/
3 N	+
N	—

COÛT DE CALCUL SANS NORMALISATION DE μ

— Par échantillon de sortie

Calcul de $\hat{S}(k)$	N	×
		N	+
		1	—
Renouvellement de $\underline{W}_{[N]}^k$	(N + 1)	×
		N	+

— Coût de calcul total par échantillon de sortie

(2 N + 1)	×
2 N	+
N	—

VARIABLES PROPRES AUX ALGORITHMES DE TYPE KALMAN RAPIDE
n° d'annexes 5, 6, 7, 8

Prédiction directe de la référence :

— Vecteur des coefficients de prédiction directe	$\underline{A}_{[N]}^{k-1}$
— Erreur de prédiction directe a priori	$ed(k)$
— Erreur de prédiction directe a posteriori	$\varepsilon d(k)$
— Erreur quadratique de prédiction directe cumulée	$Ed(k)$

Prédiction rétrograde de la référence :

— Vecteur des coefficients de prédiction rétrograde	$\underline{B}_{[N]}^{k-1}$
— Erreur de prédiction rétrograde a priori	$er(k)$
— Erreur de prédiction rétrograde a posteriori	$\varepsilon r(k)$
— Erreur quadratique de prédiction rétrograde cumulée	$Er(k)$

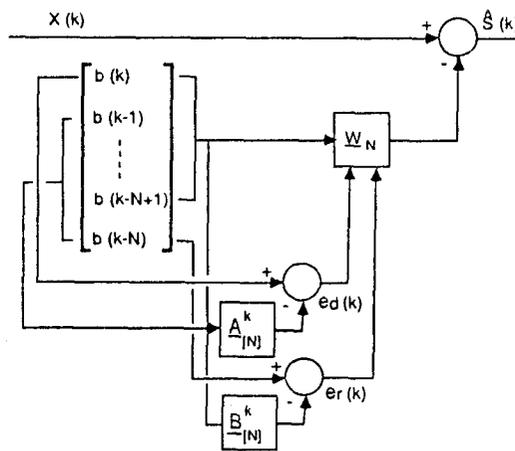


Fig. A4. — Soustraction de bruit utilisant un algorithme de type Kalman rapide.

Annexe 5

ALGORITHME FAST KALMAN AVEC VALEUR INITIALE NULLE

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre
- R₀ : Condition initiale
- λ : Facteur d'oubli

Initialisations :

Les coefficients des filtres \underline{W} , \underline{A} et \underline{B} seront mis à zéro, ainsi que le gain de Kalman \underline{G}_N . $Ed(0)$ est initialisé à R_0 .

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE D'ÉCHANTILLON TEMPOREL $k : k = 1, T$

LECTURE DES DONNÉES :

- Lire (N + 1) points de $b : b(k)$ à $b(k - N)$
- Lire $X(k)$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k)$ A PRIORI :

$$ed(k) = b(k) - [\underline{A}_{[N]}^{k-1}]^T \underline{b}_{k-1[N]}$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION DIRECTE :

$$\underline{A}_{[N]}^k = \underline{A}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}_N(k-1) ed(k)$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k)$ A POSTERIORI :

$$\varepsilon d(k) = b(k) - [\underline{A}_{[N]}^k]^T \underline{b}_{k-1[N]}$$

MISE À JOUR DE L'ERREUR QUADRATIQUE DE PRÉDICTION DIRECTE CUMULÉE :

$$Ed(k) = \lambda Ed(k-1) + ed(k) \varepsilon d(k)$$

CALCUL DU GAIN INTERMÉDIAIRE :

$$\underline{G}_{N+1}(k) = \left[\begin{array}{c} 0 \\ \underline{G}_N(k-1) \end{array} \right] + \frac{ed(k)}{Ed(k)} \left[\begin{array}{c} 1 \\ -\underline{A}_{[N]}^k \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \underline{M}_N(k) \\ m(k) \end{array} \right]$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION RÉTROGRADE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k - N)$ A PRIORI :

$$er(k) = b(k - N) - [\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^{k-1}]^T \underline{b}_{k[N]}$$

CALCUL DU GAIN DE KALMAN :

$$\underline{\mathbf{G}}_N(k) = \frac{\underline{\mathbf{M}}_N(k) + m(k) \underline{\mathbf{B}}_{[N]}^{k-1}}{1 - m(k) er(k)}$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION RÉTROGRADE :

$$\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^k = \underline{\mathbf{B}}_{[N]}^{k-1} + \underline{\mathbf{G}}_N(k) er(k)$$

CALCUL DU SIGNAL ESTIMÉ :

$$\hat{\mathbf{S}}(k) = \mathbf{X}(k) - [\underline{\mathbf{W}}_{[N]}^{k-1}]^T \underline{b}_{k[N]}$$

RENOUVELLEMENT DES COEFFICIENTS DU FILTRE ADAPTATIF :

$$\underline{\mathbf{W}}_{[N]}^k = \underline{\mathbf{W}}_{[N]}^{k-1} + \underline{\mathbf{G}}_N(k) \hat{\mathbf{S}}(k)$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DE CALCUL

— Par échantillon de sortie :

Calcul de $ed(k)$	N	×
	N	+
	1	-
Mise à jour de $\underline{\mathbf{A}}_{[N]}^k$	N	×
	N	+
Calcul de $\varepsilon d(k)$	N	×
	N	+
	1	-
Mise à jour de $\underline{\mathbf{E}}d(k)$	2	×
	1	+
Calcul de $\underline{\mathbf{G}}_{N+1}(k)$	1	/
	(N + 1)	×
	N	+
Calcul de $er(k)$	N	×
	N	+
	1	-
Calcul de $\underline{\mathbf{G}}_N(k)$	1	/
	(2 N + 1)	×
	N	+
	1	-
Mise à jour de $\underline{\mathbf{B}}_{[N]}^k$	N	×
	N	+
Estimation de $\mathbf{S}(k)$	N	×
	N	+
	1	-
Renouvellement de $\underline{\mathbf{W}}_{[N]}^k$	N	×
	N	+
Coût de calcul total par échantillon de sortie :	(10 N + 4)	×
	2	/
	(9 N + 2)	+
	5	-

— D'un échantillon à l'autre, on garde en mémoire :

$\underline{A}_{[N]}^{k-1}$	N points
$\underline{G}_N(k-1)$	N points
$\underline{Ed}(k-1)$	1 point
$\underline{B}_{[N]}^{k-1}$	N points
$\underline{W}_{[N]}^{k-1}$	N points

Annexe 6

ALGORITHME FAST KALMAN AVEC VALEUR INITIALE NON NULLE

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre
- R₀ : Condition initiale
- λ : Facteur d'oubli

Initialisations :

Les coefficients des filtres \underline{W} , \underline{A} et \underline{B} seront mis à zéro.
 $\underline{Ed}(0)$ est initialisé à R₀.

$$\underline{G}_N(0) = \underline{D}_N(0) = \frac{\underline{b}_{0[N]}}{R_0 + [\underline{b}_{0[N]}]^T \underline{b}_{0[N]}}$$

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE D'ÉCHANTILLON TEMPOREL k : k = 1, T

LECTURE DES DONNÉES :

- Lire (N + 1) points de b : b(k) à b(k - N)
- Lire X(k)

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE À UN PAS D'ORDRE N DE b(k) A PRIORI :

$$ed(k) = b(k) - [\underline{A}_{[N]}^{k-1}]^T \underline{b}_{k-1[N]}$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION DIRECTE :

$$\underline{A}_{[N]}^k = \underline{A}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}_N(k-1) ed(k)$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE À UN PAS D'ORDRE N DE b(k) A PRIORI :

$$\varepsilon d(k) = b(k) - [\underline{A}_{[N]}^k]^T \underline{b}_{k-1[N]}$$

MISE À JOUR DE L'ERREUR QUADRATIQUE DE PRÉDICTION DIRECTE CUMULÉE :

$$\underline{Ed}(k) = \lambda \underline{Ed}(k-1) + ed(k) \varepsilon d(k)$$

CALCUL DU GAIN INTERMÉDIAIRE :

$$\underline{G}_{N+1}(k) = \begin{bmatrix} 0 \\ \underline{G}_N(k-1) \end{bmatrix} + \frac{\varepsilon d(k)}{\underline{Ed}(k)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\underline{A}_{[N]}^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{M}_N(k) \\ m(k) \end{bmatrix}$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION RÉTROGRADE À UN PAS D'ORDRE N DE b(k - N) A PRIORI :

$$er(k) = b(k - N) - [\underline{B}_{[N]}^{k-1}]^T \underline{b}_{k[N]}$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION RÉTROGRADE :

$$\underline{B}_{[N]}^k = \frac{\underline{B}_{[N]}^{k-1} + \underline{M}_N(k) er(k)}{1 - m(k) er(k)}$$

VECTEURS INTERMÉDIAIRES :

$$\underline{F}_N(k) = \underline{M}_N(k) + m(k) \underline{B}_{[N]}^k$$

$$\underline{D}_N(k) = \frac{[\underline{I}_N - \underline{F}(k)[\underline{b}_{k[N]}]^{T}] \underline{D}(k-1)}{1 - [\underline{b}_{0[N]}]^{T} \underline{F}_{[N]}(k)[\underline{b}_{k[N]}]^{T} \underline{D}_N(k-1)}$$

CALCUL DU GAIN DE KALMAN :

$$\underline{G}_N(k) = [\underline{I}_N - \underline{D}_N(k)[\underline{b}_{0[N]}]^{T}] \underline{F}_N(k)$$

CALCUL DU SIGNAL ESTIMÉ :

$$\hat{S}(k) = X(k) - [\underline{W}_{[N]}^{k-1}]^{T} \underline{b}_{k[N]}$$

RENOUVELLEMENT DES COEFFICIENTS DU FILTRE ADAPTATIF :

$$\underline{W}_{[N]}^k = \underline{W}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}_N(k) \cdot \hat{S}(k)$$

On appelle \underline{I}_N la matrice identité d'ordre N.

FIN DE BOUCLE

Annexe 7

ALGORITHME FAEST

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre
- R₀ : Condition initiale
- λ : Facteur d'oubli

Initialisations :

Les coefficients des filtres \underline{W} , \underline{A} et \underline{B} seront mis à zéro, ainsi que le gain de Kalman \underline{G}_N . $Ed(0)$ et $Er(0)$ sont initialisés à R₀. $\alpha_N(0)$ est initialisé à λ.

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE D'ÉCHANTILLON TEMPOREL k : k = 1, T

LECTURE DES DONNÉES :

- Lire (N + 1) points de b : b(k) à b(k - N)
- Lire X(k)

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE A PRIORI À UN PAS D'ORDRE N DE b(k) :

$$ed(k) = b(k) - [\underline{A}_{[N]}^{k-1}]^{T} \underline{b}_{k-1[N]}$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE A POSTERIORI À UN PAS D'ORDRE N DE b(k) :

$$\varepsilon d(k) = \frac{\lambda \cdot ed(k)}{\alpha_N(k-1)}$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION DIRECTE :

$$\underline{A}_{[N]}^k = \underline{A}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}'_N(k-1) \cdot \varepsilon d(k)$$

MISE À JOUR DE L'ERREUR QUADRATIQUE DE PRÉDICTION DIRECTE CUMULÉE :

$$Ed(k) = \lambda \cdot Ed(k-1) + ed(k) \cdot \varepsilon d(k)$$

CALCUL DU GAIN INTERMÉDIAIRE :

$$\underline{G}'_{N+1}(k-1) = \begin{bmatrix} 0 \\ \underline{G}'_N(k-1) \end{bmatrix} + \frac{ed(k)}{Ed(k-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\underline{A}_{[N]}^{k-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{M}'_N \\ m'(k) \end{bmatrix}$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION RÉTROGRADE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k-N)$ A PRIORI :

$$er(k) = m'(k) Er(k-1)$$

CALCUL DU GAIN ALTERNATIF DE KALMAN

$$\underline{G}'_N(k) = \underline{M}'_N(k) + m'(k) \underline{B}_{[N]}^k$$

VARIABLE DE PROPORTIONNALITÉ : $\alpha_{N+1}(k)$

$$\alpha_{N+1}(k) = \alpha_N(k-1) + \frac{ed(k)}{Ed(k-1)} \cdot ed(k)$$

VARIABLE DE PROPORTIONNALITÉ : $\alpha_N(k)$

$$\alpha_N(k) = \alpha_{N+1}(k) - m'(k) \cdot er(k)$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION RÉTROGRADE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k-N)$ A POSTERIORI :

$$\varepsilon r(k) = \frac{er(k)}{\alpha_N(k)}$$

MISE À JOUR DE L'ERREUR QUADRATIQUE DE PRÉDICTION RÉTROGRADE CUMULÉE :

$$Er(k) = \lambda \cdot Er(k-1) + er(k) \cdot \varepsilon r(k)$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION RÉTROGRADE :

$$\underline{B}_{[N]}^k = \underline{B}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}'_N(k) \cdot \varepsilon r(k)$$

CALCUL DU SIGNAL ESTIMÉ :

$$\hat{S}(k) = X(k) - [\underline{W}_{[N]}^{k-1}]^T \cdot \underline{b}_{k[N]}$$

RENOUVELLEMENT DES COEFFICIENTS DU FILTRE ADAPTATIF :

$$\underline{W}_{[N]}^k = \underline{W}_{[N]}^{k-1} + \frac{\underline{G}'_N(k)}{\alpha_N(k)} \cdot \hat{S}(k)$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DE CALCUL

— Par échantillon de sortie :

Calcul de $ed(k)$	N	×	
	N	+	
	1	-	
Calcul de $\varepsilon d(k)$	1	/	
	1	×	
Mise à jour de $\underline{A}_{[N]}^k$	N	×	
	N	+	
Mise à jour de $Ed(k)$	2	×	
	1	+	
Calcul de $\underline{G}'_{N+1}(k)$	1	/	
	(N+1)	×	
	N	+	
	(Mise en mémoire de $ed(k)/Ed(k-1)$)		
Calcul de $er(k)$	1	×	
Calcul de $\underline{G}'_N(k)$	N	×	
	N	+	

Calcul de $\alpha_{N+1}(k)$	1	×
	(Lecture de $ed(k)/Ed(k-1)$)	1	/
Calcul de $\alpha_N(k)$	1	×
Calcul de $\varepsilon r(k)$	1	/
Mise à jour de $Er(k)$	1	×
Mise à jour de $\underline{B}_{[N]}^k$	2	×
		1	+
		N	×
Calcul de $\hat{S}(k)$	N	+
		N	×
		N	+
		1	-
Renouvellement de $\underline{W}_{[N]}^k$	N	×
		N	+
	(Lecture de $1/\alpha_N(k)$)		
— Coût de calcul total par échantillon de sortie			
		3	/
		7 N + 10	×
		7 N + 3	+
		3	-
— D'un échantillon à l'autre on garde en mémoire			
$\underline{A}_{[N]}^{k-1}$	N	points
$\alpha_N(k-1)$	1	point
$\underline{G}_N(k-1)$	N	points
$Ed(k-1)$	1	point
$Er(k-1)$	1	point
$\underline{B}_{[N]}^{k-1}$	N	points
$\underline{W}_{[N]}^{k-1}$	N	points

Annexe 8

ALGORITHME FTF

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre
- R_0 : Condition initiale
- λ : Facteur d'oubli

Initialisations :

On utilise :

- soit la procédure d'initialisation exacte décrite en **annexe 10** [8]
- soit une initialisation semblable à celle du FAEST : les coefficients des filtres \underline{W} , \underline{A} et \underline{B} sont mis à zéro ainsi que le gain de Kalman \underline{G}_N , $Ed(0)$ et $Er(0)$ sont initialisés à R_0 , $\alpha_N(0)$ est initialisé à λ .

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE D'ÉCHANTILLON TEMPOREL $k: k = 1, T$

LECTURE DES DONNÉES :

- Lire (N + 1) points de $b: b(k)$ à $b(k - N)$
- Lire $X(k)$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k)$ A PRIORI :

$$ed(k) = b(k) - [\underline{A}_{[N]}^{k-1}]^T \underline{b}_{k-1[N]}$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION DIRECTE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k)$ A POSTERIORI :

$$\varepsilon d(k) = ed(k) \cdot \gamma_N(k-1)$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION DIRECTE :

$$\underline{A}_{[N]}^k = \underline{A}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}'_N(k-1) \varepsilon d(k)$$

MISE À JOUR DE L'ERREUR QUADRATIQUE DE PRÉDICTION DIRECTE CUMULÉE :

$$Ed(k) = \lambda Ed(k-1) + ed(k) \cdot \varepsilon d(k)$$

CALCUL DU GAIN INTERMÉDIAIRE :

$$\underline{G}'_{N+1}(k) = \left[\underline{G}'_N(k-1) \right] + \frac{ed(k)}{\lambda \cdot Ed(k-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\underline{A}_{[N]}^{k-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{M}'_N(k) \\ m'(k) \end{bmatrix}$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION RÉTROGRADE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k-N)$ A PRIORI :

$$er(k) = \lambda m'(k) Er(k-1)$$

CALCUL DU GAIN ALTERNATIF DE KALMAN :

$$\underline{G}'_N(k) = \underline{M}'_N(k) + m'(k) \underline{B}_{[N]}^k$$

VARIABLE DE PROPORTIONNALITÉ : $\gamma_{N+1}(k)$

$$\gamma_{N+1}(k) = \gamma_N(k-1) \frac{Ed(k-1)}{Ed(k)} \cdot \lambda$$

VARIABLE DE PROPORTIONNALITÉ : $\gamma_N(k)$

$$\gamma_N(k) = \gamma_{N+1}(k) / [1 - er(k) \gamma_{N+1}(k) m'(k)]$$

CALCUL DE L'ERREUR DE PRÉDICTION RÉTROGRADE À UN PAS D'ORDRE N DE $b(k-N)$ A POSTERIORI :

$$\varepsilon r(k) = er(k) \cdot \gamma_N(k)$$

MISE À JOUR DE L'ERREUR QUADRATIQUE DE PRÉDICTION RÉTROGRADE CUMULÉE :

$$Er(k) = \lambda Er(k-1) + er(k) \varepsilon r(k)$$

MISE À JOUR DES COEFFICIENTS DE PRÉDICTION RÉTROGRADE :

$$\underline{B}_{[N]}^k = \underline{B}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}'_N(k) \varepsilon r(k)$$

CALCUL DU SIGNAL ESTIMÉ :

$$\hat{S}(k) = X(k) - [\underline{W}_{[N]}^{k-1}]^T b_{k[N]}$$

RENOUVELLEMENT DES COEFFICIENTS DU FILTRE ADAPTATIF :

$$\underline{W}_{[N]}^k = \underline{W}_{[N]}^{k-1} + \underline{G}'_N(k) \gamma_N(k) \hat{S}(k)$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DU CALCUL

— Par échantillon de sortie :

Calcul de $ed(k)$		N	×
		N	+
		1	-
Calcul de $\varepsilon d(k)$		1	×
Mise à jour de $\underline{A}_{[N]}^k$		N	×
		N	+
Mise à jour de $Ed(k)$		2	×
(mise en mémoire de $\lambda Ed(k-1)$)			
		1	+
Calcul de $\underline{G}'_{N+1}(k)$		1	/
		N	+
Calcul de $er(k)$		2	×
(mise en mémoire de $\lambda Ed(k-1)$)			

Calcul de $\underline{G}'_N(k)$	N	×
Calcul de $\gamma_{N+1}(k)$	N	+
	(mise en mémoire de $\lambda E d(k-1)$)	1	/
Calcul de $\gamma_N(k)$	1	×
		1	/
		2	×
		1	-
Calcul de $\epsilon_r(k)$	1	×
Mise à jour de $E_r(k)$	1	×
	(mise en mémoire de $\lambda E_r(k-1)$)		
		1	+
Mise à jour de $\underline{B}_{[N]}^k$	N	×
		N	+
Calcul de $\hat{S}(k)$	N	×
		N	+
		1	-
Renouvellement de $\underline{W}_{[N]}^k$	(N + 1)	×
		N	+
— Coût de calcul total par échantillon de sortie :			
		3	/
		(7 N + 11)	×
		(7 N + 2)	+
		3	-
— D'un échantillon à l'autre, on garde en mémoire :			
$\underline{\Delta}_{[N]}^{k-1}$	N	points
$\gamma_N(k-1)$	1	point
$\underline{G}'_N(k-1)$	N	points
$E d(k-1)$	1	point
$E_r(k-1)$	1	point
$\underline{B}_{[N]}^{k-1}$	N	points
$\underline{W}_{[N]}^{k-1}$	N	points

**Variables utilisées dans les algorithmes FTF
avec les notations de Cioffi et Kailath [8] et [131]
relatives aux annexes 9-10-11-12-13-14**

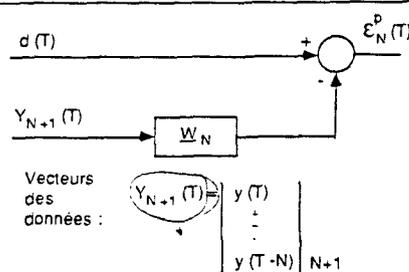


Fig. A5. — Notations des annexes 9 à 14.

(Notation précédentes)

$ed(T)$	Erreur de prédiction directe a priori :
$\epsilon d(T)$	Erreur de prédiction directe a posteriori :
$Ed(T)$	Erreur quadratique cumulée de prédiction directe :
$\epsilon r(T)$	Erreur de prédiction rétrograde :
$\epsilon R(T)$	Erreur de prédiction rétrograde a posteriori :
$Er(T)$	Erreur quadratique cumulée de prédiction rétrograde :
	Coefficients de prédiction directe :
	Coefficients de prédiction rétrograde :

(Nouvelles notations)

Annexe 11

ALGORITHME FTF DIT « 7 N + N »

Ref. [8]

$$\begin{aligned}
 e_N^l(T) &= A_{N,T-1} Y_{N+1}(T) \\
 e_N(T) &= e_N^l(T) \gamma_N(T-1) \\
 \alpha_N(T) &= \lambda \alpha_N(T-1) + e_N^l(T) e_N(T) \\
 \gamma_{N+1}(T) &= \frac{\lambda \alpha_N(T-1)}{\lambda \alpha_N(T)} \lambda_N(T-1) \\
 A_{N,T} &= A_{N,T-1} + e_N^l(T) [0 C_{N,T-1}] \\
 C_{N+1,T} &= [0 C_{N,T-1}] - e_N(T) \alpha_N^{-1}(T) A_{N,T} \\
 r_N^l(T) &= -\lambda \beta_N(T-1) \gamma_{N+1}^{-1}(T) C_{N+1,T}^N
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \gamma_N(T) &= [1 + r_N^l(T) C_{N+1,T}^N] \gamma_{N+1}(T) \\
 [1 + r_N^l(T) C_{N+1,T}^N] &: \text{variable de sauvegarde} \\
 r_N(T) &= r_N^l(T) \gamma_N(T) \\
 \beta_N(T) &= \lambda \beta_N(T-1) + r_N^l(T) r_N(T) \\
 [C_{N,T} 0] &= \frac{1}{1 + C_{N+1,T}^N r_N^l(T)} \{C_{N+1,T} - C_{N+1,T}^N B_{N,T-1}\} \\
 B_{N,T} &= B_{N,T-1} + r_N^l(T) [C_{N,T}^N] \\
 \varepsilon_N^l(T) &= d(T) + W_{N,T-1} Y_N(T) \\
 \varepsilon_N(T) &= \varepsilon_N^l(T) \gamma_N(T) \\
 W_{N,T} &= W_{N,T-1} + \varepsilon_N^l(T) C_{N,T}
 \end{aligned}$$

ALGORITHMES FTF NORMALISÉS

Les variables \bar{x} correspondent aux variables des annexes précédentes (9-10-11) normalisées par la racine carrée de la puissance de sortie ; ceci est relatif aux annexes (12-13).

Annexe 12

ALGORITHME FTF NORMALISÉ

Ref. [8]

$$\begin{aligned}
 \bar{e}_N^l(T) &= \bar{A}_{N,T-1} Y_{N+1}(T) \\
 \bar{e}_N^{-C}(T) \bar{e}_N(T) &= [\lambda^{-1/2} \bar{e}_N^l(T) \gamma_N^{1/2}(T-1)] \\
 \bar{e}_N^{-C}(T) &= (1 + [\lambda^{-1/2} \bar{e}_N^l(T) \gamma_N^{1/2}(T-1)]^2)^{1/2} \\
 \bar{e}_N^C(T) &= 1/\bar{e}_N^{-C}(T) \\
 \bar{e}_N(T) &= \bar{e}_N^C(T) [\lambda^{-1/2} \bar{e}_N^l(T) \gamma_N^{1/2}(T-1)] \\
 \gamma_{N+1}^{1/2}(T) &= \bar{e}_N^C(T) \gamma_N^{1/2}(T-1) \\
 \bar{A}_{N,T} &= \lambda^{-1/2} \bar{e}_N^C(T) \bar{A}_{N,T-1} + \bar{e}_N(T) [0 \bar{C}_{N,T-1}] \\
 \bar{C}_{N+1,T} &= \bar{e}_N^C(T) [0 \bar{C}_{N,T-1}] - \lambda^{-1/2} \bar{e}_N(T) A_{N,T-1} \\
 \bar{r}_N(T) &= \lambda^{1/2} \beta_N^{1/2}(T-1) \bar{C}_{N+1,T}^N
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \bar{r}_N^C(T) &= (1 - \bar{r}_N^2(T))^{1/2} \text{variable de sauvegarde} \\
 \bar{r}_N^{-C}(T) &= \frac{1}{\bar{r}_N^C(T)} \\
 \beta_N^{1/2}(T) &= \lambda^{1/2} \beta_N^{1/2}(T-1) \bar{r}_N^{-C}(T) \\
 \gamma_N^{1/2}(T) &= \gamma_{N+1}^{1/2}(T) \bar{r}_N^{-C}(T) \\
 \bar{B}_{N,T} &= \lambda^{-1/2} \bar{r}_N^{-C}(T) \bar{B}_{N,T-1} + \bar{r}_N^{-C}(T) \bar{r}_N(T) \bar{C}_{N+1,T} \\
 [\bar{C}_{N,T} 0] &= \bar{r}_N^{-C}(T) \{ \bar{C}_{N+1,T} + \lambda^{-1/2} \bar{r}_N(T) \bar{B}_{N,T} \} \\
 \varepsilon_N^l(T) &= d(T) + W_{N,T-1} Y_N(T) \\
 \varepsilon_N(T) &= [\varepsilon_N^l(T) \gamma_N^{1/2}(T)] \gamma_N^{1/2}(T) \\
 W_{N,T} &= W_{N,T-1} + \varepsilon_N^l(T) \gamma_N^{1/2}(T) \bar{C}_{N,T}
 \end{aligned}$$

Annexe 13

FTF « QUASINORMALISÉ »

$$\begin{aligned} \bar{e}_N^R(T) &= \bar{A}_{N,T-1} Y_{N+1}(T) \\ \bar{e}_N^{-C}(T) \bar{e}_N(T) &= [\lambda^{-1/2} \bar{e}_N^R(T) \gamma_N^{1/2}(T-1)] \\ \bar{e}_N^{-C}(T) &= (1 + [\lambda^{-1/2} \bar{e}_N^R(T) \gamma_N^{1/2}(T-1)]^2)^{1/2} \\ \bar{e}_N^C(T) &= 1/\bar{e}_N^{-C}(T) \\ \bar{e}_N(T) &= \bar{e}_N^{-C}(T) [\lambda^{-1/2} \bar{e}_N^R(T) \gamma_N^{1/2}(T-1)] \\ \gamma_{N+1}^{1/2}(T) &= \bar{e}_N^{-C}(T) \gamma_N^{1/2}(T-1); \gamma_{N+1}^{-1/2}(T) = \bar{e}_N^{-C}(T) \gamma_N^{-1/2}(T-1) \\ \bar{A}_{N,T} &= \lambda^{-1/2} \bar{e}_N^C(T) \bar{A}_{N,T-1} + \bar{e}_N^C(T) \lambda^{-1/2} \bar{e}_N^R(T) [0 \ C_{N,T-1}] \\ C_{N+1,T} &= [0 \ C_{N,T-1}] - \bar{e}_N(T) - \gamma_N^{1/2}(T-1) \bar{A}_{N,T} \\ \bar{r}_N^C(T) &= -\lambda^{1/2} \bar{\beta}_N^{1/2}(T-1) \gamma_{N+1}^{-1/2}(T) C_{N+1,T}^N \\ \bar{r}_N^C(T) &= (1 - \bar{r}_N^2(T))^{1/2}; \bar{r}_N^{-C}(T) = \frac{1}{\bar{r}_N^C(T)} \\ (1 - \bar{r}_N^2(T)) &: \text{variable de sauvegarde} \\ \beta_N^{1/2}(T) &= \lambda^{1/2} \beta_N^{1/2}(T-1) \bar{r}_N^{-C}(T) \\ \gamma_N^{1/2}(T) &= \gamma_{N+1}^{1/2}(T) \bar{r}_N^{-C}(T); \gamma_N^{-1/2}(T) = \gamma_{N+1}^{-1/2}(T) \gamma_{N+1}^{1/2}(T) \bar{r}_N^C(T) \\ \bar{B}_{N,T} &= \lambda^{-1/2} \bar{r}_N^{-C}(T) \bar{B}_{N,T-1} + \bar{r}_N^{-C}(T) \bar{r}_N(T) \gamma_{N+1}^{-1/2}(T) C_{N+1,T} \\ [C_{N,T} \ 0] &= C_{N+1,T} + \gamma_N^{1/2}(T) \bar{r}_N(T) \bar{B}_{N,T} \\ \varepsilon_N^R(T) &= d(T) + W_{N,T-1} Y_N(T) \\ \varepsilon_N(T) &= [\varepsilon_N^R(T) \gamma_N^{1/2}(T)] \gamma_N^{1/2}(T) \\ W_{N,T} &= W_{N,T-1} + \varepsilon_N^R(T) C_{N,T} \end{aligned}$$

Annexe 14

FTF « OVERNORMALISED »

$$\begin{aligned} e_{N,T}^R(T) &= \lambda^{-1} \alpha_{N,T}(T-1) A_{N,T,T-1} X_{N+1}(T) \\ e_{N,T+1}(T) &= e_{N,T}^R(T) \gamma_{N,T+1}(T-1) \quad (\gamma_{N,T+1}(T-1) = \gamma_{N,T}(T-1)) \\ \alpha_{N,T+1}(T) &= \lambda \alpha_{N,T}(T-1) + e_{N,T}^R(T) e_{N,T+1}(T) \\ \gamma_{N+1,T+1}(T) &= \gamma_{N,T+1}(T-1) - e_{N,T+1}(T) \alpha_{N,T+1}^{-1}(T) e_{N,T+1}(T) \\ \tilde{C}_{N+1,T+1,T} &= [0 \ \tilde{C}_{N,T+1,T-1}] - e_{N,T}^R(T) \lambda^{-1} A_{N,T,T-1} \\ A_{N,T+1,T} &= A_{N,T,T-1} + \alpha_{N,T+1}^{-1}(T) \lambda e_{N,T+1}(T) \tilde{C}_{N+1,T+1,T} \\ r_{N,T}^R(T) &= -\lambda \beta_{N,T}(T-1) [\tilde{C}_{N+1,T+1,T}^N] \\ [1 + \gamma_{N+1,T+1}(T) \tilde{C}_{N+1,T+1,T}^N r_{N,T}^R(T)] &: \text{variable de sauvegarde} \\ \gamma_{N,T+1}(T) &= [1 + \gamma_{N+1,T+1}(T) \tilde{C}_{N+1,T+1,T}^N r_{N,T}^R(T)]^{-1} \gamma_{N+1,T+1}(T) \\ r_{N,T+1}(T) &= r_{N,T}^R(T) \gamma_{N,T+1}(T) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_{N,T+1}(T) &= \lambda \beta_{N,T}(T-1) + r_{N,T}^l(T) r_{N,T+1}(T) \\ [\tilde{C}_{N,T+1,T} 0] &= \tilde{C}_{N+1,T+1,T} - r_{N,T}^l(T) \lambda^{-1} B_{N,T,T-1}(T) \\ B_{N,T+1,T} &= B_{N,T,T-1} + \lambda \{ \tilde{C}_{N+1,T+1,T}^N \} \gamma_{N+1,T+1}(T) \tilde{C}_{N+1,T+1,T}^N \\ e_{N,T}^l(T) &= d(T) + W_{N,T,T-1} X_N(T) \\ \varepsilon_{N,T+1}(T) &= \varepsilon_{N,T}^l(T) \gamma_{N,T+1}(T) \\ W_{N,T+1,T} &= W_{N,T,T-1} + e_{N,T+1}(T) \tilde{C}_{N,T+1,T} \\ \varepsilon_{N,T+1}(T) &= \lambda \varepsilon_{N,T}(T-1) + \varepsilon_{N,T}^l(T) \varepsilon_{N,T+1}(T) \end{aligned}$$

Annexe 15

ALGORITHME EN TREILLIS NON NORMALISÉ AVEC CONDITION INITIALE NULLE, APPLIQUÉ A LA SOUSTRACTION DE BRUIT

Paramètres à entrer :

N : Ordre du filtre

λ : Facteur d'oubli

Initialisations

$$\varepsilon r_0(0) = b(1)$$

$$\varepsilon d_0(0) = b(1)$$

$$R_0^r(0) = [b(1)]^2$$

$$R_0^d(0) = [b(1)]^2$$

$$\hat{S}_0(0) = X(0)$$

$$\gamma_{-1}(0) = 1$$

$$\Delta_p(0) = 0 \quad p = 0, \dots, N-1$$

$$\Phi_p(0) = 0 \quad p = 0, \dots, N-1$$

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE k DE L'ÉCHANTILLON TEMPOREL

INITIALISATION À L'ORDRE 0 :

$$\varepsilon r_0(k) = b(k+1)$$

$$\varepsilon d_0(k) = b(k+1)$$

$$R_0^r(k) = \lambda R_0^r(k-1) + [b(k+1)]^2$$

$$R_0^d(k) = \lambda R_0^d(k-1) + [b(k+1)]^2$$

$$\hat{S}_0(k) = X(k)$$

$$\gamma_{-1}(k) = 1$$

BOUCLE SUR L'INDICE D'ORDRE : $p = 0, \min(N, k) - 1$

RENOUVELLEMENT DE L'INTERCORRELATION ENTRE ed ET er :

$$\Delta_{p+1}(k) = \lambda \Delta_{p+1}(k-1) + \varepsilon d_p(k) \varepsilon r_p(k-1) / \gamma_{p-1}(k-1)$$

RENOUVELLEMENT DE L'INTERCORRELATION ENTRE \hat{S} ET er :

$$\Phi_{p+1}(k) = \lambda \Phi_{p+1}(k-1) + \varepsilon r_p(k-1) \hat{S}_p(k) / \gamma_{p-1}(k-1)$$

RENOUVELLEMENT DE LA VARIABLE DE VRAISEMBLANCE γ :

$$\gamma_p(k) = \gamma_{p-1}(k) - \varepsilon r_p(k-1) R_p^{-r}(k-1) \varepsilon r_p(k-1) \quad R^{-r} = [R^r]^{-1}$$

CALCUL DU SIGNAL ESTIME $\hat{S}_{p,k}$:

$$\hat{S}_{p+1}(k) = \hat{S}_p(k) - \Phi_{p+1}(k) R_p^{-r}(k-1) \varepsilon r_p(k-1)$$

RENOUVELLEMENT DE L'ERREUR DE PREDICTION DIRECTE

$$\varepsilon d_{p+1}(k) = \varepsilon d_p(k) - \Delta_{p+1}(k) R_p^{-r}(k-1) \varepsilon r_p(k-1)$$

RENOUVELLEMENT DE LA COVARIANCE DE ed

$$R_{p+1}^d(k) = R_p^d(k) - \Delta_{p+1}(k) R_p^{-r}(k-1) \Delta_{p+1}(k)$$

RENOUVELLEMENT DE L'ERREUR DE PREDICTION RETROGRADE

$$\varepsilon r_{p+1}(k) = \varepsilon r_p(k-1) - \Delta_{p+1}(k) R_p^{-d}(k) \varepsilon_p^d(k) \quad R^{-d} = [R^d]^{-1}$$

RENOUVELLEMENT DE LA COVARIANCE DE er

$$R_{p+1}^r(k) = R_p^r(k-1) - \Delta_{p+1}(k) R_p^{-d}(k) \Delta_{p+1}(k)$$

MISE EN MÉMOIRE DE $\Delta(k)$, $\varepsilon r(k)$, $\gamma(k)$, $\Phi(k)$, $R^{-r}(k)$ À TOUS LES ORDRES POUR UTILISATION DANS LA BOUCLE TEMPORELLE À L'INDICE $(k+1)$

FIN DE BOUCLE
FIN DE BOUCLE

Remarque : Lorsque les diviseurs γ , R^r et R^d sont très petits, on met leur inverse à zéro (cas scalaire).

COÛT DE CALCUL

— Par échantillon de sortie :

Initialisation de $R_0^d(k)$	2	×	
	1	+	
Initialisation de $R_0^r(k)$	2	×	
	1	+	
Renouvellement de $\Delta_{p+1}(k)$	N	/	
	3N	×	
	N	+	
	(Mise en mémoire de $(\gamma_{p-1}(k-1))^{-1}$)		
Renouvellement de $\Phi_{p+1}(k)$	3N	×	
Renouvellement de $\gamma_p(k)$	N	/	
	N	×	
	N	-	
	(Lecture de $(\gamma_{p-1}(k-1))^{-1}$)		
Renouvellement de $\hat{S}_{p+1}(k)$	N	/	
	2N	×	
	N	-	
	(Mise en mémoire de $R_p^{-r}(k-1)$)		
Renouvellement de $\varepsilon d_{p+1}(k)$	2N	×	
	N	-	
	(Lecture de $R_p^{-r}(k-1)$)		
Renouvellement de $R_{p+1}^d(k)$	2N	×	
	N	-	
	(Lecture de $R_p^{-r}(k-1)$)		
Renouvellement de $\varepsilon r_{p+1}(k)$	N	/	
	N	×	
	N	-	
	(Mise en mémoire de $R_p^{-d}(k)$)		
Renouvellement de $R_{p+1}^r(k)$	2 N	×	
	N	-	
	(Lecture de $R_p^{-d}(k)$)		

— Coût de calcul par échantillon de sortie

	4N	/	
	(16N + 4)	×	
	(2N + 2)	+	
	6N	-	

— D'un échantillon à l'autre on garde en mémoire

$\Delta_{p+1}(k-1)$			N points
$\varepsilon r_p(k-1)$	2N	points	(× 2)*
$R_r^r(k-1)$	2N	points	(× 2)*
$\gamma_{p-1}(k-1)$	2N	points	(× 2)*
$\Phi_{p+1}(k-1)$			N points

*pour éviter la réécriture

— à l'ordre 0

$R_0^d(k-1)$	1 point
$R_0^r(k-1)$	1 point

**VARIABLES UTILISÉES DANS LES ALGORITHMES
EN TREILLIS (NORMALISÉS, GAL1, GAL2)
AVEC LES NOTATIONS DE FRIEDLANDER [51]
RELATIVES AUX ANNEXES 16-17 ET 18**

	Anciennes notations (annexes précédentes et texte)	Nouvelles notations
Référence	$b(k)$	Y_T
Puissance de b		S_T (annexe 16) (normalisation)
Signal bruité	$X(k)$	X_T
Puissance de X		S_T^x (annexe 16) (normalisation) (annexes 17 et 18)
Erreur de prédiction directe	$\varepsilon d_p(k)$	$\tilde{\varepsilon}_{p,T}$ erreur normalisée (annexe 16)
Erreur de prédiction rétrograde	$\varepsilon r_p(k)$	$r_{p,T}$ $r_{p,T}$ erreur normalisée (annexe 16)
Covariance des erreurs directes	$R_p^d(k)$	$R_{p,T}^e$
Covariance des erreurs rétrogrades	$R_p^r(k)$	$R_{p,T}^r$
Coefficient de réflexion directe	$\Delta_{p+1}(k) R_p^{-r}(k-1)$	$K_{p,T}^e$
	(dans l'annexe 16, $K_{p,T}^e = K_{p,T}^r = K$)	
Coefficient de réflexion rétrograde	$\Delta_{p+1}(k) R_p^{-d}(k-1)$	$K_{p,T}^r$
Signal estimé	$\hat{S}(k)$	$\tilde{\varepsilon}_{p,T}$ signal normalisé (annexe 16)
Coefficient de réflexion pour l'estimation de S	$\Phi_{p+1}(k) R_p^{-r}(k-1)$	$K_{p+1,T}^x$

Annexe 16

**ALGORITHME EN TREILLIS NORMALISÉ
AVEC CONDITION INITIALE NULLE (FENÊTRE A PRIORI)
APPLIQUÉ À LA SOUSTRACTION DE BRUIT**

Initialisation : $S, S^x, \tilde{r}, K, K^x$ à zéro

BOUCLE PRINCIPALE

$$S_T = \lambda S_{T-1} + y_T y_T$$

$$S_T^x = \lambda S_{T-1}^x + x_T x_T$$

$$\tilde{\varepsilon}_{0,T} = \tilde{r}_{0,T} = S_T^{-1/2} y_T$$

$$\tilde{\varepsilon}_{0,T}^x = (S_T^x)^{-1/2} x_T$$

Pour $p = 0, \dots, \min \{N, T\} - 1$ faire

$$K_{p+1,T} = F^{-1}(K_{p+1,T-1}, \tilde{r}_{p,T-1}, \tilde{\varepsilon}_{p,T})$$

$$K_{p+1,T}^x = F^{-1}(K_{p+1,T-1}^x, \tilde{r}_{p,T-1}, \tilde{\varepsilon}_{p,T}^x)$$

$$\tilde{\varepsilon}_{p+1,T} = F(\tilde{\varepsilon}_{p,T}, \tilde{r}_{p,T-1}, K_{p+1,T})^*$$

$$\tilde{\varepsilon}_{p+1,T}^x = F(\tilde{\varepsilon}_{p,T}^x, \tilde{r}_{p,T-1}, K_{p+1,T}^x)^*$$

$$\tilde{r}_{p+1,T} = F(\tilde{r}_{p,T}, \tilde{\varepsilon}_{p,T}, K_{p+1,T})^*$$

$$F(a, b, c) = [I - cc]^{-1/2} [a - cb][I - bb]^{-1/2}$$

$$F^{-1}(a, b, c) = [I - cc]^{1/2} a[I - bb]^{-1/2} + cb$$

* quand on divise par un nombre x petit mettre $\frac{1}{x} = 1$.

Le signal estimé normalisé est $\tilde{\varepsilon}_{p+1,T}^x$.

Annexe 17

**TREILLIS-GRADIENT AVEC UN COEFFICIENT
DE RÉFLEXION (GAL1)**

Réf. [51]

Initialisation :

$$K_{p,-1} = 0 \quad p = 1, \dots, N$$

$$r_{p,-1} = r_{p,-2} = \varepsilon_{p,-1} = 0 \quad p = 0, \dots, N$$

$$R_{p,-1} = \sigma$$

σ est une estimation a priori de la variance des erreurs.

BOUCLE SUR L'INSTANT T

$$\varepsilon_{0,T} = r_{0,T} = y_T$$

BOUCLE SUR L'ORDRE

$$p = 0, \dots, N - 1$$

$$K_{p+1,T} = K_{p+1,T-1} + \beta [\varepsilon_{p+1,T-1} r_{p,T-2} + r_{p+1,T-1} \varepsilon_{p,T-1}] / R_{p,T-1}$$

$$\varepsilon_{p+1,T} = \varepsilon_{p,T} - K_{p+1,T} r_{p,T-1}$$

$$r_{p+1,T} = r_{p,T-1} - K_{p+1,T} \varepsilon_{p,T}$$

$$R_{p,T} = \lambda R_{p,T-1} + [\varepsilon_{p,T}^2 + r_{p,T-1}^2]$$

FIN DE BOUCLE

FIN DE BOUCLE

Annexe 18

**TREILLIS-GRADIENT AVEC 2 COEFFICIENTS
DE RÉFLEXION (GAL2)**

Réf. [51]

Initialisation :

$$K_{p,-1}^e = K_{p,-1}^r = 0 \quad p = 1, \dots, N$$

$$r_{p,-1} = r_{p,-2}^r = \varepsilon_{p,-1} = 0 \quad p = 0, \dots, N$$

$$R_{p,-1}^e = R_{p,-1}^r = \sigma ;$$

σ est une estimation a priori de la variance des erreurs

BOUCLE SUR L'INSTANT T

$$\varepsilon_{0,T} = r_{0,T} = y_T$$

BOUCLE SUR L'ORDRE

$$K_{p+1,T}^e = K_{p+1,T-1}^e + \beta r_{p+1,T-1} \varepsilon_{p,T-1} / R_{p,T-1}^e$$

$$K_{p+1,T}^r = K_{p+1,T-1}^r + \beta \varepsilon_{p+1,T-1} r_{p,T-2} / R_{p,T-1}^r$$

$$\varepsilon_{p+1,T} = \varepsilon_{p,T} - K_{p+1,T}^r r_{p,T-1}$$

$$r_{p+1,T} = r_{p,T-1} - K_{p+1,T}^e \varepsilon_{p,T}$$

$$R_{p,T}^e = \lambda R_{p,T-1}^e + \varepsilon_{p,T}^2$$

$$R_{p,T}^r = \lambda R_{p,T-1}^r + r_{p,T-1}^2$$

FIN DE BOUCLE

FIN DE BOUCLE

Annexe 19

FORMULE DE KALMAN EN TEMPS

Paramètres à entrer :

- N : Ordre du filtre
- R₀ : Condition initiale strictement positive
- λ : Facteur d'oubli

Initialisations :

Les coefficients du filtre **W** et du vecteur **G_N** gain de Kalman sont mis à zéro. **K** est initialisé par une matrice diagonale de terme R₀.

PROGRAMME :

BOUCLE SUR L'INDICE k DE L'ÉCHANTILLON TEMPOREL

LECTURE DES DONNÉES :

- Lire N points de *b(k)*
- Lire *X(k)*

ESTIMATION DU SIGNAL

$$\hat{S}(k) = X(k) - [W_{[N]}^{k-1}]^T b_{k[N]}$$

RÉCURRENCE SUR LE GAIN DE KALMAN :

$$G_N(k) = \frac{K_{k-1} b_{k[N]}}{\lambda + [b_{k[N]}]^T K_{k-1} b_{k[N]}}$$

RÉCURRENCE SUR L'INVERSE DE \hat{I}_{bb}^k : **K_k**

$$K_k = \frac{1}{\lambda} [K_{k-1} - G_N(k) [b_{k[N]}]^T K_{k-1}]$$

RENOUVELLEMENT DU GAIN DU FILTRE :

$$W_{[N]}^k = W_{[N]}^{k-1} + G_N(k) \hat{S}(k)$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DE CALCUL

— Coût de calcul par échantillon de sortie :

Estimation de <i>S(k)</i>	N	×
	N	+
	1	-
— Récurrance sur G_N(k)		
Calcul de $K_{k-1} b_{k[N]}$	N ²	×
	N ²	+
		(mise en mémoire de $K_{k-1} \cdot b_{k[N]}$)
Calcul de $\lambda + [b_{k[N]}]^T K_{k-1} b_{k[N]}$	N	×
Calcul de G_N(k)	1	/
— Récurrance sur K_k		
Calcul de $[b_{k[N]}]^T K_{k-1}$	N ²	×
	N ²	+
Calcul de $G_N(k) [b_{k[N]}]^T K_{k-1}$	N ²	×
Calcul de K_k	1	/
	N ²	-
	N ²	×
Renouvellement de $W_{[N]}^k$	N	×
	N	+

— Coût de calcul total pour échantillon de sortie :

$$\begin{array}{rcl}
 & 2 & / \\
 & (3 N^2 + 4 N) & \times \\
 & (2 N^2 + 3 N + 1) & + \\
 & (N^2 + 1) & -
 \end{array}$$

Annexe 20

CORRÉLOFILTRE

Paramètres à entrer :

N : Ordre du filtre
 λ : Facteur d'oubli

Initialisations :

Les vecteurs \underline{W} et $\underline{\Gamma}_{xb}$ sont mis à zéro.

PROGRAMME

BOUCLE SUR L'INDICE k DE L'ÉCHANTILLON TEMPOREL

LECTURE DES DONNÉES :

Lire N points de $b(k)$ et de $X(k)$

ESTIMATION DU SIGNAL :

$$\hat{S}(k) = X(k) - [\underline{W}_{[N]}^{k-1}]^T \underline{b}_{[N]}$$

ESTIMATION DE L'INTERCORRÉLATION :

$$\Gamma_{xb}^k(\tau) = \lambda \Gamma_{xb}^{k-1}(\tau) + [\underline{X}_{k[N]}]^T \underline{b}_{k-\tau[N]} \quad \tau = 0 \text{ à } N-1$$

CALCUL DES COEFFICIENTS DU FILTRE :

$$\underline{W}_{[N]}^k = \underline{\Gamma}_{xb}^k$$

FIN DE BOUCLE

COÛT DE CALCUL

— Coût de calcul par échantillon de sortie :

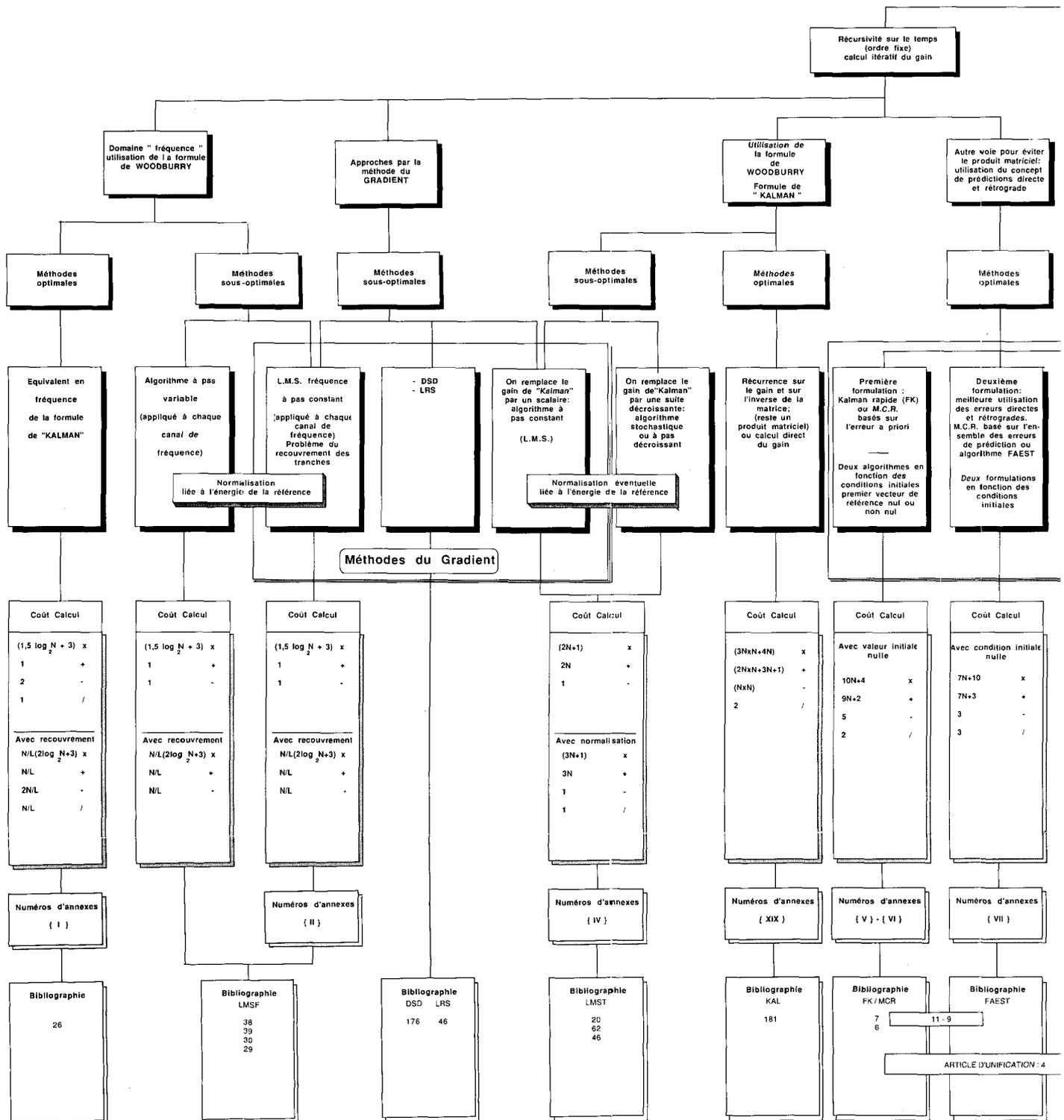
Estimation du signal	N	×
	N	+
	1	-
Estimation de $\underline{\Gamma}_{xb}^k$	(N ² + N)	×
	(N ² + N)	+

— Coût de calcul par échantillon de sortie :

	(N ² + 2 N)	×
	(N ² + 2 N)	+
	1	-

Formule de WIENER

$$H = \Gamma_b^{-1} \Gamma_x b$$



$$S = X \cdot H \cdot B$$

Theoreme de la projection orthogonale

Approche stochastique
Critere $E\{e^2}$
Utilisation des correlations statistiques

Approche deterministe
Critere $\sum_{bb} \{e\}^2$
Utilisation des correlations temporelles

Connaissances a priori
OUI / NON

Estimation par ergodisme

Formule de WIENER
 $H = R^{-1} R_{xb}$

Methodes recursives

Methodes non recursives

Recursivite sur le temps et sur l'ordre (estimation directe du signal)
TREILLIS

Estimation explicite de $R^{-1}(K-1)$ & $R(K-1)$
 x_b

Approche geometrique (choix de la norme)

Algorithme de Levinson
Choix de l'estimateur des coefficients de reflexion

Estimation en ligne des matrices d'inter et d'auto correlation temporelles

Estimation en ligne des inter et des auto spectres

Algorithmes optimaux (LSL)

Methodes "GRADIENT" Sous optimales

Trellis sous-optimaux - methodes par blocs

Methodes optimales

Methodes optimales

Algorithme FTF: la deuxième formulation + une procédure d'initialisation Exacte. Version FTF(7N+N) Version normalisée Version "overnormalized"

MEMOIRE :
- glissante
- croissante
NORMALISE :
NON NORMALISE
PONDERATION :
- autocorrelation
- covariance
- fenetre a priori
- fenetre a posteriori

Estimation de type "GRADIENT" des coefficients de reflexion
- gradient 1 (gal 1)
- gradient 2 (gal 2)

- BURG
- MAKHOUL
- ITAKURA, SAITO
- LEROUX, GUEGUEN

Algorithmes en treillis

Problème de l'inversion
Blanchiment préalable:
CORRELOFILTRE
Stratégie de transfert dans le convolveur:
Tous les échantillons
-m échantillons

SPECTROFILTRE
Calcul direct du gain dans le domaine fréquentiel
Fenêtres de pondération
Recouvrement des blocs

Coût Calcul

Version de base	(7N+12)	x
	(7N-2)	+
	3	-
	3	/
Version FTF(7N+N)	(7N+13)	x
	N+3	/
	(5N+7)	+-
Version normalisée	(11N+22)	x
	2	/
	(5N+5)	+
	2	√
Version surnormalisée	(7N+26)	x
	3	/
	(5N+9)	+-
Version quasnormalisée	(5N+25)	x
	2	/
	(5N+6)	+-
	2	√

Coût Calcul

Non normalisé	(16N+4)	x
	(2N+2)	+
	6N	-
	4N	/
Normalisé	(13N+3)	x
	(12N+12)	+-
	(5N+1)	√

Coût Calcul

GAL 1	GAL 2
sans facteur d'oubli	
7N	x 8N
6N	+/- 6N +/-

Coût Calcul

BURG	10N	x
	7N	+-
	N	/

Coût Calcul

(NxN+2N)	x
(NxN+2N)	+
1	-

Coût Calcul

Sans recouvrement	(1.5log N+3)	x
	2	+
	1	-
	1	/
Avec recouvrement (de (N-L) points)	(1.5log N+3) $\frac{N}{L}$	x
	$\frac{2N}{L}$	+
	$\frac{N}{L}$	-
	$\frac{N}{L}$	/

Numéros d'annexes { VIII } a { XIV }

Numéros d'annexes { XV } et { XVI }

Numéros d'annexes { XVII } et { XVIII }

Numéros d'annexes { XX }

Numéros d'annexes { III }

Bibliographie FTF

8
131
87
3

Bibliographie LSL

51
52
132

Bibliographie GAL

85
99
164

Bibliographie BLOC

154
153

Bibliographie CORR

161
163
70
66

Bibliographie SPEC

68
69
29

ARTICLE DE SYNTHESE : 51

Bibliographie**Présentation de la bibliographie**

La bibliographie comporte trois parties :

1. Les articles qui ont servi de base à la recherche, classés par ordre croissant du numéro de base.
2. L'ensemble de la bibliographie (articles de base, articles cités, ouvrages) classés par ordre alphabétique d'auteurs.
3. La liste des ouvrages classés par ordre alphabétique d'auteurs.

Les listes comportent huit colonnes :

1. **AUTEURS** : l'ordre est celui de la publication, le premier cité est en caractères majuscules.
2. **BASES** : comporte un numéro de classement attribué à la publication (l'indication X s'adresse aux articles seulement cités [cf. préambule]).
3. **N° ARTICLES CITÉS** : les articles cités dans les publications de base sont repérés par un double numéro du type NN-PP :
 - NN est le numéro de la publication de base dans laquelle l'article est cité.
 - PP est le numéro de référence dans la publication de base.
4. **TITRES**.
5. **RÉFÉRENCES** : références de la publication.
6. **ANNÉES** : année de la publication.

7. **COMMENTAIRES** : pour un certain nombre d'articles nous avons donné un commentaire succinct de leur contenu.

8. **CLÉS** : mots clés permettant une recherche rapide par thème, lors de l'exploitation automatique de la bibliographie.

Nota : La bibliographie a été établie sur logiciel de gestion de base de données **4^e DIMENSION** implantée sur Macintosh.

Liste des mots clés

ALE
CORRÉLATION
FAEST
FIR
FRÉQUENCE
FTF
GRADIENT
IIR
KALMAN
MCR
RÉCURSIVITÉ
RLS
SPATIAL
SPECTRAL
SYSTOL
TREILLIS
WIENER

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
AH-MED, Rao	X	135-4	Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing	Springer, NY 1975	75		
ALEXANDER	X	141-9 185-6	Adaptive Signal Processing: Theory and Applications	Springer-Verlag, NY 1986	86		
BELLANGER	X	2-1 5-1	Adaptive Filters	Digital Processing of Signals, chap 11			
BELLANGER	X	6-1 86-1 190-3 199-1	Adaptive Digital Filters and Signal Analysis	M. Drekker Inc., 1987	87		
BELLANGER	198		Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif	Editions du CNET			
COWAN, Grant	X	5-3 34-10 90-3	Adaptive Filters	Prentice-Hall, 1985	85		
GOODWIN, Sin	X	146-2	Adaptive Filtering, Prediction And Control	Prentice-Hall, 1985	85		
HAYKIN	X	26-2 27-2 141-6 185-9 199-4	Adaptive Filter Theory	Prentice-Hall, 1986	86		
HAYKIN	X	141-2	Array Signal Processing	Prentice-Hall, 85	85		
HONIG, Messerschmitt	X	25-7 141-8 147-15 180-1 193-4	Adaptive Filters: Structures, Algorithms & Applications	Kluwer, Boston, 1984	84		
KAILATH	X	61-14 138-14 185-8	Linear Systems	Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1980	80		
LAWSON, Hanson	X	8-45 14-4 138-5	Solving Least-Squares Problems	Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1974	74		
LJUNG L., Soderstrom	X	8-15 24-1 47-2 98-9 187-7	Theory & Practice of Recursive Identification	MIT Press 83	83		/RECURSIVITE
LUENBERGER	X	44-11	Optimization by Vector Space Methods	Wiley Ed. NY, 1969	69		
MEDEL	X	7-9	Discrete Techniques of Parameter Estimation	M. Drekker Inc., 1973	73		
MEDEL, Fu	X	72-3	Adaptive Learning and Pattern Recognition Systems	Academic Press, NY, 1970	70		
MONZINGO, Miller	X	8-20 14-1 18-6 61-17 138-4	Introduction To Adaptive Arrays	Wiley Ed. NY, 1980	80		/SPATIAL
PROAKIS	X	4-4 8-75 98-12 128-2 129-27 131-7	Digital Communications	McGraw-Hill 83	83		
WIDROW	X	8-8 35-4 39-1 41-1 42-1 43-1 45-2 46-11 59-25 62-5 67-6 97-1 124-1 127-1 129-1	Adaptive Filters	Aspects of Network & System Theory, Kalman & DeClaris Ed NY, 1970	70		
WIDROW, Stearns	X	26-1 83-9 90-2 92-1 141-7 145-1 146-6	Adaptive Signal Processing	Prentice-Hall, 1985	85		

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Basés	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
HOUACINE, Demoment	001		Chandrasekar adaptive regularizer for adaptive filtering	ICASSP 86, Tokyo, pp 2967	86	Convergence & stabilité de l'algorithme RLS en fonction de la condition initiale	/RLS/ALE
BELLANGER, Evci	002		Coefficient wordlength limitation in FLS adaptive filters	ICASSP 86, Tokyo, pp 3011	86	Analyse des conditions de stabilité des algorithmes MCR par introduction d'une constante dans l'algorithme de prédiction.	/KALMAN/MCR
BOTTO	003	6-7 186-10 187-6	Stabilization of fast RLS transversal filters for adaptive filtering	ICASSP 87, Dallas, pp 403	87	Etude rapide de la propagation des erreurs dans un algorithme FTF & explication de la divergence. Stabilisation du filtre: deux méthodes de calcul du paramètre	/RLS/FTF
WANG, Trüssel	004		A unified derivation of the fast RLS algorithms	ICASSP 86, Tokyo, pp 261	86	Equivalences entre les algorithmes Kalman rapide/FAEST/FTF	/KALMAN/RLS/FTF/FAEST/ALE
BELLANGER, Lamberti	005		The second generation of adaptive digital filters	Signal Processing III	86	Transversal Fast LS mise en oeuvre, conditions initiales, constante de stabilisation, facteur d'oubli.	/KALMAN/ALE
BELLANGER	006		Engineering aspects of FLS algorithms in transversal adaptive filters	ICASSP 87, Dallas, pp 2149	87	Algorithme MCR (cf 2-0)	/KALMAN/MCR
LIN	007	1-5 3-4 4-3 5-6 6-4 8-18 11-4 87-2 129-9 131-24 141-28 185-1 187-4	On digital implementation of the fast Kalman algorithms	IEEE ASSP, Oct 84, vol 32, pp 998	84	Nouveau KALMAN rapide: covariance et non plus lenêtre a priori. Permet une "réinitialisation" périodique pour s'affranchir des problèmes numériques de divergence	/KALMAN
CIOFFI, Kalliath	008	3-3 4-6 5-7 6-5 7-6 12-20 27-6 47-1 49-12 87-5 129-10 131-8 141-26 185-2 187-2	Fast RLS transversal filters for adaptive filtering	IEEE ASSP, Avr 84, vol 32, pp 304	84	Flitrage transversal en treillis; Amélioration des transitoires (contraintes); stabilisation numérique (observation d'un paramètre théoriquement borné).	/TREILIS/RLS/FTF
CIOFFI, Kalliath	008	2-3 195-7	Fast RLS transversal filters for adaptive filtering	IEEE ASSP, Avr 84, vol 32, pp 304	84		/TREILIS/RLS/FTF
CARAYANNIS, Manoliakis, Kalouptsidis	009	2-2 3-2 4-5 5-5 6-3 8-63 11-3 27-7 98-13 131-6 141-27 137-6 186-1 195-6	A fast sequential algorithm for LS filtering & prediction	IEEE ASSP, Dec 83, vol 31, pp 1394	83	Moindres carrés récursifs; définition des erreurs a priori & a posteriori; algo. de KALMAN rapide basé sur l'erreur a priori & nouvel algo. basé sur l'erreur a posteriori	/KALMAN/RECURSIVITE/FAEST
HALKIAS, Carayannis, Dologlou, Emmanouilopoulos	010	7-8 8-70 9-7 131-4 137-4	A new generalized recursion for the fast computation of the KALMAN gain to solve the covariance equations	ICASSP 82, Paris, pp 1760	82	KALMAN rapide: mode covariance d'où l'on déduit aisément le cas a priori. Algorithme	/KALMAN/RECURSIVITE
BELLANGER	011	89-13	Les algorithmes des moindres carrés rapides et leur application au filtrage numérique adaptatif	Rapport interne LSS, n° MB85026	85	Présentation des algorithmes MCR (FK et FAEST)	/KALMAN/FAEST/MCR
HONG	012	2-5 4-8 5-9	Echo cancellation of voice-band data signals using recursive LS algorithms	IEEE COM, Jan 85, vol 33, pp 65	85	Coût calcul et convergence des algorithmes SG/SGULS/UFK. Equivalence entre LS et SG modifié.	/KALMAN/TREILIS/RECURSIVITE/ALE
SATORIUS, Pack	013	8-30 12-2 52-5 98-3 128-3 129-18 131-28 132-6 134-12 135-29 147-3 188-4	Application of LSL algorithms to adaptive equalization	IEEE COM, Feb 81, vol 29, pp 136	81	Comment le LSL (Morf-lee) peut être adapté pour le problème de l'égalisation.	/TREILIS
LING, Manoliakis, Proakis	014		A flexible numerically robust array processing algorithm and related to the givens transformation	ICASSP 86, Tokyo, pp 2127	86	Algorithme numériquement robuste dérivé de la méthode de "Gram-Schmidt modifiée". Implémentation systolique.	/SYSTOL
SAULNIER, Yun, Das	015		Narrow-band jammer suppression using an adaptive lattice filter	ICASSP 87, Dallas, pp 2113	87	Les coefficients du "Treillis" sont calculés par un algorithme de gradient.	/TREILIS/GRADIENT
CHLIMS	016		Beamoutput interference cancellation for line arrays	ICASSP 87, Dallas, pp 2007	87	Traitement d'antenne	/SPATIAL
KO, Lim, Ngan	017		A simple fast adaptive array based on a null steering beamformer	ICASSP 86, Tokyo, pp 1821	86	Traitement d'antenne adaptatif	/SPATIAL
McWHIRTER, Shepherd, Ward, Jones, Hatgrave	018		The application of linear constraints to an adaptive beamformer	ICASSP 86, Tokyo, pp 1881	86	Contraintes linéaires pour la formation de voies	/SPATIAL

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
HUI, Lim	019		An adaptive recursive algorithm for array processing of coherent signal	ICASSP 86, Tokyo, pp 1845	86	Traitement d'antenne	/SPATIAU/RECURSIVITE
WIDROW, Glover, McCool, Kaunitz, Willams, Hearn, Zeidler, Dong, Goodlin	020	9-6 23-1 29-6 30-1 32-6 33-1 35-1 36-2 37-2 38-1 39-2 41-2 43-2 45-4 46-33	Adaptive noise cancelling : principles and applications	Proc. IEEE, Dec 75, vol 63, n°12	75		/GRADIENT
WIDROW, Glover, McCool, Kaunitz, Willams, Hearn, Zeidler, Dong, Goodlin	020	50-1 58-1 59-26 61-5 64-1 66-6 67-1 70-2 71-7 79-2 88-1 89-3 93-9 97-2 99-2	Adaptive noise cancelling: principles and applications	Proc. IEEE, Dec 75, vol 63, pp 1692	75	Elimination adaptative de bruit en présence de référence bruit seul. Présentation rapide de la méthode de WIDROW, issue du gradient estimé.	/GRADIENT
WIDROW, Glover, McCool, Kaunitz, Willams, Hearn, Zeidler, Dong, Goodlin	020	100-1 125-5 126-1 127-2 130-11 143-3 144-12 147-27 195-3 197-1	Adaptive noise cancelling: principles and applications	Proc. IEEE, Dec 75, vol 63, n° 12	75		/GRADIENT
MENG, Messerschmitt	021		Implementations of arbitrarily fast adaptive lattice filters with multiple slow processing elements	ICASSP 86, Tokyo, pp 1153	86		/TREILLIS
YAMINYSHARIF, Durran	022		Adaptive signal processing using a modified gradient estimation technique	ICASSP 86, Tokyo, pp 2975	86	Algorithme LMS avec estimation récurrente des paramètres.	/GRADIENT
DING, Yu	023		Adaptive lattice noise canceller and optimal step size	ICASSP 86, Tokyo, pp 2939	86		/TREILLIS
ARDALAN	024		Floating point error analysis of RLS and LMS adaptive filters	ICASSP 86, Tokyo, pp 513	86	Erreurs dues à la virgule flottante dans le calcul du gain de KALMAN et dans le LMS.	/KALMAN/GRADIENT/RLS
McLAUGHLIN, Muigrew, Cowan	025		Performance comparison of LS & LMS algorithms as HF channel estimators	ICASSP 87, Dallas, pp 2105	87		/GRADIENT
LEE J.C., Mitra	026		On frequency-domain LS adaptive algorithms	ICASSP 87, Dallas, pp 411	87	Développement d'algorithmes RLS en fréquence	/FREQUENCE/RLS
CIOFFI	027	141-38 199-2	A fast QR/frequency domain RLS adaptive filter	ICASSP 87, Dallas, pp 407	87		/FREQUENCE/RLS/SYSTOL
ASHARIF, Takebayashi, Chujo, Murano	028		Frequency domain noise canceller: Frequency bin adaptive filtering (FBAF)	Développement d'algorithmes du gradient en fréquence	86		/GRADIENT/FREQUENCE
HERTZ, Mansour, Engel	029	26-5	On LS frequency-domain adaptive filters	IEEE CAS, Mar 86, vol 33, pp 395	86	Présentation de plusieurs algorithmes adaptatifs fréquentiels.	/GRADIENT/FREQUENCE
AMIN	030		Adaptive noise cancelling in the spectrum domain	ICASSP 86, Tokyo, pp 2959	86	Développement d'algorithmes du gradient en fréquence	/GRADIENT/SPECTRAL
PANDA, Cowan, Grant	031		Assessment of finite precision in LMS and BLMS adaptive algorithms	ICASSP 87, Dallas, pp 137	87		/GRADIENT
YOUNG, Chang	032		Multichannel lattice filter for an adaptive array processor with linear constraints	ICASSP 86, Tokyo, pp 1829	86	Traitement d'antenne avec filtre en treillis	/TREILLIS/SPATIAL
AL-KINDI, Dunlop	033		A low distortion adaptive noise cancellation structure for real time application	ICASSP 87, Dallas, pp 2153	87	Structure de réduction de bruit atténuant la distorsion due à des capteurs signal/référence proches.	/GRADIENT
PANDA, Muigrew, Cowan, Grant, Sr	034		On the rectangular transform approach for BLMS adaptive filtering	ICASSP 86, Tokyo, pp 2955	86		/GRADIENT
NARAYAN, Paterson	035	29-4 38-9 135-7	Frequency domain LMS algorithm	Proc. IEEE, Jan 81, vol 69, pp 124	81	Développement d'algorithmes du gradient en fréquence	/GRADIENT/FREQUENCE

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Arénes	Commentaires	CLÉS
DENTINO, McCool, Widrow	036	28-3 29-1 30-2 37-1 38-6 39-10 40-5 41-5 42-5 43-20 59-23 60-3 89-16 125-4	Adaptive filtering in the frequency domain	Proc. IEEE, Dec 78, vol 66, n° 12, pp 1658	78	Etude du LMSF. Calcul du coût calcul.	/GRADIENT/FREQUENCE
DENTINO, McCool, Widrow	036	127-10 130-20	Adaptive filtering in the frequency domain	Proc. IEEE, Dec 78, vol 66, n° 12, pp 1658	78		/GRADIENT/FREQUENCE
BERSHAD, Feintuch	037	36-7 39-18 40-7 41-6 42-8 43-9 45-15 89-17 127-18 130-19	Analysis of the frequency domain adaptive filter	Proc. IEEE, Dec 79, vol 67, n° 12, pp 1658	79	Etude du comportement du LMSF. Evaluation de l'EOM du filtre en fonction du pas d'adaptation	/GRADIENT/FREQUENCE
OGUE, Saito, Hoshiko	038	29-3 39-25 89-18	A fast convergence frequency domain adaptive filter	IEEE ASSP, Oct 83, vol 31, n° 5	83	LMSF utilisant un pas variable pour contrôler la convergence de l'algorithme.	/GRADIENT/FREQUENCE
BERSHAD, Feintuch	039	89-19	A normalized frequency domain LMS adaptive algorithm	IEEE ASSP, Juin 86, vol 34, n° 3	86	Stabilité du LMSF. Calcul du pas d'adaptation en fonction de la puissance d'entrée dans chaque canal.	/GRADIENT/FREQUENCE
BITMEAD, Anderson	040	39-17 127-17	Adaptive frequency sampling filters	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, n° 3, pp 684	81	Deux structures LMS fréquence utilisant des estimateurs RIF (utilisant des TFD).	/GRADIENT/FREQUENCE/FIR
REED, Feintuch	041	39-22 42-9 60-2 127-21	A comparison of LMS adaptive cancellors implemented in the frequency domain and the time domain	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, n° 3, pp 770	81	Calcul de la statistique au deuxième ordre des poids du filtre RIF. Comparaison des cas LMST ET LMSF.	/GRADIENT/FREQUENCE/FIR
BERSHAD, Feintuch	042	39-20 43-21 127-20	Correlation function for the weight sequence of the frequency domain adaptive filter	IEEE ASSP, Oct 82, vol 30, n° 5, pp 801	82	Calcul de la corrélation entre les poids du filtre RIF. Extension de 41-0.	/GRADIENT/FREQUENCE/CORRELATION/FIR
BERSHAD, Ou	043	88-4	LMS adaptation with correlated data. A scalar example	IEEE ASSP, Août 84, vol 32, pp 695	84	Etude de l'influence de la corrélation des données sur le LMS	/GRADIENT/CORRELATION
FROST III	044	19-5 20-37 32-1 46-6 62-8	An algorithm for linearly constrained adaptive array processing	Proc. IEEE, Août 72, vol 60, pp 926	72	Antenne adaptative: algorithme du gradient estimé, avec contrainte (réponse impulsionnelle donnée pour le signal utile dont on suppose connaître l'azimut)	/GRADIENT/SPATIAL
FISHER, Bershad	045	43-12 97-7 127-33 142-14 146-9 196-6	The complex LMS adaptive algorithm: Transient weight mean & covariance with applications to the ALE	IEEE ASSP, Fev 83, vol 31, pp 34	83	Etude du comportement transitoire & asymptotique du filtre de WIDROW; équations récurrentes pour moyenne & covariance du gain du filtre; limite de l'EOM	/GRADIENT/RECURSIVITE/ALE
WIDROW, McCool	046	8-21 17-4 133-2	A comparison of adaptive algorithms based on the methods of steepest descent and random search	IEEE AP, Sept 76, vol 24, pp 615	76	Présentation de l'algorithme LMS. Comparaison avec les algorithmes DSD et LMS.	/GRADIENT
LEV-ARI, Chiang, Kailath	047		On the stability of adaptive lattice filters	ICASSP 87, Dallas, pp 395	87	Extension de la stabilité BIBO (bounded input, bounded output) à la stabilité CICO (constrained input, constrained output); application à 3 treillis adaptatifs.	/TREILLIS
LING, Manolakis, Proakis	048		A family of pseudo LS estimation algorithms without division	ICASSP 86, Tokyo, pp 2943	86	Treillis avec approximation des divisions.	/TREILLIS
CIOFFI	049		A covariance RLS lattice for adaptive filtering	ICASSP 86, Tokyo, pp 2115	86	Algorithme en treillis avec des conditions initiales non nulles	/TREILLIS/LS/ALE
SAYOJI	050		A variable length lattice filter for adaptive noise cancellation	ICASSP 86, Tokyo, pp 2935	86		/TREILLIS
FRIEDLANDER	051	8-31 9-13 12-15 15-4 27-4 38-13 50-3 55-3 80-5 94-3 95-3 98-1 99-5 129-24 197-6	Lattice filters for adaptive processing	Proc. IEEE, Août 82, vol 70, pp 829	82	Synthèse des filtres en treillis; étude de la solution exacte; présentation d'algorithmes adaptatifs. Très intéressant.	/TREILLIS
FRIEDLANDER	051	131-20 147-9 148-1	Lattice filters for adaptive processing	Proc. IEEE, Août 82, vol 70, pp 829	82		/TREILLIS
LEE, Morf	052	13-16 54-6 67-11 134-11	Recursive square root ladder estimation algorithms	ICASSP 80, Denver, pp 1005	80	Approche géométrique des treillis. Présentation d'un treillis normalisé.	/TREILLIS/RECURSIVITE

AUTEURS	Basés	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
IGUNJI,Sakai,Tokumaru	053		Rounding error analysis of the triangular lattice & escalar algorithms	ICASSP 86, Tokyo, pp 2119	86		/TREILLIS
LEE,Friedlander,Morf	054		Recursive ladder algorithms for ARMA modeling	IEEE AC, Août 82, vol 27, pp 753	82	Suite de 8-7: extension de la présentation géométrique & de l'algorithme aux processus ARMA; INTERESSANT.	/TREILLIS/RECURSIVITE
STROBACH	055		New forms of LS lattice algorithms and a comparison of their round-off error	ICASSP 86, Tokyo, pp 573			/TREILLIS
VAIDYANATHAN	056		New cascaded lattice structures for FIR filters having extremely low coefficient sensitivity	ICASSP 86, Tokyo, pp 497	86		/TREILLIS/FIR
JUANG	057		Design and performance of trellis vector quantizers for speech signals	ICASSP 86, Tokyo, pp 437	86		/TREILLIS
WU,Horvath Jr	058		Nonstationary acoustic noise canceller using an adaptive recursive filter	Conf IEEE workshop, 1980, Aquila	80		/RECURSIVITE
CLARK,Mitra,Parker	059	31-2 34-3 38-11 42-6 127-11 135-10 141-55	Block implementation of adaptive digital filters	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 744	81	Montre que les coefficients du LMST peuvent être ajustés seulement à chaque bloc de données sans perte de performances, en allégeant les calculs	/GRADIENT
PAEZ-BORRALLÓ,Figueiras-Vidal, Vega-Dominguez	060		Analysis of Lk frequency-adaptive transversal filters in plant identification	ICASSP 87, Dallas, pp 427	87	Famille de LMSF minimisant le gradient d'une puissance de l'erreur absolue fréquentielle.	/GRADIENT/FREQUENCE
GARDNER	061	145-3	Learning characteristics of stochastic gradient-descent-algorithm : a general study, analysis, and critique	Signal Processing, Avr 84, vol 6, pp 113	84	Convergence de l'EOM dans les gradients stochastiques.	/GRADIENT
WIDROW,McCool,Lairmore, Johnson Jr	062	7-11 16-2 23-4 25-1 34-5 35-5 36-5 40-1 46-32 48-1 50-2 59-8 61-6 66-3	Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filter	Proc.IEEE, Août 76, vol 64, pp 1151	76	Etude théorique complète de l'algorithme LMS proposé par WIDROW	/GRADIENT
WIDROW,McCool,Lairmore, Johnson Jr	062	70-3 88-3 89-12 129-5 135-1 133-7 143-5 144-13 145-2 147-23 191-1 194-8	Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filter	Proc IEEE, Août 76, vol 64, pp 1151	76		/GRADIENT
SONDHI,Mitra	063	65-1	New results on the performance of a well known class of adaptive filters	Proc IEEE, Nov 76, vol 64, pp 1583	76		/FIR
SCHWARZ,Malah	064	66-7	Hybrid realization of an adaptive filter for real time noise canceling application	Electronics Letters, Oct 79, vol 15, pp 671	79	Réalisation technique utilisant une ligne à retard. Les coefficients du filtre sont numériques.	/GRADIENT
WEISS,Mitra	065		Digital adaptive filters: conditions for convergence, rates of convergence, effects of noise and errors arising from correlation	IEEE IT, Nov 79, vol 25, pp 637	79	Convergence d'erreurs provenant de l'implantation de l'algorithme LMS	/GRADIENT
BAUDOIS,Kofman,Silvent	066	89-5 93-2 197-4	Etude théorique et expérimentale du corrélofiltre	GRETSI 81,	81	Calcul d'erreur dans le cas de l'élimination de bruit et de raies	/CORRELATION/ALE
REDDY,Egardt,Kallath	067	132-30	Optimized lattice-form adaptive line enhancer for a sinus signal in broadband noise	IEEE CAS, Juin 81, vol 28, pp 542	81	Approche géométrique du filtre en treillis liée à la théorie du filtrage linéaire par moindres carrés (intéressant)	/TREILLIS/ALE
COMON,Lacourne	068		A robust adaptive filter for noise reduction problems	ICASSP 86, Tokyo	86	Influence de l'estimation des moments du 2ème ordre sur les performances d'un système adaptatif. Filtre Robuste	/WIENER/FREQUENCE
COMON,Lacourne	069	68-4	Noise reduction for an estimated Wiener filter using noise references	IEEE IT, Mar 86, vol 32, pp 310	86	Comment réduire le bruit de sortie qui provient des erreurs d'estimation des matrices spectrales	/WIENER/SPECTRAL/ALE
FAUCON,Arués	070		Evaluation théorique de performances de systèmes corrélofiltre-adaptateur	GRETSI 83, pp 79	83	Structure combinée "Corrélofiltre adaptateur" avec RBS. Etude des performances.	/CORRELATION

SOUSTRACTION DE BRUIT

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
KOFMAN,Sivent,Lienard	071	66-5 84-2	Etude théorique et expérimentale du système corrélofiltre	Annales des Télécom., Avr 82,tome 37, pp 115	82	Etude des erreurs d'estimation. Mesures expérimentales.	/CORRELATION/ALE
MACCHIO.	072	89-15	Estimation linéaire adaptative; application aux transmissions de données	GRETSI 77, PP 85	77	Etude de l'algorithme à pas constant et à pas décroissant. Comparaisons. Convergence. Application aux transmissions de données.	/GRADIENT
BONNET,Macchio.	073		Influence d'un bruit contrôlé sur les algorithmes d'annulation d'échos	GRETSI 83, pp 461	83	Annulation d'échos.Comparaison entre l'algorithme de signe et l'algorithme du gradient	/GRADIENT
MACCHI O.,Villa	074		About the optimality of mean square error criterion	National Telecom Conf, 1981, G94.1	81	Comparaison de plusieurs critères d'erreur pour un égaliseur.	/ALE
MACCHIO.	075	91-9 90-4	Le filtrage adaptatif en télécommunication	Annales des Télécom., Dec 81,tome 36, pp 615	81	Synthèse sur la convergence de l'algorithme LMS. Annulation d'échos.Filtrage adaptatif en télécommunication.	/GRADIENT
FAUCON	076	84-3	Influence of variance of whitened noise used as reference in a corrélofilter	Signal Processing, North Holland, 1987, pp 363	87		/CORRELATION
MACCHIO.,Eweda	077	75-11	Convergence du filtrage adaptatif à pas constant en présence d'observations corréloées	C.R. Acad.Sc. Paris, T.292, 22 Fev 81	81	On démontre que la puissance de l'écart à l'optimalité converge vers 0 comme le pas d'incrémentalation.	/GRADIENT/CORRELATION
EWEDA,Macchio.	078		Poursuite adaptative du filtrage optimal non stationnaire	C.R. Acad.Sc. Paris, T.293, 9 Nov 81	81	L'EOM de poursuite est la somme de 2 termes: le 1er proportionnel à mu, le second proportionnel à l'inverse de mu carré.	/GRADIENT
MUELLER,Paaw	079		Acoustic noise cancellation	ICASSP 86, Tokyo, pp 913	86	Implantation à partir d'un TMS32010 d'un spectrotre.	/SPECTRAL
L.I.Gaillard	080		Multichannel recursive in space LS lattice algorithms	GRETSI 87, pp 409	87		/TREILLIS/RECURSIVITE
JAZAERLI,Vezzosi	081		Application des algorithmes des moindres carrés modulaires au traitement d'antenne	GRETSI 87, pp 389	87	Méthodes récursives vectorielles. Modification du critère des MC vectoriels.	/SPATIAL/RECURSIVITE
FAVIER	082		Algorithmes d'identification adaptatifs numériquement efficaces	GRETSI 87, pp 313	87	Identification de systèmes linéaires.Algo des MC pondérés récursifs avec facteur d'oubli variable.Factorisation UD/Tests de rupture.	/KALMAN/RECURSIVITE
CHING,Chan,Tse	083		Constrained adaptive estimation of time delay with multipath	GRETSI 87, pp 305	87	Ecart d'arrivée d'un même signal en deux points différents modélisés par un filtre.	/GRADIENT
FAUCON,Giloire	084		Comparaison de structures de corrélo-filtres: application au débruitage de la parole	GRETSI 87, pp 165	87		/CORRELATION
BOUDY,Favier	085	191-12	Propriété et optimisation du taux de convergence des algorithmes de filtrage en treillis/gradient	GRETSI 87, pp 289	87	Etude théorique de la convergence en moyenne et moyenne quadratique du treillis gradient.Corrrection du taux de convergence	/TREILLIS/GRADIENT
TRAVASSO-ROMANO,Bellanger	086		Algorithme MCR pour filtre adaptatif en cellules de second ordre	GRETSI 87, pp 293	87	Base des algorithmes MCR multidimensionnels	/KALMAN/MCR
BENALLAL,Giloire,Faucou	087	187-9	Méthode de stabilisation des algorithmes MCR appliqués au traitement de parole	GRETSI 87, pp 277	87	Stabilisation des algorithmes des moindres carrés transverseaux rapides. Annulation d'échos acoustiques	/FTF/MCR
PHILIBERT,Kofman	088		Influence de la fréquence d'échantillonnage sur les performances de l'algorithme LMS	GRETSI 87, pp 281	87	Influence de l'échantillonnage sur le LMS	/GRADIENT/FREQUENCE
SERVIERE,Baudois,Silvent,Lorenzino	089	197-3	Eléments de comparaison entre différentes méthodes de soustraction de bruit	GRETSI 87, pp 113	87	Comparaison de différentes méthodes de soustraction de bruit	/GRADIENT/CORRELATION/RECURSIVITE/FREQUENCE

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
MARCOS, Macchi O.	090		Suréchantillonnage, vitesse et variance résiduelle d'un filtre adaptatif pour signal de données	GRETSI 87, pp 285	87	Influence de la fréquence d'échantillonnage sur les performances d'un filtre adaptatif utilisé en identification.	/GRADIENT/FREQUENCE
DEDIEU, Castanié	091		Analyse des effets de quantification dans l'implantation de l'algorithme LMS	GRETSI 87 pp 13	87	Propagation des erreurs de quantification du LMST	/GRADIENT
EVC1	092		Convergence properties of some adaptive filtering algorithms	GRETSI 87, pp 53	87		/GRADIENT
BAUDOIS, Jouve	093		Etude d'un filtre réjecteur de raies à RIF	GRETSI 85 pp 495	85	Diverses approches de la définition de filtres réjecteurs de raies. Application au corrélofiltre	/CORRELATION/FIR
FAVIER, Cresp, Bienvenu	094		Etude comparative de filtres adaptatifs en treillis	GRETSI 85 pp 391	85	Comparaison de treillis temporels et spatiaux. Méthodes sous-optimales. Traitement d'antenne adaptatif utilisant les filtres à corrélation	/TREILLIS/SPATIAL/CORRELATION/ALE
BELLANGER, Arquès	095		Algorithmes en treillis et de Widrow utilisés en détection d'un signal transitoire mal connu dans un bruit corréli	GRETSI 85, pp 219	85	Détection (un peu en dehors du sujet: signaux brefs)	/TREILLIS/GRADIENT/CORRELATION
DRAGOSEVIC, Stankovic	096		Estimation of noisy sinusoids frequencies by the generalized LS method	GRETSI 85, pp 207	85	Application des moindres carrés généralisés pour l'estimation des fréquences de sinusoides bruitées (bruit coloré). SIB petits.	/FREQUENCE
BERSHAD	097		A normalized LMS algorithm: mean and second moment weight behavior	GRETSI 85 pp 683	85	Lien entre le coefficient de convergence et la puissance d'entrée.	/GRADIENT
LING, Manolakis, Proakis	098	48-11	LSL algorithms with direct updating of the reflection coefficients	GRETSI 85, pp 665	85		/TREILLIS
FALCON	099		Méthodes adaptatives d'estimation de signaux bruités avec voie de référence	GRETSI 85, pp 671	85	Réduction utilisant le treillis: 1-actualisation des PARCOR par méthodes du gradient. 2-préfiltrage des données et moindres carrés exacts	/TREILLIS/GRADIENT
CLARKSON, Hammond	100		Noise cancellation for narrowband interferences using sparse adaptive systems	GRETSI 85, pp 647	85	Annulation d'interférences Bande Etroite en présence de références, utilisant des filtres réjecteurs	/GRADIENT
BELLANGER, Evc1	101		Complexité de filtres numériques adaptatifs	GRETSI 85, pp 641	85	Estimation de précision de calculs et de complexité de mise en oeuvre	/GRADIENT/TREILLIS
FAN, Jenkins	102		A family of adaptive IIR digital filtering algorithms with global convergence	Conf. IEEE Circuits & Systems, 1986, San José	86		/IIR
ADACHI, Sano	103		Recursive identification algorithm based on gradient method with application to adaptive bit detection	Electron. & Commun. (Japon), Avr 86, pp 1	86		/GRADIENT/RECURSIVITE
FARDEN, Bellegarda	104	14.7-7	A fixed point computation for linear phase lattice filtering	Conf. on Commun., Control & Comput., Oct 85, Monticello USA, pp 742	85		/TREILLIS
FAVIER	105	191-10	Adaptive lattice filters: a comparative study of numerical complexity convergence	Annales des Télécomm., 1986, tome 41, pp 305	86	Etude de comparaison d'algorithmes en treillis	/TREILLIS
MACCHI O.	106	191-11	Optimization of adaptive identification for time-varying filters	IEEE AC, Mar 86, vol 31, pp 283	86		/GRADIENT
DASGUPTA, Johnson	107		Some comments on behaviour of sign-sign adaptive identifier	Syst. & Control Lett. (Netherlands), Avr 86, vol 7, pp 75	86		/GRADIENT
CIOFFI	108		The block-processing FTF adaptive algorithm	IEEE ASSP, Feb 86, vol 34, pp 77	86		/FTF

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
ETTER	109		Identification of sparse impulse response systems using an adaptive delay filter	ICASSP 85, Tampa, pp1169	85		/GRADIENT
ELEFThERIOU, Falconer	110		Steady-state behaviour of RLS adaptive algorithms	ICASSP 85, Tampa, pp 1145	85		/RLS
SHYMK, Good	111		Frequency domain adaptive pole-zero filtering	Proc IEEE, Oct 85, vol 73, pp 1526	85		/FREQUENCE
MULGREW, Cowan	112		Kalman filter techniques in adaptive filtering	Conf IEE on Adaptive Filters, Oct 85, Londres	85		/KALMAN
ETTER	113		An adaptive technique for identification of sparse impulse response systems	Conf Loughborough, Avr 85, pp 29	85		/KALMAN/FIR/IIR
KUROSAWA, Chao, Tsujii	114		An IIR type echo canceller using two-channel lattice filter	Conf GLOBCOM 84, Nov 84, Atlanta, pp 203	84		/TRELLIS/IIR
BAUCHOT, Maachi O.	115		Optimal strategy for choosing the step-size in adaptive filtering	C.R. Acad.Sc. Paris, tome 299, 21 Nov 84	84		/GRADIENT
OZEKI, Umada	116		An adaptive filtering algorithm using an orthogonal projection to an affine subspace and its properties	Electron. & Comm. (JPN), Mar 84, pp 19	84		/GRADIENT/IIR
HONG	117	12-17 131-11	Recursive fixed-order covariance LS algorithms	Bell S Tech J. Dec 83, vol 62, pp 2961	83		/RECURSIVITE
LEV-ARI	118		Prediction error adaptive multichannel lattice algorithms	Conf American Control, Juin 83, San Francisco, IEEE Ed., pp 843	83		/TRELLIS
LAWRENCE, Tewksbury	119		Multiprocessor implementation of adaptive digital filters	IEEE COM, Juin 83, vol 31, pp 826	83	Implantation des algorithmes LMS, FTF et Treillis	/TRELLIS/GRADIENT/FTF
CLAASEN, Mecklenbrauker	120		Adaptive techniques for signal processing in communications	IEEE COMMUN. MAG., 1985, vol 23, pp 8	85		/ALE
LINDQUIST, Severance, Rozran, Kirk	121		Frequency domain algorithms for adaptive line enhancer and adaptive noise canceller systems	Conf Asilomar, Pacific Grove, Nov 84	85		/FREQUENCE/ALE
SAKURA, Murakami	122		Reduction of quantization effects in adaptive filters	ICASSP 84, San diego, Mar 84	84		/ALE
JABLON	123		Steady state analysis of the generalized sidelobe canceller by adaptive noise cancelling techniques	IEEE AP, Mar 86, vol 34, pp 330	86		/SPATIAL
FENTUCH	124	83-10 130-3 189-3	An adaptive recursive LMS filters	Proc IEEE, Nov 76, vol 64, pp 1622	76		/GRADIENT/RECURSIVITE
BERSHAD	125	45-19	On the real & complex LMS adaptive filter algorithms	Proc IEEE, Avr 81, vol 69, pp 469	81		/GRADIENT
SOUNDARARAJAN, Chakraborti	126	26-6	Performance of adaptive filters using combined lattice and transform techniques	Proc.IEEE, Avr 86, vol 74, pp 609	86		/TRELLIS
BERSHAD, Qu	127	39-21	On the joint characteristic function of the complex scalar LMS adaptive weight	IEEE ASSP, Dec 84, vol 32, pp 1166	84		/GRADIENT

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
ALEXANDER	128	11-8	A derivation of the complex fast Kalman algorithm	IEEE ASSP, Dec 84, vol 32, pp 1230	84	Algorithme FK complexe	/MOR
ELEFTHERIOU,Falconer	129	49-11 131-38 185-4 191-9	Tracking properties & steady state performance of RLS adaptive-filter algorithms	IEEE ASSP, Oct 86, vol 34, pp 1097 Conf. GLOBECOM, Atlanta 84	86	Etude approfondie des algo RLS; en régime permanent l'excess MSE est la somme de 3 erreurs: convergence en moyenne des 2 premières; valeur opt. du fact. d'oubli.	/RLS/ALE
BERSHAD,Felntuch	130	39-19 127-19	The recursive adaptive LMS filter. A line enhancer application & analytical model for the mean weight behavior	IEEE ASSP, Dec 80, vol 28, pp 682	80		/GRADIENT/RECURSIVITE/ALE
CIOFFI,Kalliath	131	4-11 49-9 141-41	Windowed FTF for adaptive algorithms with normalization	IEEE ASSP, Juin 85, vol 33, pp 607	85	Catologue d'algorithmes FTF, clair & complet	/FTF
LEE D.T.L.,Morf,Friedlander	132	8-7 12-19 14-13 21-6 27-11 38-12 48-3 53-2 61-1 80-3 98-2 131-13 138-11	RLS ladder estimation algorithms	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 627	81	Présentation purement géométrique du filtrage en treillis(très intéressante);extension sommaire à l'estimation conjointe de processus & de processus ARMA	/TREILLIS/RLS
LEE D.T.L.,Morf,Friedlander	132	140-3 141-48 188-2	RLS ladder estimation algorithms	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 627	81		/TREILLIS/RLS
HOROWITZ,Seme	133	8-22 39-6 43-7 45-13 61-20 97-9 127-6 129-28 145-5 146-11	Performance advantage of complex LMS for controlling narrowband adaptive arrays	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 722 IEEE CAS, Juin 81, vol 28	81		/GRADIENT/SPATIAL
HONIG,Messerschmitt	134	8-67 12-23 23-5 84-5 99-3 191-6	Convergence properties of an adaptive digital lattice filter	IEEE ASSP, special issue, Juin 81, vol 29, pp 642. Voir aussi CAS, vol 28, pp 482	81	Etude simplifiée de la convergence des PARCOR; treillis à gradient adaptatif; modèle approché	/TREILLIS/GRADIENT
LEE J.C.,Jn	135	26-4	Performance of transform-domain LMS adaptive digital filters	IEEE ASSP, Juin 86, vol 34, pp 499	86		/GRADIENT
LEV-ARI,Kalliath	136	8-77 27-12	Lattice filter parametrization and modeling of nonstationary processes	IEEE IT, Jan 84, vol 30, pp 2	84		/TREILLIS
KALOUPITSIDIS,Carayannis, Manoliakis	137	1-2 9-10 49-8 131-9 131-10	A fast covariance type algorithm for sequential LS filtering and prediction	IEEE AC, Août 84, vol 29, pp 752 Conf. IEEE DC, San Antonio	83	Présentation de l'algorithme FK multidimensionnel.	/KALMAN
PORAT,Friedlander,Morf	138	7-14 8-10 12-16 49-6 131-14 141-51 137-8 194-7	Square root covariance ladder algorithms	IEEE AC, Août 82, vol 27, pp 813	82	Treillis normalisés: mémoire croissante & mémoire glissante: approche géométrique des récurrences sur l'ordre & sur le temps, problème lorsque matrices	/TREILLIS
LU, Lee E.A., Messerschmitt	139	21-4	Fast recursive filtering with multiple slow processing elements	IEEE CAS, Nov 85, vol 32, pp 1119	85	Architecture systolique pour filtres RII et RIF.	/RECURSIVITE/FIR/IR/YSYSTOL
IGUNI,Sakai,Tokumaru	140	53-7	A method of eliminating a bias in the normalized circular lattice algorithms	IEEE ASSP, Juin 85, vol 33, pp 728	85		/TREILLIS
CIOFFI	141	189-7	Limited-precision effects in adaptive filtering	IEEE CAS, Juli 87, vol 34, pp 821	87	Effets des erreurs de quantification et de leur accumulation pour différentes méthodes.	/GRADIENT/RLS
SHERWOOD,Bershad	142		Quantization effects in the complex LMS adaptive algorithm: linearization using Dither-theory	IEEE CAS, Juli 87, vol 34, pp 848	87		/GRADIENT
FERRARA,Widrow	143		The time-sequenced adaptive filter	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 679	81	Estimation de signaux non stationnaires.	/GRADIENT
MATHEWS,Sung Ho Cho	144		Improved convergence analysis of stochastic gradient adaptive filters using the sign algorithm	IEEE ASSP, Avr 87, vol 35, pp 450	87		/GRADIENT
YASSA	145		Optimality in the choice of the convergence factor for gradient based adaptive algorithms	IEEE ASSP, Jan 87, vol 35, pp 48	87	Choix du facteur de convergence.	/GRADIENT

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Pages	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
BERSHAD	146		Behavior of the epsilon-normalized LMS algorithm with gaussian inputs	IEEE ASSP, Mai 87, vol 35, pp 636	87		/GRADIENT
BELLEGARDA,Faden	147		A new structure for adaptive linear-phase filtering	IEEE CAS, Juli 87, vol 34, pp 712	87	filtrage à phase linéaire	/FIR/TREILLIS
LEV-ARI	148		Modular architectures for adaptive multichannel lattice algorithms	IEEE ASSP, Avr 87, vol 35, pp 543	87	Architecture d'un système treillis avec calcul matriciel bien adapté au composants VLSI.	/TREILLIS
MORE,Sidhu,Kailath	149	1-4	Some new algorithms for recursive estimation in constant,linear,discret-time systems	IEEE AC, Août 74, vol 19, pp 315	74	Algorithmes dérivés du filtre de Kalman afin de résoudre plus facilement l'équation de Riccati.	/KALMAN/RECURSIVITE
GRIFFITHS	150	18-4 20-36 45-9 46-5 44-1 62-7	A simple adaptive algorithm for real time processing in antenna arrays	Proc.IEEE, Oct 69, vol 57, pp 1696	69	Algorithme entre la méthode du gradient & celle du gradient estir-é (filtre de Widrow-Hoff)	/GRADIENT/SPATIAL
GRIFFITHS,Jim	151	32-2	An alternative approach to linearly constrained beamforming	IEEE AP, Jan 82, vol 30, pp 27	82	Gradient adapté avec contrainte; amélioration de la méthode proposée par FROST (cf 44-0)	/GRADIENT/SPATIAL
MAKHOL	152	35-2 36-1 38-2 80-4 126-2	Linear prediction : a tutorial review	Proc.IEEE, Avr 75, vol 63, pp 561	75	Etude des prédicteurs linéaires (moindres carrés) dans le domaine temporel, au fréquentiel; solutions directes & itératives; dynamique spectrale, ordre	/FREQUENCE/SPECTRAL/ALE
MAKHOL	153	38-10 56-11 58-6 126-6 132-32 134-2 147-22	A class of all-zero lattice digital filters : properties and applications	IEEE ASSP, Août 78, vol 26, pp 304	78	Treillis basés sur les structures d'ITAKURA & SAITO.	/TREILLIS
MAKHOL	154	47-3 55-6 94-7 134-8 136-5	Stable and efficient lattice methods for linear prediction	IEEE ASSP, Oct 77, vol 25, pp 423	77	Synthèse des premiers treillis; plusieurs méthodes de calcul des coefficients de réflexion avec leur signification, leurs avantages et leurs inconvénients.	/TREILLIS
MACCHIO,Eweda	155	8-71 22-3 25-4 147-26 199-5	Second-order convergence analysis of stochastic adaptive linear filtering	IEEE AC, Jan 83, vol 28, pp 76	83	Convergence de l'algorithme à pas constant.	/GRADIENT
LJUNG S.,Ljung L.	156	3-7 12-26 24-4 31-6 48-8 131-39 141-13 147-17 185-5 186-8 187-7	Error propagation properties of RLS adaptation algorithms	Automatica, Mars 85, vol 21, pp 157	85	Une erreur introduite dans le déroulement d'un LSL décroît exponentiellement.Le Kalman rapide est instable vis-à-vis de ce problème.	/KALMAN/TREILLIS/RLS
LJUNG L.,Morf,Falconer	157	3-1 7-2 8-2 9-4 98-14 131-2 138-9 141-39 137-2 195-5	Fast calculation of gain matrices for recursive estimation schemes	Int. J. of Control, Jan 78, vol 27, pp1	78	Algorithme d'inversion rapide de matrices par partitionnement(Fast-Kalman)	/RECURSIVITE/MCR
BITHEAD	158		Convergence in distribution of LMS-type adaptive parameter estimates.	IEEE AC, Jan 83, vol 28, pp 54	83	Comportement asymptotique des paramètres estimés par un LMS (convergence en loi) dans le cas stationnaire.	/GRADIENT
TUMMALA,Parner	159		A new efficient adaptive cascade lattice structure	IEEE CAS, Juli 87, vol 34, pp 707	87		/TREILLIS
MEHMOZ	160	68-9	Ecueils et diversité des traitements adaptatifs d'antenne	Annales des Télécom., 1973, tome 28, pp 244	73	Antennes adaptatives.	/SPATIAL
MEHMOZ	161	66-2 71-5 84-1 89-4 99-1	Modularité du traitement adaptatif d'antenne	Annales des Télécom.,1974,tome 29, 1-2	74	Antennes adaptatives	/SPATIAL/CORRELATION
FALCONER,Ljung L.	162	4-1 5-4 6-2 7-1 8-3 9-5 10-3 11-2 13-10 24-3 48-5 48-5 49-2 52-6 87-4 128-1	Application of fast KALMAN estimation to adaptive equalization	IEEE COM, Oct 78, vol 26, pp 1439	78	Algorithme de KALMAN rapide pour l'égalisation, issu du KALMAN classique & basé sur les "shifting properties"	/KALMAN/MCR
FALCONER,Ljung L.	162	129-13 131-3 132-8 141-40 137-3 187-1	Application of fast KALMAN estimation to adaptive equalization	IEEE COM, Oct 78, vol 26, pp 1439	78		/KALMAN/MCR
ARQUES,Falcon	163	70-1	Proposal and experimental evaluation of a combined structure "correlator-adaptier"	ICASSP 82, Paris	82	Corrélofiltre. Filtre adapté.	/CORRELATION

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
MEDAUGH, Griffiths	164	8-33	Further results of a LS & GAL algorithm comparison	ICASSP 82, Paris, pp 1412	82	Comparaison entre LSL et GAL	/TREILLIS
APPEL, Brandt	165	55-1	Recursive lattice algorithms with finite duration windows	ICASSP 82, Paris	82	Etude de systèmes LSL avec pondération de Hamming. Comparaison avec les fenêtres exponentielles.	/TREILLIS /RECURSIVITE
MANOLAKIS, Carayannis, Kalouptsidis	166	11-7 12-21 87-6 131-36 187-3	On the computational organization of fast sequential algorithms	ICASSP 84, San Diego	84	Présentation des algorithmes rapides FK et FAEST.	/MCR/FAEST
BAUDOIS, Sivent	167	66-4 89-8 93-1 197-2	Application du corrélateur à l'élimination des raies en présence de bruit stationnaire	GRETSI 79	79	Performances du corrélateur dans le cas de l'élimination d'une ou plusieurs raies.	/CORRELATION
KAILATH	168	8-43 136-7	Time-variant & time-invariant lattice filters for nonstationary processes	Proc. Aussois, Sept 81, pp 417	81		/TREILLIS
BENVENU	169		Underwater passive detection and spatial coherence testing	J.A.S.A., Fév 79, pp 425	78	Traitement d'antenne	/SPATIAL
FRIEDLANDER, Kailath, Morf, Ljung L.	170	52-16 132-14 136-10	Extended Levinson & Chandrasekhar equations for general discrete-time linear estimation problems	IEEE AC, Août 78, vol 23, pp 653	78	Algorithmes rapides d'inversion de matrices classées selon un index de non-stationnarité	/TREILLIS
LING, Proakis	171	11-5 25-5 129-11	Nonstationary learning characteristics of LS adaptive estimation algorithm	ICASSP 84, San Diego	84		/GRADIENT
LING, Proakis	172	48-9 55-5 98-8 131-34 141-45	Numerical accuracy & stability : two problems of adaptive estimation algorithms caused by round-off error	ICASSP 84, San Diego	84	Nouvelles formules de réactualisation des coefficients	/TREILLIS
BERSHAD	173	144-2	On the optimum data nonlinearity in LMS adaptation	IEEE ASSP, Fév 86, vol 34, pp 69	86		/GRADIENT
CARAISCO, Liu	174	24-5 91-5 141-20 142-11	A roundoff error analysis of the LMS adaptive algorithm	IEEE ASSP, Fév 84, vol 32, pp 34	84	Erreurs de quantification dans l'algorithme LMS.	/GRADIENT
CLAASEN, Mecklenbrauker	175	5-2 24-2 73-5 91-2 97-10 144-4 196-5	Comparison of the convergence of two algorithms for adaptive FIR digital filters	IEEE COM, Nov 85, vol 23 IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 670	85		/GRADIENT/FIR
FARDEN	176	22-2 61-12 147-24	Tracking properties of adaptive signal processing algorithms	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 439	81		/GRADIENT
KAILATH	177	20-5 46-14 71-4	A view of three decades of linear filtering theory	IEEE IT, Mar 74, vol 20, pp 145	74		/WIENERGRADIENT/KALMAN
WIDROW, Walach	178	8-58 25-9 101-2 129-8 135-3	On the statistical efficiency of the LMS algorithm with nonstationary inputs	IEEE IT, Mars 84, vol 30, pp 211	84	Rappels du LMS; comparaison du cas idéal (entrées orthogonales) à l'algorithme des moindres carrés. Application à un cas non stationnaire; déterminat. de mu	/GRADIENT
DUTTWEILER	179	91-3 144-6 196-1	Adaptive filter performance with non-linearities in the correlation multiplier	IEEE ASSP, Août 82, vol 30, pp 578	82		/GRADIENT/CORRELATION
CRESP	180		Etude comparative d'algorithmes en treillis	Thèse 3ème cycle, Nice Nov 84	84	Comparaison d'algorithmes en treillis.	/TREILLIS
PICINONO	181		Adaptive signal processing for detection and communication	NATO 1978 p 639	78	Récurivité de la formule de Wiener	KALMAN/WIENER
MACCHI O., Ballanger M.	182	195-9	Le point sur le filtrage adaptatif transverse	GRETSI 87	87	Comportement des algorithmes LMS et MCR	/GRADIENT/MCR

AUTEURS	Basés	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
ALCANTARA Prado Gueguen	183		Fixed point implementation of the Fast Kalman algorithm using a TMS 32010 microprocessor	Conf EUSIPCO 1986, p1335, Sept 86	86	Implantation d'un Fast-Kalman sur TMS32010	/MCR
LUCAS Martin	184		Some improved adaptive algorithms in digital underwater acoustic channel equalization	Conf EUSIPCO, Sept 86	86		/GRADIENT
KIM, Alexander	185		Stability analysis of the fast RLS adaptation algorithm	ICASSP 88, New-York, pp1361	88		RLS
SLOCK, Kallath	186		Numerically stable fast recursive least-squares transversal filters	ICASSP 88, New-York, pp1365	88		FTF
BENALLAL, Gilloire	187	195-11	A new method to stabilize RLS algo. based on a first-order model of the propagation of numerical errors	ICASSP 88, New-York, pp 1373	88		/FTF/RLS
ORFANIDIS	188		The double/direct RLS lattice	ICASSP 88, New-York, pp 1381	88		/TRELLIS/RLS
MACCHI O., Jaidane-Saidane	189	192-1	Stability of adaptive recursive filters	ICASSP 88, New-York, pp1503	88		/GRADIENT
BELLANGER	190		Fast least squares sliding window algorithms for adaptive filtering	EUSIPCO 88, Grenoble, pp 563	88		/RLS/MCR
BOUDY, Favier	191	194-2	Optimization of adaptive lattice filters for stationary and non stationary signals	EUSIPCO 88, Grenoble, pp 591	88		/TRELLIS
MACCHI	192		Numerical stability of oversampled adaptive filters	EUSIPCO 88, Grenoble, pp 803	88		/GRADIENT
JAIDANE-SAIDANE M., Macchi O.	193		Effect of the leakage factor on the self stabilization phenomenon for adaptive recursive filters	EUSIPCO 88, Grenoble, pp807	88		
FAVIER G., Boudy J., Settineri R.	194		Filters en treillis adaptatifs. Comparaison de deux approches dans le cas de signaux stationnaires	GRETSI 88, Juan-les-Pins, pp 339	88		/TRELLIS
NEBOUT C., Castanie F.	195		Comparaison de performances d'algorithmes adaptatifs rapides pour la rejection de sinusoides	GRETSI 88, Juan-les-Pins, pp343	88		/ALE/MCR/GRADIENT
BONNET M., Bershad N.	196		Effets de saturation sur l'algorithme LMS en annulation d'echo avec données binaires	GRETSI 88, Juan-les-Pins, pp347	89		/LMS
SERVIERE C., Baudois D., Silvent A. Guerre-Chalais J.F.	197		Limitation des performances d'un soustracteur de bruit dans le cas de références polluées	GRETSI 88, Juan-les-pins, pp355	89		/FREQUENCE
BELLANGER	198		Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif	Editions du CNET			
BELLANGER	199		The FLS-QR algorithm for adaptive filtering	Signal processing, vol 17, n°4, Aug 89	89		/MCR
SERVIERE, Baudois, Silvent	200	197-8	Comparaison de deux méthodes d'estimation du gain complexe d'un filtre optimal au sens de Wiener	TS, vol 6, n°6	89		/FREQUENCE/WIENER

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
ABU EL ATA	X	146-5	Asymptotic behavior of an adaptive estimation algorithm with application to M-dependent data	IEEE AC, Dec 82, vol 27, pp 1255	82		
ADACHI,Sano	103		Recursive identification algorithm based on gradient method with application to adaptive bit detection	Electron. & Commun. (Japan), Avr 86, pp 1	86		/GRADIENT/RECURSIVITE
AGARWAL,Burnus	X	59-17	Fast one-dimensional digital convolution by multidimensional techniques	IEEE ASSP, Fev 74, vol 22, pp 1	74		
AGARWAL,Cooley	X	34-6	New algorithms for digital convolution	IEEE ASSP, Oct 77, vol 25, pp 392	77		
AHMED & al	X	38-5	A short-term sequential regression algorithm	IEEE ASSP, Oct 79, vol 27, pp 453	79		
AHMED,Daloeme,Morf	X	131-35 139-13	Highly concurrent computing structures for matrix arithmetic and signal processing	IEEE C, Jan 82, vol 15, pp 65	82		
AHMED,Morf,Lee,Ang	X	54-8 138-22	A VLSI speech analysis chip set based on square-root normalized ladder forms	ICASSP 81, Atlanta, pp 648	81		
AHMED,Rao	X	135-4	Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing	Springer, NY 1975	75		
AHMED,Youn	X	48-17 53-5	On a realization and related algorithms of adaptive prediction	IEEE ASSP, Oct 80, vol 28, pp 493	80		
AL-KINDI,Dunlop	033		A low distortion adaptive noise cancellation structure for real time application	ICASSP 87, Dallas, pp 2153	87	Structure de réduction de bruit atténuant la distorsion due à des capteurs signal/référence proches.	/GRADIENT
ALCANTARA Prado Gueguen	183		Fixed point implementation of the Fast Kalman algorithm using a TMS 32010 microprocessor	Conf EUSIPCO 1986, p1335, Sept 86	86	Implantation d'un Fast-Kalman sur TMS32010	/MCR
ALEXANDER	128	11-8	A derivation of the complex fast Kalman algorithm	IEEE ASSP, Dec 84, vol 32, pp 1230	84	Algorithme FK complexe	/MCR
ALEXANDER	X	141-9 185-6	Adaptive Signal Processing: Theory and Applications	Springer-Verlag, NY 1986	86		
ALEXANDER	X	141-21	Transient weight misadjustment properties for the finite-precision LMS algorithm	IEEE ASSP, 1987	87		/GRADIENT
AMIN	030		Adaptive noise cancelling in the spectrum domain	ICASSP 86, Tokyo, pp 2959	86	Développement d'algorithmes du gradient en fréquence	/GRADIENT/SPECTRAL
ANDREWS,Fitch	X	142-7	Finite word length arithmetic computation error effects on the LMS adaptive weights	ICASSP 77, Hartford, pp 628	77		/GRADIENT
APPELL,Brandt	165	55-1	Recursive lattice algorithms with finite duration windows	ICASSP 82, Paris	82	Etude de systemes LSI avec pondération de Hamming. Comparaison avec les fenêtres exponentielles.	/TRELLIS/RECURSIVITE
APPLEBAUM	X	20-35 46-2 62-6	Adaptive arrays	Rep. Syracuse Univ., SPL 769			/SPATIAL
APPLEBAUM,Chapman	X	18-2	Adaptive arrays with main beam constraints	IEEE AP, 1976, vol 24, pp 650	76		/SPATIAL

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
ARDALAN	024		Floating point error analysis of RLS and LMS adaptive filters	ICASSP 86, Tokyo, pp 513	86	Eraurs dues à la virgule flottante dans le calcul du gain de KALMAN et dans le LMS.	/KALMAN/GRADIENT/RLS
ARDALAN	X	141-33	Signal quantization effects on RLS adaptive filtering algorithms	IEEE ASSP, 1987	87		/RLS
ARDALAN, Alexander	X	24-6	Finite wordlength analysis of the RLS algorithm	Conf. Asilomar, Monterey 1984	84		/RLS
ARQUES, Faucon	163	70-1	Proposal and experimental evaluation of a combined structure 'corréolotif-ler- adapter'	ICASSP 82, Paris	82	Corréolotif. Filtre adaptatif.	/CORRELATION
ASHARIF, Takebayashi, Chujo, Murano	028		Frequency domain noise canceller: Frequency bin adaptive filtering (FBFAF)	Développement d'algorithmes du gradient en fréquence	86		/GRADIENT/FREQUENCE
BAUCHOT, Macchi O.	115		Optimal strategy for choosing the step-size in adaptive filtering	C.R. Acad. Sc. Paris, tome 299, 21 Nov 84	84		/GRADIENT
BAUDOIS, Jouve	093		Etude d'un filtre réjecteur de raies à RIF	GRETSI 85 pp 495	85	Diverses approches de la définition de filtres réjecteurs de raies. Application au corréolotif	/CORRELATION/FIR
BAUDOIS, Kofman, Silvent	066	89-5 93-2 197-4	Etude théorique et expérimentale du corréolotif	GRETSI 81,	81	Calcul d'erreur dans le cas de l'élimination de bruit et de raies	/CORRELATIONVALE
BAUDOIS, Moisan, Silvent, Balluet	X	89-9 89-3	Etude d'un égaliseur de raies	GRETSI 83	83	Elaboration d'un système égaliseur de raies utilisant une analyse spectrale de type Pisarenko. Application au blanchissement de RBS à spectre de raies.	/SPECTRAL/CORRELATIONVALE
BAUDOIS, Silvent	167	66-4 89-8 93-1 197-2	Application du corréolotif à l'élimination des raies en présence de bruit stationnaire	GRETSI 79	79	Performances du corréolotif dans le cas de l'élimination d'une ou plusieurs raies.	/CORRELATION
BECKER, Rudin	X	63-16	Application of automatic transversal filters to the problem of echo suppression	Bell S Tech J, 1966, vol 45, pp 1847	66		
BELLANGER	006		Engineering aspects of FLS algorithms in transversal adaptive filters	ICASSP 87, Dallas, pp 2149	87	Algorithme MCR (cf 2-0)	/KALMAN/MCR
BELLANGER	011	89-13	Les algorithmes des moindres carrés rapides et leur application au filtrage numérique adaptatif	Rapport interne LSS, n° MB85026	85	Présentation des algorithmes MCR (FK et FAEST)	/KALMAN/FAEST/MCR
BELLANGER	190		Fast least squares sliding window algorithms for adaptive filtering	EUSIPCO 88, Grenoble, pp 563	88		/RLS/MCR
BELLANGER	198		Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif	Editions du CNET			
BELLANGER	199		The FLS-QR algorithm for adaptive filtering	Signal processing, vol 17, n°4, Aug 89	89		/MCR
BELLANGER	X	2-1 5-1	Adaptive Filters	Digital Processing of Signals, chap 11			
BELLANGER	X	6-1 86-1 190-3 199-1	Adaptive Digital Filters and Signal Analysis	M. Drekker Inc., 1987	87		
BELLANGER, Arques	095		Algorithmes en treillis et de Widrow utilisés en détection d'un signal transitoire mal connu dans un bruit corré	GRETSI 85, pp 219	85	Détection (un peu en dehors du sujet: signaux bruis)	/TREILIS/GRADIENT/CORRELATIO N

AUTEURS	Basés	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
BELLANGER,Évd	002		Coefficient wordlength limitation in FLS adaptive filters	ICASSP 86, Tokyo, pp 3011	86	Analyse des conditions de stabilité des algorithmes MCR par introduction d'une constante dans l'algorithme de prédiction.	/KALMAN/MCR
BELLANGER,Évd	101		Complexité de filtres numériques adaptatifs	GRETSI 85, pp 641	85	Estimation de précision de calculs et de complexité de mise en oeuvre	/GRADIENT/TRELLIS
BELLANGER,Lamberti	005		The second generation of adaptive digital filters	Signal. Processing III	86	Transversal Fast LS, mise en oeuvre, conditions initiales, constante de stabilisation, facteur d'oubli.	/KALMAN/ALE
BELLANGER,Lamberti	X	3-6	Stability conditions for fast weighted LS algorithms	IEEE ASSP ?			/KALMAN
BELLEGARDA,Faden	147		A new structure for adaptive linear-phase filtering	IEEE CAS, juil 87, vol 34, pp 712	87	Filtrage à phase linéaire	/FIR/TRELLIS
BENALLAL,Giloire	187	195-11	A new method to stabilize RLS algo. based on a first-order model of the propagation of numerical errors	ICASSP 88, New-York, pp 1373	88		/FTF/RLS
BENALLAL,Giloire,Faucon	087	187-9	Méthode de stabilisation des algorithmes MCR appliqués au traitement de parole	GRETSI 87, pp 277	87	Stabilisation des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides. Annulation d'échos acoustiques	/FTF/MCR
BERSHAD	097		A normalized LMS algorithm: mean and second moment weight behavior	GRETSI 85 pp 683	85	Lien entre le coefficient de convergence et la puissance d'entrée.	/GRADIENT
BERSHAD	125	45-19	On the real & complex LMS adaptive filter algorithms	Proc IEEE, Avr 81, vol 69, pp 469	81		/GRADIENT
BERSHAD	146		Behavior of the epsilon-normalized LMS algorithm with gaussian inputs	IEEE ASSP, Mai 87, vol 35, pp 636	87		/GRADIENT
BERSHAD	X	144-1	Comments on "comparison of convergence of two algorithms for adaptive FIR digital filters"	IEEE ASSP, Dec 85, vol 33, pp 1604	85		/FIR
BERSHAD	X	146-1	Analysis of the normalized LMS algorithm with gaussian inputs	IEEE ASSP, Août 86, vol 34, pp 793	86		/GRADIENT
BERSHAD	173	144-2	On the optimum data nonlinearity in LMS adaptation	IEEE ASSP, Fév 86, vol 34, pp 69	86		/GRADIENT
BERSHAD,Chang	X	43-13	Time correlation statistics of the LMS adaptive algorithm weights	IEEE ASSP, ?			/GRADIENT/CORRELATION
BERSHAD,Feintuch	037	38-7 39-18 40-7 41-6 42-8 43-9 45-15 89-17 127-18 130-19	Analysis of the frequency domain adaptive filter	Proc IEEE, Dec 79, vol 67, n° 12, pp 1658	79	Etude du comportement du LMSF. Evaluation de l'ECM du filtre en fonction du pas d'adaptation	/GRADIENT/FREQUENCE
BERSHAD,Feintuch	039	89-19	A normalized frequency domain LMS adaptive algorithm	IEEE ASSP, Juin 86, vol 34, n° 3	86	Stabilité du LMSF. Calcul du pas d'adaptation en fonction de la puissance d'entrée dans chaque canal.	/GRADIENT/FREQUENCE
BERSHAD,Feintuch	042	39-20 43-21 127-20	Correlation function for the weight sequence of the frequency domain adaptive filter	IEEE ASSP, Oct 82, vol 30, n° 5, pp 801	82	Calcul de la corrélation entre les poids du filtre RIF. Extension de 4.1-0.	/GRADIENT/FREQUENCE/CORRELATION/FIR
BERSHAD,Feintuch	130	39-19 127-19	The recursive adaptive LMS filter. A line enhancer application & analytical model for the mean weight behavior	IEEE ASSP, Dec 80, vol 28, pp 652	80		/GRADIENT/RECURSIVITE/ALE
BERSHAD,Feintuch,Reed,Fisher	X	39-4 43-8 45-14 61-16 97-5 125-7 127-4 146-7	Tracking characteristics of the LMS adaptive line enhancer. Response to a linear chirp signal in noise	IEEE ASSP, Oct 80, vol 28, pp 504	80		/GRADIENT/ALE

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
BERSHAD,Ou	043	88-4	LMS adaptation with correlated data. A scalar example	IEEE ASSP, Août 84, vol 32, pp 695	84	Etude de l'influence de la corrélation des données sur le LMS	/GRADIENT/CORRELATION
BERSHAD,Ou	127	39-21	On the joint characteristic function of the complex scalar LMS adaptive weight	IEEE ASSP, Dec 84, vol 32, pp 1166	84		/GRADIENT
BIENVENU	169		Underwater passive detection and spatial coherence testing	J.A.S.A., Fév 79, pp 425	78	Traitement d'antenne	/SPATIAL
BIENVENU,Meimoz	X	94-1	Adaptive array processing for passive detection	Internat. Semin, 1979, Peebles, Scotland	79		/SPATIAL
BITMEAD	158		Convergence in distribution of LMS-type adaptive parameter estimates.	IEEE AC, Jan 83, vol 28, pp 54	83	Comportement asymptotique des paramètres estimés par un LMS (convergence en loi) dans le cas stationnaire.	/GRADIENT
BITMEAD,Anderson	040	39-17 127-17	Adaptive frequency sampling filters	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, n° 3, pp 684	81	Deux structures LMS fréquence utilisant des estimateurs RIF(utilisant des TFD).	/GRADIENT/FREQUENCE/FIR
BITMEAD,Anderson	X	40-12 144-3 146-4	Performance of adaptive estimation algorithms in dependent random environment	IEEE AC, Août 80, vol 25, pp 788	80		
BODE,Shannon	X	20-2 48-13	A simplified derivation of linear LS smoothing & prediction theory	Proc.IRE, Avr 50, vol 38, pp 417	50		
BOLL,Puisipher	X	23-3 28-1	Suppression of acoustic noise in speech using two microphone adaptive noise cancellation	IEEE ASSP, Dec 80, vol 28	80		
BONNET M.,Berahad N.	196		Effets de saturation sur l'algorithme LMS en annulation d'écho avec données binaires	GRETSI 89, Juan-les-Pins, pp347	89		/LMS
BONNET,Macchi O.	073		Influence d'un bruit contrôlé sur les algorithmes d'annulation d'échos	GRETSI 83, pp 461	83	Annulation d'échos.Comparison entre l'algorithme de signe et l'algorithme du gradient	/GRADIENT
BOOKER,Org,Burg,Hair	X	44-9	Multiple-constraint adaptive filtering	Texas-Instruments, Avr 69	69		
BOTTO	X	3-8 6-6	Etude des algorith. transversaux rapides:application à l'annulation d'échos acoustiques pour l'audioconférence	Thèse, Rennes, 1986	86		
BOTTO	003	6-7 186-10 187-6	Stabilization of fast RLS transversal filters for adaptive filtering	ICASSP 87, Dallas, pp403	87	Etude rapide de la propagation des erreurs dans un algorithme FTF & explication de la divergence. Stabilisation du filtre: deux méthodes de calcul du paramètre	/RLS/FTF
BOTTO,Moustakides	X	3-9 141-25	Stabilization of fast RLS transversal filters	IEEE CAS, Sept 86			/RLS
BOUDY, Favier	191	194-2	Optimization of adaptive lattice filters for stationary and non stationary signals	EUSIPCO 88,Grenoble,pp 591	88		/TRELIS
BOUDY,Favier	085	191-12	Propriétés et optimisation du taux de convergence des algorithmes de filtrage en treillis/gradient	GRETSI 87, pp 289	87	Etude théorique de la convergence en moyenne et moyenne quadratique du treillis gradient.Correction du taux de convergence	/TRELIS/GRADIENT
BOUTHEMY	X	89-7	Etude d'un corrélofiltre autoadaptatif	Thèse DI, Grenoble, 1982	82		/CORRELATION
BOUTHEMY,Kolman,Silvent	X	89-6	Theoretical & computer simulation study of corrélofiltre adaptive system for non stationary processes	ICASSP 82, Paris	82	Etude d'une stratégie d'adaptation du corrélofiltre à des signaux non stationnaires	/CORRELATION

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
BROOMHEAD, Harp, McWhirter, Palmer, Roberts	X	21-8	A practical comparison of the systolic & wavefront array processing architecture	ICASSP 85, Tampa, pp 296	85		/SPATIAL/SYSTOL
BROWN III	X	44-23	Adaptive estimation in nonstationary environments	Rep. Tech. Aool 70, Stanford, n° TR-6795-1	70		
BLRG	X	20-43 67-13 94-2	Maximum entropy spectral analysis	Conf. Soc. Exploration Geophysicists, Oklahoma City, 1967	67		/SPECTRAL
BURFUS	X	39-8 42-3 59-1127-8 139-3	Block implementation of digital filters	IEEE CT, Nov 71, vol 18, pp 697	71		
BURFUS	X	39-9 42-4 59-2 127-9 135-27	Block realization of digital filters	IEEE AU, Oct 72, vol 20, pp 230	72		
BYUN, Gangi	X	32-3	A constraint elimination technique for linearly constrained array	IEEE GE, Jan 81, vol 19, pp 8	81		/SPATIAL
CAPON, Greenfield, Kolker	X	20-34 46-3	Multidimensional maximum likelihood processing of a large aperture seismic array	Proc. IEEE, Feb 67, vol 55, pp 192	67		/SPATIAL
CARAISCO, Liu	174	24-5 91-5 141-20 142-11	A roundoff error analysis of the LMS adaptive algorithm	IEEE ASSP, Feb 84, vol 32, pp 34	84	Erreurs de quantification dans l'algorithme LMS.	/GRADIENT
CARAYANNIS, Kalouptsidis, Manolakis	X	9-8 10-5 137-12	Fast recursive algorithms for a class of linear equations	IEEE ASSP, Avr 82, vol 30, pp 227	82	Algorithmes récurifs rapides pour résoudre un système d'équat. lineaires; selon la "classe" de la matrice à inverser. Cas scalaire	/RECURSIVITE
CARAYANNIS, Manolakis, Kalouptsidis	009	2-2 3-2 4-5 5-5 6-3 8-63 11-3 27-7 98-13 131-6 141-27 137-6 186-1 195-6	A fast sequential algorithm for LS filtering & prediction	IEEE ASSP, Dec 83, vol 31, pp 1394	83	Moindres carrés récurifs; définition des erreurs a priori & a posteriori; algo. de KALMAN rapide basé sur l'erreur a priori & nouvel algo. basé sur l'erreur a posterior	/KALMAN/RECURSIVITE/FAEST
CARAYANNIS, Manolakis, Kalouptsidis	X	7-7 8-62 9-9 48-6 131-5 137-5	Fast KALMAN type algorithms for sequential signal processing	ICASSP 83, Boston, pp 186	83		/KALMAN
CARAYANNIS, Manolakis, Kalouptsidis	X	86-5 187-8 188-7	A unified view of parametric processing algorithm for prewindowed signals	Signal Processing, 1986, vol 10, pp 335	86		
CHEN & al	X	22-7	Adaptive spectral estimation by the conjugate gradient method	ICASSP 85, Tampa, pp 81	85		/GRADIENT/SPECTRAL
CHING, Chan, Tse	083		Constrained adaptive estimation of time delay with multipath	GRETSI 87, pp 305	87	Ecart d'arrivée d'un même signal en deux points différents modélisé par un filtre.	/GRADIENT
CHU, Messerschmitt	X	134-15	Zero-sensitivity analysis of the digital lattice filter	ICASSP 80, Denver	80		/TREILLIS
CIOFFI	027	141-38 199-2	A fast QR/frequency domain RLS adaptive filter	ICASSP 87, Dallas, pp 407	87		/FREQUENCE/RLS/SYSTOL
CIOFFI	049		A covariance RLS lattice for adaptive filtering	ICASSP 86, Tokyo, pp 2115	86	Algorithme en treillis avec des conditions initiales non nulles	/TREILLIS/RLS/ALE
CIOFFI	108		The block-processing FTf adaptive algorithm	IEEE ASSP, Feb 86, vol 34, pp 77	86		/FTF
CIOFFI	141	185-7	Limited-precision effects in adaptive filtering	IEEE CAS, Juli 87, vol 34, pp 821	87	Effets des erreurs de quantification et de leur accumulation pour différentes méthodes.	/GRADIENT/RLS

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Année	Commentaires	CLÉS
CIOFFI	X	1-3 8-35 131-23	Fast, transversal filters for communications applications	Dissert. Ph.D, Stanford, Fév 1984	84		/FTF
CIOFFI	X	21-2 49-13 131-40	The block-processing FTF adaptive algorithm	(CASSP 85, Tampa, pp 1241	85		/FTF
CIOFFI	X	49-10	When do I use an RLS adaptive filter	Conf Asilomar, Nov 85	85		/RLS
CIOFFI	X	49-5	LS storage channel identification	IBM Journal of R&D, Mai 86, vol 30,	86		
CIOFFI	X	49-3	An efficient exact LS fractionally spaced equalizer using intersymbol interpolation	IEEE SAC, Sept 84, vol 2, pp 743	84		
CIOFFI, Kallath	008	3-3 4-6 5-7 6-5 7-6 12-20 27-6 47-1 49-12 87-5 129-10 131-8 141-28 185-2 187-2	Fast RLS transversal filters for adaptive filtering	IEEE ASSP, Avr 84, vol 32, pp 304	84	Filtrage transversal en treillis, Amélioration des transitoires (contraintes) stabilisation numérique (observation d'un paramètre théoriquement borné).	/TREILLIS/RLS/FTF
CIOFFI, Kallath	008	2-3 195-7	Fast RLS transversal filters for adaptive filtering	IEEE ASSP, Avr 84, vol 32, pp 304	84		/TREILLIS/RLS/FTF
CIOFFI, Kallath	131	4-11 49-9 141-41	Windowed FTF for adaptive algorithms with normalization	IEEE ASSP, Juin 85, vol 33, pp 607	85	Catalogue d'algorithmes FTF, clair & complet	/FTF
CIOFFI, Kallath	X	4-7 49-4	An efficient RLS data driven echo canceller for fast initialization of full-duplex data transmission	IEEE COM, Juli 85	85		/RLS
CIOFFI, Kallath	X	7-5 8-76 48-7 137-7	Fast fixed order LS algorithms for adaptive filtering	(CASSP 83, Boston, pp 679	83		
CIOFFI, Kallath	X	8-65 131-27	An efficient, exact LS fractionally spaced equalizer using intersymbol interpolation	IEEE COM, Spec issue, Juli 84	84	Algorithme FTF	/FTF
CIOFFI, Kallath	X	131-16 141-42	A classification of fast fixed-order RLS adaptive algorithms	Conf. IEEE DSP, CHATHAM, Oct 84	84		/RLS
CLAASEN, Mecklenbrauker	120		Adaptive techniques for signal processing in communications	IEEE COMMUN. MAG., 1985, vol 23, pp 8	85		/ALE
CLAASEN, Mecklenbrauker	175	5-2 24-2 73-5 91-2 97-10 144-4 196-5	Comparison of the convergence of two algorithms for adaptive FIR digital filters	IEEE COM, Nov 85, vol 23 IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 670	85		/GRADIENT/FIR
CLAASEN, Mecklenbrauker	X	144-5	Authors reply to comments on comparison of the convergence of two algorithms for adaptive FIR digital filters	IEEE ASSP, Fév 86, vol 34, pp 202	86		/FIR
CLARK	X	39-12 42-7 59-11 127-12	Block adaptive filtering and application to seismic detection	Dissert Ph.D, Avr 81, Santa Barbara, n°UCRL-53147	81		
CLARK, Mitra, Parker	059	31-2 34-3 39-11 42-6 127-11 135-10 141-55	Block implementation of adaptive digital filters	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 744	81	Montre que les coefficients du LMST peuvent être ajustés seulement à chaque bloc de données sans perte de performances, en allégeant les calculs	/GRADIENT
CLARK, Mitra, Parker	X	59-21	Block adaptive filtering	Conf IEEE Circuits & Systems, Avr 80, Houston, pp 384	80		
CLARK, Parker, Mitra	X	34-4 135-12	A unified approach to time and frequency domain realization of FIR adaptive digital filters	IEEE ASSP, Oct 83, vol 31, pp 1073	83		/FIR

SOUSTRACTION DE BRUIT

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
CLARK,Soderstrand,Johnson	X	28-8	Transform domain adaptive filtering using a recursive DFT	Symp.IEEE, Kyoto,Jun 85, pp 1113	85		/RECURSIVITE
CLARKSON,Hammond	100		Noise cancellation for narrowband interferences using sparse adaptive systems	GRETSI 85, pp 647	85	Annulation d'interférences Bande Etroite en présence de références, utilisant des filtres réjecteurs	/GRADIENT
COMON	X	89-11 197-5	Traitement de signaux magnétiques multivariables	Thèse de doc.INPG, Grenoble, 1985	85		
COMON,Lacoume	068		A robust adaptive filter for noise reduction problems	ICASSP 86, Tokyo	86	Influence de l'estimation des moments du 2ème ordre sur les performances d'un système adaptatif.Filtre Robuste	/WIENER/FREQUENCE
COMON,Lacoume	069	68-4	Noise reduction for an estimated Wiener filter using noise references	IEEE IT, Mar 86, vol 32, pp310	86	Comment réduire le bruit de sortie qui provient des erreurs d'estimation des matrices spectrales	/WIENER/SPECTRAU/ALE
COWAN,Grant	X	5-3 34-10 90-3	Adaptive Filters	Prentice-Hall, 1985	85		
CRESP	180		Etude comparative d'algorithmes en treillis	Thèse 3ème cycle, Nice Nov 84	84	Comparaison d'algorithmes en treillis.	/TRELLIS
CUMANI	X	55-2	On a covariance lattice algorithm for linear prediction	ICASSP 82, Paris	82		/TRELLIS
DANIELL	X	20-39 46-22 44-19	Adaptive estimation with mutually correlated training samples	Rep., Août 68, Stanford, SEL-68-083	68		/CORRELATION
DANIELL	X	43-16 63-24 65-25 72-8 133-8	Adaptive estimation with mutually correlated training sequences	IEEE SSC, Jan 70, vol 6, pp 12	70		/CORRELATION
DASGUPTA,Johnson	107		Some comments on behaviour of sign-sign adaptive identifier	Syst. & Control Lett. (Netherlands), Avr 86, vol 7, pp 75	86		/GRADIENT
DAVID	X	145-9	IIR adaptive algorithm based on gradient search techniques	Dissert. PHD, Stanford, Août 81	81		/GRADIENT/AIR
DAVISSON	X	43-17	Steady-state error in adaptive mean-square minimization	IEEE-IT, Jul 70, vol 16, pp 382	70		
DEDIEU,Castanié	091		Analyse des effets de quantification dans l'implantation de l'algorithme LMS	GRETSI 87 pp13	87	Propagation des erreurs de quantification du LMST	/GRADIENT
DEDIEU,Castanié	X	91-7 142-13	Adaptive filter improvement using randomly quantized coefficients	ICASSP 85, Tampa, pp 1743	85		
DELOSME	X	136-11	Algorithms for finite shift-rank processes	Dissert. PHD, Stanford, Sept 82	82		
DEMOMENT,Houache	X	1-9	Stabilisation of fast RLS algorithms	Conf IMA, Bath Univ., Sept 85	85		/RLS
DEMYTKO,Mackochnie	X	63-18 65-18	A high speed digital adaptive echo canceller	Australian Telecomm Res, 1973, vol 7, pp 20	73		
DENTINO	X	29-8	Frequency domain adaptive correlator	Conf.Asiomat, 1977, pp 267	77		/FREQUENCE/CORRELATION

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
DENTINO, McCool, Widrow	036	28-3 29-1 30-2 37-1 38-6 39-10 40-5 41-5 42-5 43-20 59-23 60-3 89-16 125-4	Adaptive filtering in the frequency domain	Proc. IEEE, Dec 78, vol 66, n° 12, pp 1658	78	Etude du LMSF. Calcul du coût calcul.	/GRADIENT/FREQUENCE
DENTINO, McCool, Widrow	036	127-10 130-20	Adaptive filtering in the frequency domain	Proc. IEEE, Dec 78, vol 66, n° 12, pp 1658	78		/GRADIENT/FREQUENCE
DEREVITSKII, Fradkov	X	63-28 65-28	Two models for analyzing the dynamics of adaptation algorithms	Automatika i Telemekh., Jan 74, pp 67, (translated)	74		
DING, Yu	023		Adaptive lattice noise canceller and optimal step size	ICASSP 86, Tokyo, pp 2939	86		/TREILLIS
DRAGOSEVIC, Stankovic	096		Estimation of noisy sinusoids frequencies by the generalized LS method	GRETSI 85, pp 207	85	Application des moindres carrés généralisés pour l'estimation des fréquences de sinusoides bruités (bruit coloré), S/B petits.	/FREQUENCE
DUNLOP, Al-kind, Vitt	X	33-2	Application of noise cancelling to Diver Voice communications	ICASSP 87, Dallas	87		
DURRANI, Sharman	X	22-8	Eigenfilter approaches to adaptive array processing	Proc. IEEE, Feb 83, vol 130	83		/SPATIAL
DUTTWEILER	179	91-3 144-6 196-1	Adaptive filter performance with non-linearities in the correlation multiplier	IEEE ASSP, Aot 82, vol 30, pp 578	82		/GRADIENT/CORRELATION
EGARDT, Morf	X	54-13	Asymptotic analysis of a ladder algorithm for ARMA models	IEEE AC, ?			
ELEFTHERIOU, Falconer	110		Steady-state behaviour of RLS adaptive algorithms	ICASSP 85, Tampa, pp 1145	85		/RLS
ELEFTHERIOU, Falconer	129	49-11 131-38 185-4 191-9	Tracking properties & steady state performance of RLS adaptive filter algorithms	IEEE ASSP, Oct 86, vol 34, pp 1097 Conf. GLOBECOM, Atlanta 84	86	Etude approchée des algo RLS; en régime permanent l'"excess MSE" est la somme de 3 erreurs: convergence en moyenne des 2 premières; valeur opt. du fact. d'oubli.	/RLS/ALE
ETTER	109		Identification of sparse impulse response systems using an adaptive delay filter	ICASSP 85, Tampa, pp 1169	85		/GRADIENT
ETTER	113		An adaptive technique for identification of sparse impulse response systems	Conf Loughborough, Avr 85, pp 29	85		/KALMAN/FIR/IIR
EVANGELOS, Falconer	X	25-8	Tracking properties & steady state performance of RLS adaptive filter algorithms	IEEE ASSP, Oct 86, vol 34	86		/RLS
EVC1	092		Convergence properties of some adaptive filtering algorithms	GRETSI 87, pp 53	87		/GRADIENT
EWEDA, Macchi O.	X	25-2	Tracking error bounds of adaptive nonstationary filtering	Automatica, 1985, vol 21, pp 293	85		
EWEDA, Macchi O.	078		Poursuite adaptative du filtrage optimal non stationnaire	C.R. Acad.Sc. Paris, T.293, 9 Nov 81	81	L'EOM de poursuite est la somme de 2 termes: le 1er proportionnel à mu, le second proportionnel à l'inverse de mu carré.	/GRADIENT
FABRE, Gueguen	X	2-4 3-5 5-8 11-6 87-1 147-16 187-5 195-10	Fast RLS algorithms : preventing divergence	ICASSP 85, Tampa, pp 1149	85		/RLS
FALCONER, Ljung L.	162	4-1 5-4 6-2 7-1 8-3 9-5 10-3 11-2 13-10 24-3 48-5 48-5 49-2 52-6 87-4 128-1	Application of fast KALMAN estimation to adaptive equalization	IEEE COM, Oct 78, vol 26, pp 1439	78	Algorithme de KALMAN rapide pour l'égalisation, issu du KALMAN classique & basé sur les "shifting proper-ties"	/KALMAN/MCR

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Pages	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
FALCONER, Jung L.	162	129-13 131-3 132-8 141-40 137-3 187-1	Application of fast KALMAN estimation to adaptive equalization	IEEE COM, Oct 78, vol 26, pp 1439	78		/KALMAN/MCR
FAM	X	56-3	MFIR filters, properties & applications	IEEE ASSP, Dec 81, vol 29	81		/FIR
FAN, Jenkins	102		A family of adaptive IIR digital filtering algorithms with global convergence	Conf IEEE Circuits & Systems, 1986, San Jose	86		/IIR
FARDEN	176	22-2 61-12 147-24	Tracking properties of adaptive signal processing algorithms	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 439	81		/GRADIENT
FARDEN	X	61-11 72-7 144-7	Stochastic approximation with correlated data	IEEE IT, Jan 81, vol 27, pp 105	81		/CORRELATION
FARDEN, Bellegarda	104	147-7	A fixed point computation for linear phase lattice filtering	Conf. on Commun., Control & Comput., Oct 85, Monticello USA, pp 742	85		/TREILLIS
FARDEN, Sayood	X	129-4	Tracking properties of adaptive signal processing algorithms	ICASSP 80, pp 466	80		
FALCON	076	84-3	Influence of variance of whitened noise used as reference in a correlator	Signal Processing, North Holland, 1987, pp 363	87		/CORRELATION
FALCON	099		Méthodes adaptatives d'estimation de signaux bruités avec voie de référence	GRETSI 85, pp 671	85	Réduction utilisant le treillis: 1-actualisation des PARCOR par méthodes du gradient. 2-préfiltrage des données et moindres carrés exacts	/TREILLIS/GRADIENT
FAUCON, Arquès	070		Evaluation théorique de performances de systèmes corrélateur-adaptateur	GRETSI 83, pp 79	83	Structure combinée "Corrélateur-adaptateur" avec RBS. Etude des performances.	/CORRELATION
FAUCON, Gilloire	084		Comparaison de structures de corrélateurs: application au débruitage de la parole	GRETSI 87, pp 165	87		/CORRELATION
FAVIER	082		Algorithmes d'identification adaptatifs numériquement efficaces	GRETSI 87, pp 313	87	Identification de systèmes linéaires. Algo des MC pondérés récursifs avec facteur d'oubli variable. Factorisation UD/Tests de rupture.	/KALMAN/RECURSIVITE
FAVIER	105	191-10	Adaptive lattice filters: a comparative study of numerical complexity convergence	Annales des Télécomm., 1986, tome 41, pp 305	86	Etude de comparaison d'algorithmes en treillis	/TREILLIS
FAVIER G., Boudy J., Settineri R.	194		Filters en treillis adaptatifs. Comparaison de deux approches dans le cas de signaux stationnaires	GRETSI 89, Juan-les-Pins, pp 339	89		/TREILLIS
FAVIER, Cresp, Bienvenu	094		Etude comparative de filtres adaptatifs en treillis	GRETSI 85 pp 391	85	Comparaison de treillis temporels et spatiaux. Méthodes sous-optimales. Traitement d'antenne adaptatif utilisant les filtres à corrélation.	/TREILLIS/SPATIAL/CORRELATIONIALE
FENTUCH	124	83-10 130-3 189-3	An adaptive recursive LMS filters	Proc IEEE, Nov 76, vol 64, pp 1622	76		/GRADIENT/RECURSIVITE
FENTUCH	X	130-5	Reply to "comments on an adaptive recursive LMS filter"	Proc IEEE, Sept 77, vol 64	77		/GRADIENT/RECURSIVITE
FENTUCH, Bershad	X	130-8	Reply to "comments and additions to an adaptive recursive LMS filter"	Proc. IEEE, Sept 77, vol 64	77		/GRADIENT/RECURSIVITE
FENTUCH, Bershad, Reed	X	42-11 43-11	Time delay estimation using the LMS adaptive filter-dynamic behavior	IEEE ASSP, Juin 81, special issue	81		/GRADIENT

AUTEURS	Pages	N° articles cités	TITRES	références	Année	Commentaires	CLÉS
FERRARA	X	29-5 34-1 38-8 39-16 40-16 59-22 60-4 127-16 141-56	Fast implementation of LMS adaptive filters	IEEE ASSP, Août 80, vol 28, pp 474	80		/GRADIENT
FERRARA	X	143-2	The time sequenced adaptive filter	Dissert. Ph.D. Stanford, Dec 77	77		
FERRARA,Widrow	143		The time-sequenced adaptive filter	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 679	81	Estimation de signaux non stationnaires.	/GRADIENT
FEUER,Weinstein	X	145-4	Convergence analysis of LMS filters with uncorrelated gaussian data	IEEE ASSP, Fev 85, vol 33, pp 222	85		/GRADIENTCORRELATION
FIGUEIRAS-VIDAL,Paez-Borrillo, Garcia-Gomez,Hernandez-Gomez	X	60-6	L-norm adaptive transversal fillers	GRETSI, ?			
FISHER	X	45-17 125-11	Transient statistical behavior of LMS adaptive predictor with applications to sinusoidal inputs	Dissert. Ph.D. Irvine, Juin 80	80		/GRADIENT
FISHER,Bershad	045	43-12 97-7 127-33 142-14 146-9 196-6	The complex LMS adaptive algorithm-Transient weight mean & covariance with applications to the ALE	IEEE ASSP, Fev 83, vol 31, pp 34	83	Etude du comportement transitoire & asymptotique du filtre de WIDROW; équations récursives pour moyenne & covariance du gain du filtre; limite de l'EOM	/GRADIENT/RECURSIVITE/ALE
FRIEDLANDER	051	8-31 9-13 12-15 15-4 27-4 38-13 50-3 55-3 80-5 94-3 95-3 98-1 99-5 129-24 197-6	Lattice filters for adaptive processing	Proc.IEEE, Août 82, vol 70, pp 829	82	Synthèse des filtres en treillis; étude de la solution exacte; présentation d'algorithmes adaptés,Très intéressant.	/TRELLIS
FRIEDLANDER	051	131-20 147-9 148-1	Lattice filters for adaptive processing	Proc.IEEE, Août 82, vol 70, pp 829	82		/TRELLIS
FRIEDLANDER	X	47-4 49-7 80-6 131-21 188-6	Lattice methods for spectral estimation	Proc IEEE, Sept 82, vol 70, pp 990	82	(suite 51-0):autocorrélation, "prewindowed", co-variance; analyse spectrale à partir des coefficients précédemment estimés	/TRELLIS/SPECTRAL/CORRELATION/ALE
FRIEDLANDER	X	131-22	Lattice implementations of some recursive parameter-estimation algorithms	Int. J. of Control, Avr 83, vol 37, pp 661	83		/TRELLIS/RECURSIVITE
FRIEDLANDER,Kailath,Morf,Ljung L.	170	52-16 132-14 136-10	Extended Levinson & Chandrasekhar equations for general discrete-time linear estimation problems	IEEE AC, Août 78, vol 23, pp 653	78	Algorithmes rapides d'inversion de matrices classées selon un index de non-stationnarité	/TRELLIS
FRIEDLANDER,Morf	X	147-6	LS algorithms for adaptive linear-phase filtering	IEEE ASSP, Juin 82, vol 30, pp 381	82		
FRIEDLANDER,Morf,Kailath,Ljung L.	X	52-11 132-15 138-13	New inversion formulas matrices classified in terms of their distance from Toeplitz matrices	Linear Algebra & its Applications, 1979, vol 27, pp 31	79	Formules d'inversion de matrices alpha-stationnaires & algorithmes	
FROST III	044	18-5 20-37 32-1 46-6 62-8	An algorithm for linearly constrained adaptive array processing	Proc.IEEE, Août 72, vol 60, pp926	72	Antenne adaptative: algorithme du gradient estimé, avec contrainte réponse impulsionnelle donnée pour le signal utile dont on suppose connaître l'azimut)	/GRADIENT/SPATIAL
FROST III	X	44-6	Adaptive LS optimization subject to linear equality constraints	Rep Tech, 1970, Stanford, n° TR 8796-2	70		
GABRIEL	X	46-9 62-9	Adaptive arrays - An introduction	Proc IEEE, Fev 76, vol 64, pp 239	76		/SPATIAL
GARDNER	061	145-3	Learning characteristics of stochastic gradient-descent-algorithm: a general study, analysis, and critique	Signal Processing, Avr 84, vol 6, pp 113	84	Convergence de l'EOM dans les gradients stochastiques.	/GRADIENT
GARDNER,Agoo	X	33-3	Two stage adaptive noise cancellation for intermittent-signal application	IEEE IT, 1980, vol 26, pp 746	80		

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Année	Commentaires	ELLS
GENTLEMAN	X	14-6	LS computation by givens transformation without square roots	J. Inst. Math. Applications, 1973, vol 12, pp 329	73		
GENTLEMAN,Kung	X	27-8	Matrix triangularization by systolic arrays	Proc.SPIE, 1981, pp 298	81		/SYSTOL
GEERSHO	X	59-15	Convergence properties of an adaptive filtering algorithm	Conf Asilomar, 1968, Pacific Grove, pp 302	68		
GIBSON,Haykin	X	129-6	Nonstationary learning characteristics of adaptive lattice filters	ICASSP 82, Paris	82		/TRELLIS
GIBSON,Haykin	X	50-6	Learning characteristics of adaptive lattice filtering algorithms	IEEE ASSP, Dec 80, vol 28, pp 68	80		/TRELLIS
GIBSON,Haykin	X	134-4	A comparison of algorithms for the calculation of adaptive lattice filters	ICASSP 80, Denver, pp 978	80		/TRELLIS
GIORDANO,Hsu	X	141-31	LS Estimation with Applications to Digital Signal Processing	Wiley NY, 1985	85		
GITLIN,Magee Jr	X	34-11 129-14 135-2	Self-orthogonalizing adaptive equalization algorithms	IEEE COM, Juli 77, vol 25, pp 666	77		
GITLIN,Mazo,Taylor	X	12-5 61-4 134-19 141-16 142-5	On the design of gradient algorithms for digitally implemented adjustment filter	IEEE CT, Mar 73, vol 20, pp 125	73		/GRADIENT
GITLIN,Weinstein	X	31-5 61-9 73-4 91-4 142-6	On the required tap-weight precision for digitally implemented adaptive MS equalizers	Bell S Tech J, Feb 79, vol 58, pp 301	79		
GITLIN,Weinstein	X	61-7	The effects of large interference on the tracking capability of digitally implemented echo cancellers	IEEE COM, Juin 78, vol 26, pp 833	78		
GLOVER	X	20-21	Adaptive noise cancelling of sinusoidal interferences	Dissert. PhD Stanford mai 75	75		
GLOVER	X	100-2	Adaptive noise cancellation applied to sinusoidal interferences	IEEE ASSP, 77, vol 25, pp 484	77		
GINANASEKARAN,Mitra	X	59-4	A note on block implementation of IIR digital filters	Proc IEEE, Juli 77, vol 65	77		/IIR
GOOD,Koog	X	44-12	A paradox concerning rate of information	Informat Cont, Mai 58, vol 1, pp 113	58		
GOODWIN,Sh	X	146-2	Adaptive Filtering, Prediction And Control	Prentice-Hall, 1985	85		
GRAY A.H. Jr,Markel	X	52-7 80-2 132-9 138-24 147-21	A normalized digital filter structure	IEEE ASSP, Juin 75, vol 23, pp 268	75		
GRAY Jr,Markel	X	132-27 145-15	Digital lattice and ladder filter synthesis	IEEE AU, Dec 73, vol 21, pp 491	73		/TRELLIS
GRAY R.M.	X	29-7 135-23	On the asymptotic eigenvalue distribution of Toeplitz matrices	IEEE IT, Nov 72, vol 18, pp 725	72		

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
GRIFFITHS	150	18-4 20-36 45-9 46-5 44-1 62-7	A simple adaptive algorithm for real time processing in antenna arrays	Proc.IEEE, Oct 69, vol 57, pp 1696	69	Algorithme entre la méthode du gradient & celle du gradient estimé (filtre de Widrow-Hoff)	/GRADIENT/SPATIAL
GRIFFITHS	X	8-28 12-22 15-3 67-7 94-4 132-34 134-1 147-2 191-2 194-4	A continuously adaptive filter implemented as a lattice structure	ICASSP 77, Hartford, pp 663	77		/TREILLIS
GRIFFITHS	X	8-27 23-2 32-7 50-5 58-4 67-3 94-5	An adaptive lattice structure for noise cancelling applications	ICASSP 78, Tulsa, pp 87	78		/TREILLIS
GRIFFITHS	X	8-28 32-4	Adaptive structures for multiple-input noise-cancelling applications	ICASSP 79, Washington, pp 925	79		
GRIFFITHS	X	19-3	Adaptive array processing	Proc.IEE, Fev 83, vol 130	83		/SPATIAL
GRIFFITHS	X	20-42 35-3 39-3 40-2 45-10 46-20 67-8 126-3 127-3	Rapid measurement of digital instantaneous frequency	IEEE ASSP, Avr 75, vol 23, pp 209	75		FREQUENCE
GRIFFITHS	X	43-15 44-5	Signal extraction using real time adaptation of linear multichannel filter	Dissert. Ph.D. Stanford, Fev 68	68		
GRIFFITHS	X	44-3	Comments on : 18-4	IEEE ASSP, Fev 79, vol 27, pp 53	79		
GRIFFITHS,Jim	151	32-2	An alternative approach to linearly constrained beamforming	IEEE AP, Jan 82, vol 30, pp 27	82	Gradient adaptatif avec contraintes; amélioration de la méthode proposée par FROST (cf 44-0)	/GRADIENT/SPATIAL
GRIFFITHS,Medaugh	X	94-6 132-29	Convergence properties of an adaptive noise cancelling lattice structure	Conf. IEEE DC, San Diego, Jan 79, pp 1357	79		/TREILLIS
GUILFORD,Das	X	15-2	The use of the adaptive lattice filter for narrowband jammer rejection in DS spread spectrum systems	Conf IEEE COM, Juin 85, Chicago, pp 822	85		/TREILLIS/SPECTRAL
HALKIAS,Carayannis,Dologlou,Emmanouilopoulos	010	7-8 8-70 9-7 131-4 137-4	A new generalized recursion for the fast computation of the KALMAN gain to solve the covariance equations	ICASSP 82, Paris, pp 1760	82	KALMAN rapide: mode covariance d'où l'on déduit aisément le cas a priori. Algorithme	/KALMAN/RECURSIVITE
HAYKIN	X	26-2 27-2 141-6 185-9 199-4	Adaptive Filter Theory	Prentice-Hall, 1986	86		
HAYKIN	X	141-2	Array Signal Processing	Prentice-Hall, 85	85		
HERTZ,Mansour,Engel	029	26-5	On LS frequency-domain adaptive filters	IEEE CAS, Mar 86, vol 33, pp 335	86	Présentation de plusieurs algorithmes adaptatifs fréquentiels.	/GRADIENT/FREQUENCE
HODGKISS	X	16-1	Selecting the length of an adaptive filter	ICASSP 78, pp 96	78		
HODGKISS	X	39-14 40-4 127-14	Adaptive array processing: time vs frequency domain	ICASSP 79, Washington, pp 282	79		/FREQUENCE
HODGKISS,Presley	X	30-4 93-10 132-31	Adaptive tracking to multiple sinusoids whose power levels are widely separated	IEEE ASSP, juin 81, vol 29, pp 710	81		
HON,Lee	X	20-29	Noise reduction in fetal electrocardiography	Amer.J.Obst.&Gynecol.,Dec 63, vol 87, pp 1087	63		

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
HONG	012	2-5 4-8 5-9	Echo cancellation of voice-band data signals using recursive LS algorithms	IEEE COM, Jan 85, vol 33, pp 65	85	Codé calcul et convergence des algorithmes SGT/SGL/SL/FK. Equivalence entre LS et SG modifié.	/KALMAN/TREILLIS/RECURSIVITE /ALE
HONG	117	12-17 131-11	Recursive fixed-order covariance LS algorithms	Bell S Tech J, Dec 83, vol 62, pp 2961	83		/RECURSIVITE
HONG	X	8-68 12-24 84-4	Convergence models for lattice joint process estimators and LS algorithms	IEEE ASSP, Avr 83, vol 31, pp 415	83	Extension de B-67 aux cas suivants: estimations de processus conjoints par treillis gradient, étude du treillis exact & modèle pour KALMAN rapide	/KALMAN/TREILLIS/GRADIENT
HONIG, Messerschmitt	134	8-67 12-23 23-5 84-5 99-3 191-6	Convergence properties of an adaptive digital lattice filter	IEEE ASSP, special issue, Juin 81, vol 29, pp 642. Voir aussi CAS, vol 28, pp 482	81	Etude simplifiée de la convergence des PARCOR; treillis à gradient adaptatif; modèle approché	/TREILLIS/GRADIENT
HONIG, Messerschmitt	X	12-25	Comparison of LS and SG lattice predictor algorithms using two performance criteria	IEEE ASSP, Avr 84, vol 32, pp 441	84		/TREILLIS
HONIG, Messerschmitt	X	25-7 141-8 147-15 190-1 193-4	Adaptive Filters: Structures, Algorithms & Applications	Kluwer, Boston, 1984	84		
HONIG, Messerschmitt	X	134-17	Convergence models for adaptive gradient and LS algorithms	ICASSP 81, Atlanta	81		/GRADIENT
HOROWITZ, Blatt, Brodsky, Senne	X	133-5	Controlling adaptive antenna arrays with the sample matrix inversion algorithm.	IEEE AES, Nov 79, vol 15, pp 840	79		/SPATIAL
HOROWITZ, Senne	133	8-22 39-6 43-7 45-13 61-20 97-9 127-6 129-28 145-5 146-11	Performance advantage of complex LMS for controlling narrowband adaptive arrays	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 722 IEEE CAS, Juin 81, vol 28	81		/GRADIENT/SPATIAL
HORVATH	X	58-2	A new adaptive recursive LMS filter	Conf Digital Signal Proc., 1978, Florence, pp 1	78		/GRADIENT/RECURSIVITE
HORVATH Jr.	X	58-3 134-5	Lattice form adaptive recursive digital filters: algorithms and applications	Conf IEEE Circuits & Systems, 1980, Houston, pp 128	80		/TREILLIS/RECURSIVITE
HOUACINE, Demoment	X	1-7	Fast, recursive, fixed-memory LS algorithm for adaptive filtering	Rep int LSS, n° 85/063	85		/RECURSIVITE
HOUACINE, Demoment	X	1-8	Comments on exponential data weighting for adaptive filtering	Rep int LSS, n° 85/086	85		
HOUACINE, Demoment	001		Chandrasekar adaptive regularizer for adaptive filtering	ICASSP 86, Tokyo, pp 2967	86	Convergence & stabilité de l'algorithme RLS en fonction de la condition initiale	/RLS/ALE
HOWELLS	X	46-1	Intermediate frequency side-lobe canceller	Patent US, n°3 202 990, 1965	65		/FREQUENCE/SPATIAL
HSIA	X	145-6	Convergence analysis of LMS & NLMS adaptive algorithms	ICASSP 83, Boston, pp 667	83		/GRADIENT
HSIA, Sugimoto	X	145-7	An investigation of adjustment gain design in stationary & nonstationary LMS algorithms	Conf. Symp. Int. Fed Automat. Cont., Juin 82, pp 1335			/GRADIENT
H-SU	X	27-3 129-22 141-29	Square-root Kalman filtering for high-speed data received over fading dispersive	IEEE IT, Sept 82, vol 28, pp 753	82		/KALMAN
HUDSON	X	19-4 93-7	Adaptive array principles	Proc. IEEE, electromagnetic waves series 1981	81		/SPATIAL

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
HUI, Lim	019		An adaptive recursive algorithm for array processing of coherent signal	ICASSP 86, Tokyo, pp 1845	86	Traitement d'antenne	/SPATIAL/RECURSIVITE
IIGUNI, Sakai, Tokumaru	053		Rounding error analysis of the triangular lattice & escalar algorithms	ICASSP 86, Tokyo, pp 2119	86		/TREILLIS
IIGUNI, Sakai, Tokumaru	140	53-7	A method of eliminating a bias in the normalized circular lattice algorithms	IEEE ASSP, Juin 85, vol 33, pp 728	85		/TREILLIS
IIGUNI, Sakai, Tokumaru	X	144-8	Convergence properties of simplified gradient adaptive lattice algorithms	IEEE ASSP, Dec 85, vol 33, pp 1427	85		/TREILLIS/GRADIENT
ITAKURA, Saito	X	52-9 126-4 132-11	Digital filtering techniques for speech analysis & synthesis	Cong. Acoust, 1971, Budapest, pp 261	71		
JABLON	123		Steady state analysis of the generalized sidelobe canceller by adaptive noise cancelling techniques	IEEE AP, Mar 86, vol 34, pp 330	86		/SPATIAL
JABLON	X	141-19	Effect of element errors on half-power adaptive beamwidth of the maximum likelihood	Dissert. PhD, Stanford, 1986	86		/SPATIAL
JADANE-SAIDANE M., Macchi O.	193		Effect of the leakage factor on the self stabilization phenomenon for adaptive recursive filters	EUSIPCO 88, Grenoble, pp 807	88		
JARVIS	X	46-29	Adaptive global search in a time-varying environment using a probabilistic automaton with pattern recognition	IEEE SSC, Juin 70, vol 6, pp 209	70		
JARVIS	X	46-31	Adaptive global search by the process of competitive evolution	IEEE SMC, Mai 75, vol 5, pp 297	75		
JAZAERLI, Vezzosi	081		Application des algorithmes des moindres carrés modulaires au traitement d'antenne	GRETSI 87, pp 389	87	Méthodes récursives vectorielles. Modification du critère des MC vectoriels.	/SPATIAL/RECURSIVITE
JOHNSON Jr	X	130-17	A convergence proof for a hyperstable adaptive recursive filter	IEEE IT, Nov 79, vol 25, pp 745	79		/RECURSIVITE
JOHNSON, Larimore	X	130-7	Comments on and addition to "an adaptive recursive LMS filter"	Proc. IEEE, Sept 77, vol 64	77		/GRADIENT/RECURSIVITE
JONES	X	63-22 65-23	Adaptive filtering with correlated training samples	Bell Laboratories, 1972	72		/CORRELATION
JONES, Carvin III, Reed	X	61-13 147-25	Analysis of error-gradient adaptive linear estimators for a class of stationary dependent processes	IEEE IT, Mar 82, vol 28, pp 318	82		/GRADIENT
JORGENSEN, Kjoelaa	X	73-6	Echo cancelling system based on the sign correlation algorithm	National Telecom Conf, 1981, C 751	81		/GRADIENT/CORRELATION
JOUE	X	89-10	Etude de classes de filtres isolant une sinusoïde d'un signal composé de fréquences pures bruitées	Thèse 3ème C., Grenoble, 1985	85	Egaliseur de rates; Application au corréolitre	/CORRELATION
JUANG	057		Design and performance of trellis vector quantizers for speech signals	ICASSP 86, Tokyo, pp 437	86		/TREILLIS
JUANG, Wong, Gray Jr	X	57-2	Distortion performance of vector quantization for LPC voice coding	IEEE ASSP, Avr 82, vol 30, pp 294	82		

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
KAILATH	168	8-43 136-7	Time-variant & time-invariant lattice filters for nonstationary processes	Proc.Aussois, Sept 81, pp 417	81		/TREILLIS
KAILATH	177	20-5 46-14 71-4	A view of three decades of linear filtering theory	IEEE IT, Mar 74, vol 20, pp 145	74		/WIENER/GRADIENT/KALMAN
KAILATH	X	61-14 138-14 185-8	Linear Systems	Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1980	80		
KAILTAH	X	67-9	Lectures on linear LS estimation	Springer-Verlag, NY, 1976	76		
KALMAN	X	20-3	On the general theory of control	Proc. 1st IFAC congress, Londres, 1960	60		
KALMAN	X	53-1 89-2	A new approach to linear filtering and prediction problems	ASME J Basic Eng. 1960, vol 82, pp 34	60		
KALMAN,Bucy	X	20-4 71-2	New results in linear filtering and prediction theory	Trans.ASME,Dec 64, vol 83, pp 95	83		
KALOUSTIDIS,Carayannis, Manoiakis	137	1-2 9-10 49-8 131-9 131-10	A fast covariance type algorithm for sequential LS filtering and prediction	IEEE AC, Août 84, vol 29, pp 752 Conf. IEEE DC, San Antonio	83	Présentation de l'algorithme FK multidimensionnel.	/KALMAN
KALOUSTIDIS,Carayannis, Manoiakis	X	9-16	Fast design of FIR LS filters with optimum lag	IEEE ASSP ?			/GRADIENT/FIR
KALSON,Yao	X	18-8	A systolic array for linearly constrained LS filtering	ICASSP 85, Tampa, Mar 85, pp 977	85		/GRADIENT/SYSTOL
KANEKO	X	7-12	A unified formulation of segment companding laws and synthesis of codes and digital companders	Bell S Tech J, Sept 70, pp 1555	70		
KARNOPP	X	46-24	Random search techniques for optimization problems	Automatica, Août 63, vol 1, pp 111	63		
KASSAM,Lim	X	68-1	Robust Wiener filters	Jour. of Franklin Inst., Nov 77, vol 304, pp 172	77		/WIENER
KAUNITZ	X	20-15	Adaptive filtering of broadband signals as applied to noise cancelling	Rep. Août 72, Stanford, SU-SEL-72-038	72		
KAWASE,Sakai,Tokumaru	X	140-2	RLS circular lattice and escalar estimation algorithms	IEEE ASSP, Fev 83, vol 31, pp 228	83		/TREILLIS/RLS
KEELER	X	59-14	Non-optimal convergence of adaptive LMS with uncorrelated data	ICASSP 78	78		/GRADIENT/CORRELATION
KELLY,Logan	X	65-12	Self-adaptive echo canceller	Patent US, Mar 70, n° 3 500 000	70		
KHANNA,Madan	X	17-2	Adaptive beam forming using a cascade configuration	IEEE ASSP, Août 83, vol 31, pp 940	83		/SPATIAL
KIM ,Alexander	185		Stability analysis of the fast RLS adaptation algorithm	ICASSP 88,New-York,pp1361	88		RLS

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	ELLES
KIM, Davison	X	20-40 43-18 59-13 63-23 65-24	Adaptive linear estimation for stationary M-dependent processes	IEEE IT, Jan 75, vol 21, pp 23	75		
KO, Lim, Ngan	017		A simple fast adaptive array based on a null steering beamformer	ICASSP 86, Tokyo, pp 1821	86	Traitement d'antenne adaptatif	/SPATIAL
KOBAYASHI	X	44-10	Iterative synthesis methods for a seismic array processor	IEEE GE, July 70, vol 8, pp 169	70		/SPATIAL
KOFMAN, Silvent	X	88-5	Adaptive estimator and its inverse	IEEE COM, Dec 85, vol 33, pp 1281	85		/GRADIENT
KOFMAN, Silvent, Lienard	071	66-5 84-2	Etude théorique et expérimentale du système corrélofiltre	Annales des Télécom., Avr 82, tome 37, pp 115	82	Etude des erreurs d'estimation. Mesures expérimentales.	/CORRELATIONALE
KOFORD, Groner	X	46-19 62-3	The use of an adaptive threshold element to design a linear optimal pattern classifier	IEEE IT, Jan 66, vol 12, pp 42	66		
KUROSAWA, Chao, Tsuji	114		An IIR type echo canceller using two-channel lattice filter	Conf GLOBECOM 84, Nov 84, Atlanta, pp 203	84		/TREILLIS/IIR
KWONG	X	92-5	Dual-sign algorithm for adaptive filtering	IEEE COM, Dec 86, vol 34, pp 1272	86		
LACOSS	X	44-8	Adaptive combining of wideband array data for optimal reception	IEEE GE, Mai 68, vol 6, pp 78	68		
LAWRENCE, Tewksbury	119		Multiprocessor implementation of adaptive digital filters	IEEE COM, Juin 83, vol 31, pp 826	83	Implantation des algorithmes LMS, FTF et Treillis	/TREILLIS/GRADIENT/FTF
LAWRENCE, Tewksbury	X	8-73	Multiprocessor implementation of adaptive digital filters	IEEE COM, Juin 83, vol 31, pp 826	83		
LAWSON, Hanson	X	8-45 14-4 138-5	Solving Least-Squares Problems	Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1974	74		
LEE D.T.L.	X	8-49 9-14 54-7 55-4 132-21 138-12	Canonical ladder form realizations and fast estimation algorithms	Dissert. PhD, Stanford, Mai 81	81		
LEE D.T.L., Morf	X	132-26	A novel innovation based approach to pitch detection	ICASSP 80, Denver, pp 40	80		
LEE D.T.L., Morf, Friedlander	X	132-18	Recursive ladder algorithms for ARMA modeling	Conf. IEEE DC, Albuquerque, Dec 80, pp 1225	80		/RECURSIVITE
LEE D.T.L., Morf, Friedlander	132	8-7 12-19 14-13 21-6 27-11 38-12 48-3 53-2 61-1 80-3 96-2 131-13 138-11	RLS ladder estimation algorithms	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 627	81	Présentation purement géométrique du filtrage en treillis (très intéressante) extension sommaire à l'estimation conjointe de processus ARMA	/TREILLIS/RLS
LEE D.T.L., Morf, Friedlander	132	140-3 141-48 168-2	RLS ladder estimation algorithms	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, pp 627	81		/TREILLIS/RLS
LEE J.C.	X	135-24	A class of adaptive digital filters and their applications	Dissert. PhD, Seoul, Juin 83	83		
LEE J.C., Min, Suk	X	135-16	Realization of adaptive digital filters using the FERMAT number transform	IEEE ASSP, Août 85, vol 33, pp 1036	85		

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
LEE J.C.,Mitra	026		On frequency-domain LS adaptive algorithms	ICASSP 87, Dallas, pp 411	87	Développement d'algorithmes RLS en fréquence	/FREQUENCE/RLS
LEE J.C.,Jn	135	26-4	Performance of transform-domain LMS adaptive digital filters	IEEE ASSP, Juin 86, vol 34, pp 499	86		/GRADIENT
LEE J.C.,Jn	X	135-14	A reduced structure of the frequency domain block LMS adaptive digital filter	Proc. IEEE, Dec 84, vol 72, pp 1816	84		/GRADIENT/FREQUENCE
LEE J.C.,Jn	X	135-17	Block realization of multirate adaptive digital filters	IEEE ASSP, Fev 86, vol 34, pp 105	86		
LEE J.C.,Jn,Cho	X	135-15	A frequency weighted block LMS algorithm and its application to speech processing	Proc. IEEE, Juin 85, vol 73, pp 1137	85		/GRADIENT/FREQUENCE
LEE,Friedlander,Morf	054		Recursive ladder algorithms for ARMA modeling	IEEE AC, Aout 82, vol 27, pp 753	82	Suite de 8-7; extension de la présentation géométrique & de l'algorithme aux processus ARMA; INTERESSANT.	/TREILLIS/RECURSIVITE
LEE,Morf	052	13-16 54-6 67-11 134-11	Recursive square root ladder estimation algorithms	ICASSP 80, Denver, pp 1005	80	Approche géométrique des treillis.Présentation d'un treillis normalisé.	/TREILLIS/RECURSIVITE
LEE,Morf	X	54-8a	Generalized CORDIC for digital signal processing	ICASSP 82, Paris, pp 1748	82		
LEV-ARI	118		Prediction error adaptive multichannel lattice algorithms	Conf American Control, Juin 83, San Francisco, IEEE Ed., pp 843	83		/TREILLIS
LEV-ARI	148		Modular architectures for adaptive multichannel lattice algorithms	IEEE ASSP, Avr 87, vol 35, pp 543	87	Architecture d'un système treillis avec calcul matriciel bien adapté au composants VLSI.	/TREILLIS
LEV-ARI	X	136-21	Nonstationary lattice-filtering modeling	Dissert. PhD, Stanford 83	83		/TREILLIS
LEV-ARI & al	X	67-12	The Levinson-Gram-Schmidt procedure and its applications	Rep Tech, Dec 79, Stanford	79		
LEV-ARI,Chiang,Kailath	047		On the stability of adaptive lattice filters	ICASSP 87, Dallas, pp 395	87	Extension de la stabilité BIBO (bounded input,bounded output) à la stabilité C/CO (constrained input,constrained output); application à 3 treillis adaptatifs.	/TREILLIS
LEV-ARI,Kailath	136	8-77 27-12	Lattice filter parametrization and modeling of nonstationary processes	IEEE IT, Jan 84, vol 30, pp 2	84		/TREILLIS
LEV-ARI,Kailath	X	136-6	Schur & Levinson algorithms for nonstationary processes	ICASSP 81, Atlanta, pp 860	81		
LEV-ARI,Kailath,Cioffi	X	8-78 47-5 131-26 136-22	LS adaptive lattice and transversal filters : a unified geometric theory	IEEE IT, Mar 84, vol 30, pp 222	84	Approche géométrique du filtrage en treillis (matrices alpha-stationnaires). Conversion en filtres transversaux.	/TREILLIS
L,Gaillard	080		Multichannel recursive in space LS lattice algorithms	GRETSI 87, pp 409	87		/TREILLIS/RECURSIVITE
LILIES & al	X	48-16	Gram-Schmidt adaptive algorithms	Rep Rome Air Dev. Cent., n° RADC-TR-79-319	79		
L.M,Mueller	X	8-40	Rapid equalizer start-up using LS algorithms	Conf Seattle, Juin 80, pp 57.7	80		

AUTEURS	Basés	N° articles cités	TITRES	références	Année	Commentaires	CLÉS
LIN	007	1-5 3-4 4-3 5-6 6-4 8-18 11-4 87-2 129-9 131-24 141-28 185-1 187-4	On digital implementation of the fast Kalman algorithms	IEEE ASSP, Oct 84, vol 32, pp 998	84	Nouveau KALMAN rapide: covariances et non plus fenêtre a priori. Permet une "réinitialisation" périodique pour s'affranchir des problèmes numériques de divergence	/KALMAN
LINDQUIST, Severance, Rozan, Kirk	121		Frequency domain algorithms for adaptive line enhancer and adaptive noise canceller systems	Conf Asilomar, Pacific Grove, Nov 84	85		/FREQUENCE/ALE
LING	X	14-10 98-18	Rapidly convergent adaptive filtering algorithms with applications to adaptive equalization and channel estimation	Dissert. PhD Boston sept 84	84		
LING, Manoliakis, Proakis	X	48-10	New forms of LS lattice algorithm and analysis of their round-off error characteristics	ICASSP 85, Tampa	85		/TREILLIS
LING, Manoliakis, Proakis	014		A flexible numerically robust array processing algorithm and related to the given transformation	ICASSP 86, Tokyo, pp 2127	86	Algorithme numériquement robuste dérivé de la méthode de Gram-Schmidt modifiée. Implémentation systolique.	/SYSTOL
LING, Manoliakis, Proakis	048		A family of pseudo LS estimation algorithms without division	ICASSP 86, Tokyo, pp 2943	86	Trellis avec approximation des divisions.	/TREILLIS
LING, Manoliakis, Proakis	098	48-11	LSL algorithms with direct updating of the reflection coefficients	GRETSI 85, pp 665	85		/TREILLIS
LING, Manoliakis, Proakis	X	14-11 141-50 188-8	Numerically robust, LSI-ladder algorithms with direct updating on the reflection coefficients	IEEE ASSP, Août 88, vol 34, pp 837	86		/TREILLIS
LING, Manoliakis, Proakis	X	141-12	Finite word-length effects in RLS algorithms with application to adaptive equalization	Annales des Télécom, Mai 86, tome 41, pp 328	86		/RLS
LING, Proakis	171	11-5 25-5 129-11	Nonstationary learning characteristics of LS adaptive estimation algorithm	ICASSP 84, San Diego	84		/GRADIENT
LING, Proakis	172	48-9 55-5 98-8 131-34 141-45	Numerical accuracy & stability: two problems of adaptive estimation algorithms caused by round-off error	ICASSP 84, San Diego	84	Nouvelles formules de réactualisation des coefficients	/TREILLIS
LING, Proakis	X	14-9 48-12	A recursive modified Gram-Schmidt algorithm with application to LS estimation and adaptive filter	Conf IEEE ICS, 1984, Montreal	84		/RECURSIVITE
LING, Proakis	X	48-13	A generalized multichannel LS lattice algorithm based on sequential processing	IEEE ASSP, Avr 84, vol 32	84		/TREILLIS
LJUNG, L.	X	1-6	Error propagation in adaptation algorithms with poorly exciting signals	GRETSI 1985, pp 150	85		
LJUNG, L.	X	8-41 75-20 191-3	Analysis of recursive stochastic algorithms	IEEE AC, 1977, vol 22, pp 551	77	Comment associer une équation déterministe à un processus stochastique récursif: comportement asympt. & convergence peuvent alors s'étudier à partir de l'éq. dif.	/GRADIENT/RECURSIVITE
LJUNG, L., Mori, Falconer	157	3-1 7-2 8-2 9-4 98-14 131-2 138-9 141-39 137-2 195-5	Fast calculation of gain matrices for recursive estimation schemes	Int. J. of Control, Jan 78, vol 27, pp 1	78	Algorithme d'inversion rapide de matrices par partitionnement (Fast-Kalman)	/RECURSIVITE/MCR
LJUNG, L., Soderstrom	X	8-15 24-1 47-2 98-9 187-7	Theory & Practice of Recursive Identification	MIT Press 83	83		/RECURSIVITE
LJUNGS.	X	8-69 131-25	Fast algorithms for integral equations and LS identification problems	Dissert. PhD, Linköping (Suède), 1983	83		
LJUNG S., Ljung L.	156	3-7 12-26 24-4 31-6 48-8 131-39 141-13 147-17 185-5 186-8 187-7	Error propagation properties of RLS adaptation algorithms	Automatica, Mars 85, vol 21, pp 157	85	Une erreur introduite dans le déroulement d'un LSL décroît exponentiellement. Le Kalman rapide est instable vis-à-vis de ce problème.	/KALMAN/TREILLIS/RLS

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
LU	X	139-9	High speed recursive filtering	Dissert PhD, Berkeley, 1983	83		/RECURSIVITE
LU, Lee E.A., Messerschmitt	139	21-4	Fast recursive filtering with multiple slow processing elements	IEEE CAS, Nov 85, vol 32, pp 1119	85	Architecture systolique pour filtres RII et RIF.	/RECURSIVITE/RII/RII/SYSTOL
LUC, Qiao	X	141-35	Analysis of a RLS signal processing algorithm	Rep Tech, Juin 86, Computer Engineering Group	86		/RLS
LUCAS Martin	184		Some improved adaptive algorithms in digital underwater acoustic channel equalization	Conf EUSIPCO, Sept 86	86		/GRADIENT
LUENBERGER	X	44-11	Optimization by Vector Space Methods	Wiley Ed, NY, 1969	69		
MACCHI	192		Numerical stability of oversampled adaptive filters	EUSIPCO 88, Grenoble, pp 803	88		/GRADIENT
MACCHI C.	X	72-2 75-18	Itération stochastique et traitements numériques adaptatifs	Thèse D'Etat Paris 1972	72		
MACCHI C., Macchi O.	X	75-17	Un théorème d'itération stochastique multidimensionnel	Ann Inst H.Poincaré, 1971, vol 7, pp 193	71		
MACCHIO.	072	89-15	Estimation linéaire adaptative; application aux transmissions de données	GRETSI 77, pp 85	77	Etude de l'algorithme à pas constant et à pas décroissant. Comparaisons. Convergence. Application aux transmissions de données.	/GRADIENT
MACCHIO.	075	91-9 90-4	Le filtrage adaptatif en télécommunication	Annales des Télécom., Dec 81, tome 36, pp 615	81	Synthèse sur la convergence de l'algorithme LMS. Annulation d'échos. Filtrage adaptatif en télécommunication.	/GRADIENT
MACCHIO.	106	191-11	Optimization of adaptive identification for time-varying filters	IEEE AC, Mar 86, vol 31, pp 283	86		/GRADIENT
MACCHIO.	X	25-3	Equalization of time varying channels: what is meant by "slow variations"	ICC 84, vol 3, pp 1247	84		
MACCHIO.	X	90-1	Advances in adaptive filtering, digital communications	Biglieri & Prati Ed, North Holland, 1986, pp 41	86		
MACCHIO.	X	75-19	Résolution adaptative de l'équation de Wiener-Hopf. Canal affecté de gigue	Ann Inst H.Poincaré, 1978, vol 14, pp 355	78		/WIENER
MACCHIO.	X	90-4	Le filtrage adaptatif en télécommunications	Annales des Télécom., Dec 81, tome 36, pp 615	81		
MACCHIO.	X	101-3 192-4 199-6	Optimization of adaptive identification for time-varying filters	Conf. on decision control, USA, Dec 84	84		
MACCHI O., Bellanger M.	182	195-9	Le point sur le filtrage adaptatif transverse	GRETSI 87	87	Comportement des algorithmes LMS et MCR	/GRADIENT/MCR
MACCHIO, Eweda	077	75-11	Convergence du filtrage adaptatif à pas constant en présence d'observations corrélées	C.R. Acad.Sc. Paris, T.292, 22 Feb 81	81	On démontre que la puissance de l'écart à l'optimalité converge vers 0 comme le pas d'incrémentation.	/GRADIENT/CORRELATION
MACCHIO, Eweda	155	8-71 22-3 25-4 147-26 199-5	Second-order convergence analysis of stochastic adaptive linear filtering	IEEE AC, Jan 83, vol 28, pp 76	83	Convergence de l'algorithme à pas constant.	/GRADIENT

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
MACCHIO, Eweda	X	8-72	Convergence of an adaptive linear estimation algorithm	IEEE AC, Oct 83, VOL 28	83		
MACCHI O., Jaidane-Saidane	189	192-1	Stability of adaptive recursive filters	ICASSP 88, New-York, pp1503	88		/GRADIENT
MACCHI O., Villa	074		About the optimality of mean square error criterion	National Telecom Conf, 1981, G94.1	81	Comparaison de plusieurs critères d'erreur pour un égaliseur.	/ALE
MAHANTA, Agarwal, Dutta Roy	X	56-4	FIR filter structures having low sensitivity and round-off noise	IEEE ASSP, Dec 82, pp 913	82		/FIR
MAKHOUJ	152	35-2 36-1 38-2 80-4 126-2	Linear prediction : a tutorial review	Proc. IEEE, Avr 75, vol 63, pp 561	75	Etude des prédicteurs linéaires (moindres carrés) dans le domaine temporel ou fréquentiel, solutions directes & itératives, dynamique spectrale, ordre	/FREQUENCE/SPECTRALE
MAKHOUJ	153	38-10 56-11 58-6 126-6 132-32 134-2 147-22	A class of all-zero lattice digital filters : properties and applications	IEEE ASSP, Août 78, vol 26, pp 304	78	Trellis basés sur les structures d'ITAKURA & SAITO.	/TREILLIS
MAKHOUJ	154	47-3 55-6 94-7 134-8 136-5	Stable and efficient lattice methods for linear prediction	IEEE ASSP, Oct 77, vol 25, pp 423	77	Analyse intéressante des propriétés d'orthogonalisation & de découplage des divers étages du filtre	/TREILLIS
MAKHOUJ, Viswanathan	X	98-4	Adaptive lattice method for linear prediction	ICASSP 78, pp 83	78	Synthèse des premiers treillis: plusieurs méthodes de calcul des coefficients de réflexion avec leur signification, leurs avantages et leurs inconvénients.	/TREILLIS
MANOLAKIS, Carayannis, Kalouptsidis	186	11-7 12-21 87-6 131-36 187-3	On the computational organization of fast sequential algorithms	ICASSP 84, San Diego	84	Présentation des algorithmes rapides FK et FAEST.	/MCR/FAEST
MANOLAKIS, Kalouptsidis, Carayannis	X	9-15	Fast algorithms for discrete-time Wiener filters with optimum lag	IEEE ASSP, Août 83, vol 31	83		/WIENER
MANOLAKIS, Ling, Proakis	X	12-9 14-12 190-2	Efficient LS algorithms for finite memory adaptive filtering	Conf. Inform. Sci. Syst., Princeton, Mar 84	84		/FAEST
MANOLAKIS, Ling, Proakis	X	98-16	Multichannel lattice ladder structures with applications to pole-zero modeling	Conf. Int., Symp. on circuits & systems Montreal mai 84	84		/TREILLIS
MANSSOUR	X	39-15 40-6 127-15	Frequency domain adaptive filter by overlap-save method	Tech report, 1979, SantaBarbara	79		/FREQUENCE
MANSSOUR, Gray Jr	X	29-2 31-3 34-2 135-11	Unconstrained frequency domain adaptive filter	IEEE ASSP, Oct 82, vol 30, pp 726	82	LMSF à pas variable.	/GRADIENT/FREQUENCE
MANTEY, Griffiths	X	8-36 44-18	Iterative LS algorithm for signal extraction	Conf Hawaii, 1969, pp 767	69		
MARCOS, Macchi O.	090		Suréchantillonnage, vitesse et variance résiduelle d'un filtre adaptatif pour signal de données	GRETSI 87, pp 285	87	Influence de la fréquence d'échantillonnage sur les performances d'un filtre adaptatif utilisé en identification.	/GRADIENT/FREQUENCE
MARKEL, Gray Jr	X	52-10 132-12	On autocorrelation equations as applied to speech analysis	IEEE AU, Avr 73, vol 21, pp 69	73		/CORRELATION
MARKEL, Gray Jr	X	132-28 147-20	Roundoff noise characteristics of a class of orthogonal polynomial structures	IEEE ASSP, Oct 75, vol 23, pp 473	75		
MARPLE	X	1-1 7-15 8-29 98-10 131-18 137-10	Efficient LS FIR system identification	IEEE ASSP, Fev 81, vol 29, pp 62	81		/FIR

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
MATHIEWS,Sung Ho Cho	144		Improved convergence analysis of stochastic gradient adaptive filters using the sign algorithm	IEEE ASSP, Avr 87, vol 35, pp 450	87		/GRADIENT
McLAUGHLIN,Mulgrew,Cowan	025		Performance comparison of LS & LMS algorithms as HF channel estimators	ICASSP 87, Dallas, pp 2105	87		/GRADIENT
McMURRAY	X	130-6	Stability diagram for an adaptive recursive filter	Conf. Asilomar, Nov 77	77		/RECURSIVITE
McWHIRTER	X	14-7 21-1 27-9 48-15 141-34	RLS minimization using a systolic array	Conf SPIE 1983, vol 431	83		/RLS/SYSTOL
McWHIRTER,Shepherd,Ward,Jones, Hargrave	018		The application of linear constraints to an adaptive beamformer	ICASSP 86, Tokyo, pp 1881	86	Contraintes linéaires pour la formation de voies	/SPATIAL
MEDAUGH,Griffiths	164	8-33	Further results of a LS & GAL algorithm comparison	ICASSP 82, Paris, pp 1412	82	Comparaison entre LSL et GAL	/TREILLIS
MEDAUGH,Griffiths	X	8-32 12-8 129-3	A comparison of two fast linear predictor	ICASSP 81, Atlanta, pp 293	81		
MENDEL	X	7-9	Discrete Techniques of Parameter Estimation	M. Drekker Inc., 1973	73		
MENDEL,Fu	X	72-3	Adaptive Learning and Pattern Recognition Systems	Academic Press, NY, 1970	70		
MENG,Messerschmitt	021		Implementations of arbitrarily fast adaptive lattice filters with multiple slow processing elements	ICASSP 86, Tokyo, pp 1153	86		/TREILLIS
MEFMOZ	160	68-9	Ecueils et diversité des traitements adaptatifs d'antenne	Annales des Télécom., 1973, tome 28, pp 244	73	Antennes adaptatives.	/SPATIAL
MEFMOZ	161	66-2 71-5 84-1 89-4 99-1	Modularité du traitement adaptatif d'antenne	Annales des Télécom.,1974,tome 29, 1-2	74	Antennes adaptatives	/SPATIAL/CORRELATION
MESSERSCHMITT	X	134-7	A class of generalized lattice filters	IEEE ASSP, Avr 80, vol 28, pp 198	80		/TREILLIS
MIKHAEL,Yassa	X	145-14	Stable high order continuous adaptive filters	Conf. IEEE, Rome, Mai 82	82		
MITRA,Gnanasekaran	X	59-3 139-5	Block implementation of recursive digital filters : new structures and properties	IEEE CAS, Avr 78, vol 25, pp 200	78		/RECURSIVITE
MITRA,Hirano	X	56-5	Digital allpass networks	IEEE ASSP, Sept 74, vol 21, pp688	74		
MITRA,Sondhi	X	63-19	Adaptive filtering with non-ideal multipliers: application to echo cancellation	Conf IEEE on Comm, Juin 75, vol 2, pp 30	75		
MITRA,Sondhi	X	65-32	Summary of results on an adaptive filter using non-ideal multipliers	IEEE AC, 1979, vol 24, pp 276	79		
MONSEN	X	61-18	Linear estimation in an unknown quasi stationary environment	IEEE SMC, Juli 71, vol 1, pp 216	71		

RUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
MONZINGO, Miller	X	8-20 14-1 18-6 61-17 138-4	Introduction To Adaptive Arrays	Wiley Ed, NY, 1980	80		/SPATIAL
MORF	X	8-4 52-14 136-26 138-8	Fast algorithms for multivariable systems	Dissert. PhD, Stanford, Août 74	74		
MORF	X	13-6 54-2 132-4	Ladder forms in estimation & system identification	Conf. Asilomar, Monterey, Nov 77, pp 424	77		
MORF, Dickinson, Kailath, Vieira	X	7-13 99-4 131-17 138-15	Efficient solution of covariance equations for linear prediction	IEEE ASSP, Oct 77, vol 25, pp 429	77	Un des premiers algorithmes en treillis pour la prédiction linéaire. Généralisation de la méthode de Levinson au cas où la matrice n'est pas de Toeplitz	/TREILLIS
MORF, Kailath	X	132-20	Square-root algorithms for LS estimation	IEEE AC, Août 75, vol 20, pp 487	75		
MORF, Kailath, Jung L.	X	7-3 8-1 54-10 131-1 138-10	Fast algorithms for recursive identification	Conf. IEEE DC, Clearwater Beach, Dec 1976, pp 916	76		/RECURSIVITE
MORF, Lee	X	12-1 52-4 54-5 132-5	Fast algorithms for speech modeling	Tech rep, Dec 78, Stanford, n° M303-1	78		
MORF, Lee D.T.L	X	132-35	State-space structures of ladder canonical forms	Conf. IEEE DC, Albuquerque, Dec 80, pp 1221	80		
MORF, Lee D.T.L	X	8-6 13-7 52-3 54-4 67-10 131-12 132-3 134-10 133-10 188-1	RLS ladder forms for fast parameter tracking	Conf. IEEE DC, San Diego, Jan 79, pp 1362	79		/TREILLIS/RLS
MORF, Lee, Nickolls, Vieira	X	19-4 52-1 54-1 132-1 134-9 191-4	A classification of algorithms for ARMA models & ladder realizations	ICASSP 77, Hartford, pp 13 Modern Spectrum Analysis NY 78	77		
MORF, Muravchik, Lee	X	54-12 132-16	Hilbert space array methods for finite rank process estimation and ladder realization	ICASSP 81, Atlanta, pp 856	81		
MORF, Suhu, Kailath	149	1-4	Some new algorithms for recursive estimation in constant, linear, discrete-time systems	IEEE AC, Août 74, vol 19, pp 315	74	Algorithmes dérivés du filtre de Kalman afin de résoudre plus facilement l'équation de Riccati.	/KALMAN/RECURSIVITE
MORF, Suhu, Kailath	X	1-4	Some new algorithms for recursive estimation in constant linear discrete-time systems	IEEE AC, 1974, vol 19, pp 315	74		/RECURSIVITE
MORF, Vieira, Lee	X	8-5 13-5 52-2 54-3 132-2 141-47	Ladder forms for identification & speech processing	Conf. IEEE DC, N-Orleans, Dec 77, pp 1074	77		
MORF, Vieira, Lee D.T.L., Kailath	X	52-8 80-7 132-10 138-20	Recursive multichannel maximum entropy spectral estimation	IEEE GE, Avr 78, vol 16, pp 85 Modern Spectrum Analysis NY 78	78		/SPECTRAL/RECURSIVITE
MORGAN & al.	X	64-2	Real-time adaptive linear prediction using the LMS gradient algorithm	IEEE ASSP, 1976, vol 24, pp 494	76		/GRADIENT
MOSCHER	X	44-20 91-1	Adaptive filtering with clipped input data	Rep. Tech. Juin 70, Stanford, n° TR-6796-1	70		
MUELLER	X	7-4 8-19 129-12	LS algorithms for adaptive equalizers	Bell S Tech J, Oct 81, vol 60, pp 1925	81		
MUELLER	X	8-39 12-14 141-44	On the rapid initial convergence of LS equalizer adjustment algorithm	Bell S Tech J, Dec 81, vol 60, pp 2345	81		

AUTEURS	Besbes	N° articles cites	TITRES	références	Arrivés	Commentaires	CLÉS
MUELLER,Paaw	079		Acoustic noise cancellation	ICASSP 86, Tokyo, pp 913	86	implantation à partir d'un TMS32010 d'un spectrofiltre.	/SPECTRAL
MULGREW,Cowan	112		Kalman filter techniques in adaptive filtering	Conf IEE on Adaptive Filters, Oct 85, Londres	85		/KALMAN
NARAYAN,Peterson	035	29-4 38-9 135-7	Frequency domain LMS algorithm	Proc.IEEE, Jan 81, vol 69, pp 124	81	Développement d'algorithmes du gradient en fréquence	/GRADIENT/FREQUENCE
NARAYAN,Peterson,Narashima	X	26-3 126-8 135-8	Transform domain LMS algorithm	IEEE ASSP, Juin 83, vol 31, pp 609	83		/GRADIENT
NARENDRA,McBride	X	63-9 65-6	Multiparameter self-optimizing systems using correlation techniques	IEEE AC, Jan 64, vol 9, pp 31	64		/CORRELATION
NEBOUT C, Castanie F.	195		Comparison de performances d'algorithmes adaptatifs rapides pour la réjection de sinusoides	GRETSI 89, Juan-les-Pins, pp 343	88		/ALE/MCGRADIENT
NEHORA,Meian	X	67-5	On the stability and performance of the adaptive line enhancer	ICASSP 80, Denver, pp 478	80		/ALE
NIKIAS	X	21-3 139-8	Fast block data processing via a new IIR digital filter structure	IEEE ASSP, Août 84, vol 32	84		/IIR
NUTTALL,Hyde	X	46-7 44-16	A unified approach to optimum and suboptimum processing for arrays	Rep NUS Laboratory, Avr 69, n° 982	69		/SPATIAL
OGUJE,Saito,Hoshiko	038	29-3 39-25 89-18	A fast convergence frequency domain adaptive filter	IEEE ASSP, Oct 83, vol 31, n° 5	83	LMSF utilisant un pas variable pour contrôler la convergence de l'algorithme.	/GRADIENT/FREQUENCE
OHMS	016		Beamoutput interference cancellation for line arrays	ICASSP 87, Dallas, pp 2007	87	Traitement d'antenne	/SPATIAL
ORFANIDIS	188		The double/direct RLS lattice	ICASSP 88, New-York, pp 1381	88		/TREILLIS/RLS
OZEKI,Umeda	116		An adaptive filtering algorithm using an orthogonal projection to an affine subspace and its properties	Electron. & Comm. (JPN), Mai 84, pp 19	84		/GRADIENT/IIR
PACK,Satorius	X	13-11 48-4	LS adaptive lattice algorithms	Tech rep, Avr 79, NOSSC, n°423	79		/TREILLIS
PAEZ-BORRALLLO, Figueiras-Vidal, Hernandez-Gomez	X	60-5	L-odd versus L-even adaptive algorithms: an introduction	Conf IASTED, 1985, Paris, pp 32	85		
PAEZ-BORRALLLO, Figueiras-Vidal, Vergara-Dominguez	060		Analysis of Lk frequency-adaptive transversal filters in plant identification	ICASSP 87, Dallas, pp 427	87	Famille de LMSF minimisant le gradient d'une puissance de l'erreur absolue fréquentielle.	/GRADIENT/FREQUENCE
PANDA, Cowan, Grant	031		Assessment of finite precision in LMS and BLMS adaptive algorithms	ICASSP 87, Dallas, pp 137	87		/GRADIENT
PANDA, Grant	X	34-7	Rectangular-transformed-based adaptive filter	Electr. Letters, Mar 85, vol 21, pp 301	85		
PANDA, Mulgrew, Cowan, Grant	X	31-4	A self-orthogonalising efficient block adaptive filter	IEEE ASSP, Dec 86, vol 34	86		

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Pages	Commentaires	CLES
PANDA,Mulgrew,Cowan,Grant Sr	094		On the rectangular transform approach for BLMS adaptive filtering	ICASSP 86, Tokyo, pp 2955	86		/GRADIENT
PARIKH,Ahmed	X	130-10	On an adaptive algorithm for IIR filter	Proc. IEEE, Mai 78, vol 66	78		/IIR
PARIKH,Ahmed,Stearns	X	134-6 145-8	An adaptive lattice algorithm for recursive filters	IEEE ASSP, Fev 80, vol 28, pp 110	80		/TRELLIS/RECURSIVITE
PHILIBERT,Kolman	088		Influence de la fréquence d'échantillonnage sur les performances de l'algorithme LMS	GRETSI 87, pp 281	87	Influence de l'échantillonnage sur le LMS	/GRADIENT/FREQUENCE
PICINBONO	181		Adaptive signal processing for detection and communication	NATO 1978 p 639	78	Récursivité de la formule de Wiener	KALMANWIENER
PICINBONO	X	89-14	Adaptive signal processing for detection and communication	NATO, 1978, pp 639	78		
POOR	X	68-2	On robust Wiener filtering	IEEE AC, Juin 80, vol 25, pp 531	80		/WIENER
PORAT	X	8-12 138-21	Contribution to the theory and applications of lattice filters	Dissert. PhD, Août 82, Stanford	82		/TRELLIS
PORAT,Friedlander,Morf	138	7-14 8-10 12-16 49-6 131-14 141-51 137-8 194-7	Square root covariance ladder algorithms	IEEE AC, Août 82, vol 27, pp 813	82	Trellis normalisés: mémoire croissante & mémoire glissante: approche géométrique des récurrences sur l'ordre & sur le temps. problème lorsque matrices	/TRELLIS
PORAT,Kallath	X	8-11 131-15 138-25 141-49 137-9	Normalized lattice algorithms for LS FIR system identification	IEEE ASSP, Fev 83, vol 31, pp 122	83	Algorithme en treillis pour identifier un système FIR; peu de théorie mais algorithmes détaillés: mémoire glissante & mémoire croissante	/TRELLIS/FIR
PROAKIS	X	4-4 8-75 98-12 128-2 129-27 131-7	Digital Communications	McGraw-Hill 83	83		
PULSIPHER & al	X	58-5	Reduction of nonstationary acoustic noise in speech using LMS adaptive noise cancelling	ICASSP 79, Washington, pp 204	79		/GRADIENT
RABINER,Crochiere,Allen	X	9-17	FIR system modeling and identification in the presence of noise and with band-limited	IEEE ASSP, août 78, vol 26, pp 319	78		/FIR
RAO,Kallath	X	56-7 139-18	Orthogonal digital filters for VLSI implementation	IEEE CAS, Nov 84, pp 933	84		
REDDY & al	X	22-6	LS lattice type algorithm for adaptive implementation of Pizatenko's harmonic retrieval method	IEEE ASSP, Juin 82, vol 30	82		/TRELLIS
REDDY,Egardt,Kallath	067	132-30	Optimized lattice-form adaptive line enhancer for a sinus signal in broad-band noise	IEEE CAS, Juin 81, vol 28, pp 542	81	Approche géométrique du filtre en treillis liée à la théorie du filtrage linéaire par moindres carrés (intéressant)	/TRELLIS/ALE
REDDY,Shan,Kallath	X	8-59 131-32	Application of modified LS algorithms to adaptive echo cancellation	ICASSP 83, Boston, pp 53	83		
REED,Feintuch	041	39-22 42-9 60-2 127-21	A comparison of LMS adaptive cancellers implemented in the frequency domain and the time domain	IEEE ASSP, Juin 81, vol 29, n° 3, pp 770	81	Calcul de la statistique au deuxième ordre des poids du filtre RIF. Comparaison des cas LMST ET LMSF.	/GRADIENT/FREQUENCE/FIR
REED,Feintuch,Bershad	X	42-10 43-10	Time delay estimation using the LMS adaptive filter-static behavior	IEEE ASSP, Juin 81, special issue	81		/GRADIENT

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
RICKARD,Zeidler	X	43-6 45-12 61-15 97-6 146-8	Second order output statistics of the adaptive line enhancer	IEEE ASSP, Feb 79, vol 27, pp 31	79		/ALE
RIEGLER,Compton Jr	X	20-18 46-8	An adaptive array for interference rejection	Proc.IEEE, Juin 73, vol 61, pp 748	73		/SPATIAL
ROSEN	X	44-7	The gradient projection method for nonlinear programming : linear constraints	J SOC Indust Appl Math, Mar 60, vol 8, pp 181	60		/GRADIENT
ROSENBERGER,Thomas	X	20-17 69-27 65-27	Performance of an adaptive echo canceller operating in a noisy, linear, time invariant environment	Bell S Tech J, Mar 71, vol 50, pp 785	71		
SAKAI	X	53-4 140-1	Circular lattice filtering using Pagano's method	IEEE ASSP, Avr 82, vol 30, pp 279	82		/TREILLIS
SAKURAI,Murakami	122		Reduction of quantization effects in adaptive filters	ICASSP 84, San diego, Mar 84	84		/ALE
SAMSON	X	4-2 8-47	A unified treatment of fast Kalman algorithms for identification	Int. J. of Control, 1982, vol 35, pp 909	82		/KALMAN
SAMSON,Reddy	X	53-8 55-7 98-17 140-4 186-4	Fixed point error analysis of the normalized ladder algorithm	IEEE ASSP, oct 83, vol 31, pp 1177 ICASSP 82, Paris	82		
SARADIS,Nikolic,Fu	X	44-17	Stochastic approximation algorithms for system identification, estimation and decomposition of mixtures	IEEE SSC, Jan 69, vol 5, pp 8	69		
SATORIUS,Alexander	X	12-27 13-2 38-11 98-5 134-3 135-9	Channel equalization using adaptive lattice algorithms	IEEE COM, Juin 79, vol 27, pp 899	79		/TREILLIS
SATORIUS,Lansch,Lee,Griffiths	X	98-6	Fixed point implementation of adaptive digital filters	ICASSP 83, Boston	83		
SATORIUS,Pack	013	8-30 12-2 52-5 98-3 128-3 129-18 131-28 132-6 134-12 135-28 147-3 188-4	Application of LSL algorithms to adaptive equalization	IEEE COM, Feb 81, vol 29, pp 136	81	Comment le LSL (Morf-lee) peut être adapté pour le problème de l'égalisation.	/TREILLIS
SATORIUS,Pack	X	13-12	A LS adaptive lattice equalizer algorithm	Tech rep, Sept 80, NOOSC, n° 575	80		/TREILLIS
SATORIUS,Shensa	X	13-13 132-7	On the application of RLS methods to adaptive processing	Int.workshop on application of adaptive control, Yale Univ., Août 79	79		/RLS
SATORIUS,Shensa	X	132-38	Recursive lattice filters - A brief overview	Conf.IEEE DC, Albuquerque, Dec 80, pp 955	80		/TREILLIS/RECURSIVITE
SAULNIER,Das,Milstein	X	15-1	An adaptive digital suppression filter for direct-sequence spread -spectrum communications	IEEE SAC, Sept 85, vol 3, pp 678	85		/SPECTRAL
SAULNIER,Yum,Das	015		Narrow-band jammer suppression using an adaptive lattice filter	ICASSP 87, Dallas, pp 2113	87	Les coefficients du "Treillis" sont calculés par un algorithme de gradient.	/TREILLIS/GRADIENT
SAYOJI	050		A variable length lattice filter for adaptive noise cancellation	ICASSP 86, Tokyo, pp 2935	86		/TREILLIS
SCHUMER,Steiglitz	X	46-28	Adaptive step size random search	IEEE AC, Juin 68, vol 13, pp 270	68		

SOUSTRACTION DE BRUIT

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Aréas	Commentaires	CLES
SCHWARZ, Malah	064	66-7	Hybrid realisation of an adaptive filter for real time noise cancelling application	Electronics Letters, Oct 79, vol 15, pp 671	79	Réalisation technique utilisant une ligne à retard. Les coefficients du filtre sont numériques.	/GRADIENT
SEVNE	X	20-38 44-21 45-6 125-10 133-9 146-10	Adaptive linear discrete-time estimation	Dissert. PhD, Stanford, Juin 68	68		
SEVNE	X	44-22	New results in adaptive estimation theory	Rep Tech USAF Academy, Color. Avr 70, n° SRL-TR-70-0013	70		
SERVIERE C., Baudois D., Silvent A., Guerre-Chatais J.F.	197		Limitation des performances d'un soustracteur de bruit dans le cas de références polluées	GRETSI 89, Juan-les-pins, PP355	89		/FREQUENCE
SERVIERE, Baudois, Silvent	200	197-8	Comparaison de deux méthodes d'estimation du gain complexe d'un filtre optimal au sens de Wiener	TS, vol 6, n°6	89		/FREQUENCE/WIENER
SERVIERE, Baudois, Silvent, Lorenzino	089	197-3	Eléments de comparaison entre différentes méthodes de soustraction de bruit	GRETSI 87, pp 113	87	Comparaison de différentes méthodes de soustraction de bruit	/GRADIENT/CORRELATION/RECURSIVITE/FREQUENCE
SHARMAN, Durrani	X	53-6	A triangular adaptive lattice filter for spatial signal processing	ICASSP 83, Boston, pp 348	83		/TRELLIS/SPATIAL
SHENSA	X	13-14 132-33	A LS lattice decision feedback equalizer	Conf. on communication, Seattle, Juin 80	80		/TRELLIS
SHENSA	X	13-15 52-12 132-17 188-3	RLS lattice algorithms-a geometrical approach	Tch rep, Dec 79, NOSC San Diego, n° 552	79		/TRELLIS/RLS
SHERWOOD, Behrad	142		Quantization effects in the complex LMS adaptive algorithm: linearization using Dither-theory	IEEE CAS, Juli 87, vol 34, pp 848	87		/GRADIENT
SHERWOOD, Behrad	X	91-8	Quantization noise effects in the complex LMS algorithm linearization with Dither	ICASSP 85, Tampa	85		/GRADIENT
SHERWOOD, Behrad	X	142-12	Nonlinear quantization effects in the frequency domain complex scalar LMS adaptive algorithm	IEEE ASSP, Fev 86, vol 34, pp 140	86		/GRADIENT/FREQUENCE
SHYMK, Gooch	111		Frequency domain adaptive pole-zero filtering	Proc IEEE, Oct 85, vol 73, pp 1528	85		/FREQUENCE
SIMAAAN	X	32-8	Optimum array filters for array data signal processing	IEEE ASSP, Août 83, vol 31	83		/SPATIAL
SLOCK, Kallath	186		Numerically stable fast recursive least-squares transversal filters	ICASSP 88, New-York, pp 1365	88		FTF
SODERBTROM, Ljung L., Gustavsson	X	54-9	A comparative study of recursive identification methods	Rep. Lund Sweden, Dec 74, n° 7427	74		/RECURSIVITE
SOHIE, Sibul	X	50-4	Stochastic convergence properties of the adaptive gradient lattice	IEEE ASSP, Fev 84, vol 32, pp 102	84	Etude des propriétés de convergence du treillis gradient adaptatif: étude assez complète; pas d'adaptation, erreur résiduelle, temps de convergence	/TRELLIS/GRADIENT
SONDHI	X	20-16 63-14 65-14	An adaptive echo canceller	Bell S Tech J, Mar 67, vol 46, pp 497	67		
SONDHI	X	65-11	Closed-loop adaptive echo canceller using generalized filter networks	Patent US, Mar 70, n° 3 499 999	70		

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
SONDHI,Mitra	063	65-1	New results on the performance of a well known class of adaptive filters	Proc IEEE, Nov 76, vol 64, pp1583	76		/IIR
SONDHI,Presti	X	63-15 65-15	A self adaptive echo canceller	Bell S Tech J, 1966, vol 45, pp 1851	66		
SOONG,Peterson	X	12-3 131-31	Fast LS in the voice echo cancellation application	ICASSP 82, Paris, pp 1398	82		
SOUNDARARAJAN,Chakraborti	126	26-6	Performance of adaptive filters using combined lattice and transform techniques	Proc.IEEE,Avr 86, vol 74, pp 609	86		/TREILLIS
STEARNS	X	145-11	Error surfaces of recursive adaptive filters	IEEE CAS, Juin 81, vol 28, pp 603	81		/RECURSIVITE
STEARNS,Elliott,Ahmed	X	130-2	On adaptive recursive filtering	Conf. Asilomar, Pacific Grove, Nov 76, pp 5	76		/RECURSIVITE
STEWART	X	7-10 8-50 132-19 138-26 139-17	Introduction to Matrix Computation	New York, Academic, 1973/1981	73		
STOICA,Soderstrom	X	96-8	A method for the identification of linear systems using the generalized LS principle	IEEE AC, 1977, vol 22, pp 631	77		
STROBACH	055		New forms of LS lattice algorithms and a comparison of their round-off error	ICASSP 86, Tokyo, pp 573			/TREILLIS
STROBACH	X	55-9	A new class of LS ladders estimation algorithms	Conf Asilomar, Monterey, 1985	85		
STROBACH	X	55-10	Pure order recursive LSL algorithms	IEEE ASSP, 1985, ?	85		/TREILLIS/RECURSIVITE
TAWASE,Sakai,Tokumaru	X	53-3	RLS circular lattice and escalar algorithms	IEEE ASSP, Fev 83, vol 31, pp 228	83		/TREILLIS/RLS
TRAVASSOS-ROMANO,Bellanger	086		Algorithme MCR pour filtre adaptatif en cellules du second ordre	GRETSI 87, pp 293	87	Base des algorithmes MCR multidimensionnels	/KALMAN/MCR
TREICHLER	X	43-3 45-5 67-4 130-12 141-4	The spectral line enhancer	Dissert. PhD, Stanford, Mai 77	77		/SPECTRAL/ALE
TREICHLER	X	43-4 45-7 97-3 125-6 130-16	Transient and convergent behavior of adaptive line enhancer	IEEE ASSP, Fev 79, vol 27, pp 53	79		/ALE
TREICHLER	X	43-5 45-8 125-9	Response of adaptive line enhancer to chirped and doppler shifted sinusoids	IEEE ASSP, Juin 80, vol 28, pp 343	80		/ALE
TREICHLER,Lairmore,Johnson	X	130-9	Simple adaptive IIR filtering	ICASSP 78, Tulsa	78		/IIR
TSYPKIN	X	63-3	Dynamic adaptation algorithms	Automat Remote Control, USSR, 1972, vol 33, pp 59	72		
TUMMALA,Parker	159		A new efficient adaptive cascade lattice structure	IEEE CAS, Jul 87, vol 34, pp 707	87		/TREILLIS

SOUSTRACTION DE BRUIT

RUEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
ULRYCH,Bishop	X	67-14	Maximum entropy spectral analysis and autoregressive decomposition	Rev Geophysics & Space Physics, Feb 75, vol 13, pp 183	75		/SPECTRAL
VAIDYANATHAN	056		New cascaded lattice structures for FIR filters having extremely low coefficient sensitivity	ICASSP 86, Tokyo, pp 497	86		/TRELLIS/FIR
VAIDYANATHAN,Mitra	X	56-6	Low passband sensitivity digital filters : a generalized viewpoint and synthesis procedures	Proc IEEE, Avr 84, vol 72, pp 404	84		
VAIDYANATHAN,Mitra	X	56-9	Very low sensitivity FIR filter implementation using structural passivity concept	IEEE CAS, Avr 85, vol 32, pp 360	85		/FIR
VERHEGEN	X	141-30 186-9	Analysis of an adaptive linear LS estimation algorithm	Automatica, 1987	87		
VURAL	X	46-10	An overview of adaptive array processing for sonar applications	IEEE EASCON, 1975,pp 344	75		/SPATIAL
WANG,ZD.	X	135-21	A fast algorithm for the discrete sine transform implemented by the fast cosine transform	IEEE ASSP, Oct 82, vol 30, pp 814	82		
WANG,Trussel	004		A unified derivation of the fast RLS algorithms	ICASSP 86, Tokyo, pp 261	86	Equivalences entre les algorithmes Kalman rapide/FAEST/FIF	/KALMAN/RLS/FIF/FAEST/ALE
WARD & al	X	18-7	Application of a systolic array to adaptive beamforming	IEEE ,1984, vol 131, pp 638	84		/SYSTOL
WARD,Hargrave	X	18-1	The application of sub-optimal control methods to adaptive antennas for airborne communication systems	ICAP 81, York, pp 174	81		/SPATIAL
WARREN,Griffiths	X	142-4	Finite word length effects in the LMS adaptive algorithm	Conf. Asilomar, Nov 82, pp17	82		/GRADIENT
WEISS,Mitra	065		Digital adaptive filters:conditions for convergence,rates of convergence, effects of noise and errors arising from	IEEE IT, Nov 79, vol 25, pp 637	79	Convergence d'erreurs provenant de l'implantation de l'algorithme LMS	/GRADIENT
WHITE	X	124-2 130-1 145-12	An adaptive recursive digital filter	Conf. Asilomar, Pacific Grove, Nov 75, pp 21	75		/RECURSIVITE
WIDROW	X	8-8 35-4 39-1 41-1 42-1 43-1 45-2 46-11 59-25 62-5 67-6 97-1 124-1 127-1 129-1	Adaptive Filters	Aspects of Network & System Theory, Kalman & DeClaris Ed NY, 1970	70		
WIDROW	X	20-41	Adaptive filters 1 : Fundamentals	Rep., Dec 66, Stanford, SU-SEL-66-126	66		
WIDROW	X	8-8 134-20 142-1 143-4	Adaptive Filters	Aspects of Network & System Theory, Kalman & DeClaris Ed NY, 1970	70		
WIDROW,Glover,McCool,Kaunitz,Williams,Hearn,Zeidler,Dong,Goodlin	020	50-1 58-1 59-26 61-5 64-1 66-6 67-1 70-2 71-7 79-2 88-1 89-3 93-9 97-2 99-2	Adaptive noise cancelling: principles and applications	Proc.IEEE, Dec 75, vol 63, pp 1692	75	Elimination adaptative de bruit en présence de référence bruit seul.Présentation rapide de la méthode de WIDROW, issue du gradient estimé.	/GRADIENT
WIDROW,Glover,McCool,Kaunitz,Williams, Hearn,Zeidler,Dong,Goodlin	020	100-1 125-5 126-1 127-2 130-11 143-3 144-12 147-27 195-3 197-1	Adaptive noise cancelling: principles and applications	Proc.IEEE, Dec 75, vol 63, n° 12	75		/GRADIENT
WIDROW,Glover,McCool,Kaunitz,Williams,Hearn,Zeidler,Dong,Goodlin	020	9-6 23-1 29-6 30-1 32-6 33-1 35-1 36-2 37-2 38-1 39-2 41-2 43-2 45-4 46-33	Adaptive noise cancelling : principles and applications	Proc.IEEE, Dec 75, vol 63, n°12	75		/GRADIENT

AUTEURS	Pages	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLES
WIDROW,Hoff Jr	X	20-7 45-1 8-8a 46-17 44-4 62-1 83-8 65-4 66-1 88-2 125-1 141-14 147-18	Adaptive switching circuits	IRE WESCON, 1960, pp 96	60		
WIDROW,Manthey,Griffiths,Goode	X	18-3 20-19 39-5 41-4 46-4 59-10 44-2 62-4 63-10 65-7 97-8 127-5 133-1	Adaptive antenna systems	Proc.IEEE, Dec 67, vol 55, pp 2143	67		/SPATIAL
WIDROW,McCool	046	8-21 17-4 133-2	A comparison of adaptive algorithms based on the methods of steepest descent and random search	IEEE AP, Sept 76, vol 24, pp 615	76	Présentation de l'algorithme LMS. Comparaison avec les algorithmes DSD et LMS.	/GRADIENT
WIDROW,McCool	X	130-4	Comments on "an adaptive recursive LMS filter"	Proc. IEEE, Sept 77, vol 64	77		/GRADIENT/RECURSIVITE
WIDROW,McCool,Ball	X	28-2 35-7 36-6 39-23 42-12 43-19 45-3 60-1 125-2 127-26 130-18 135-18 133-3	The complex LMS algorithm	Proc.IEEE, Avr 75, vol 63, pp 719	75		/GRADIENT
WIDROW,McCool,Ball	X	28-2 142-2 145-10	The complex LMS algorithm	Proc. IEEE, Avr 75, vol 63, pp719	75		/GRADIENT
WIDROW,McCool,Larimore, Johnson Jr	062	7-11 16-2 23-4 25-1 34-5 35-5 36-5 40-1 46-32 48-1 50-2 59-8 61-6 66-3	Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filter	Proc.IEEE, Août 76, vol 64, pp 1151	76	Etude théorique complète de l'algorithme LMS proposé par WIDROW	/GRADIENT
WIDROW,McCool,Larimore, Johnson Jr	062	70-3 88-3 89-12 129-5 135-1 133-7 143-5 144-13 145-2 147-23 191-1 194-8	Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filter	Proc IEEE, Août 76, vol 64, pp 1151	76		/GRADIENT
WIDROW,McCool,Medoff	X	8-23	Adaptive control by inverse modelling	Conf Asilomar, Oct 79	79		
WIDROW,Stearns	X	26-1 83-9 90-2 92-1 141-7 145-1 146-6	Adaptive Signal Processing	Prentice-Hall, 1985	85		
WIDROW,Walsh	178	8-58 25-9 101-2 129-8 135-3	On the statistical efficiency of the LMS algorithm with nonstationary inputs	IEEE IT, Mars 84, vol 30, pp 211	84	Rappels du LMS; comparaison du cas idéal (entrées orthogonales) à l'algorithme des moindres carrés. Application à un cas non stationnaire; déterminat. de mu	/GRADIENT
WENER	X	20-1 46-12 71-1 89-1	Extrapolation interpolation and smoothing of stationary time series with engineering applications	New-York, Wiley 1949	49		
WU,Horvath Jr	058		Nonstationary acoustic noise canceller using an adaptive recursive filter	Conf IEEE workshop, 1980, Aquila	80		/RECURSIVITE
YAMINYSHARIF,Durrani	022		Adaptive signal processing using a modified gradient estimation technique	ICASSP 86, Tokyo, pp 2975	86	Algorithme LMS avec estimation récurrente des paramètres.	/GRADIENT
YASSA	145		Optimality in the choice of the convergence factor for gradient based adaptive algorithms	IEEE ASSP, Jan 87, vol 35, pp 48	87	Choix du facteur de convergence.	/GRADIENT
YASSA	X	145-13	Stable high order adaptive recursive filters: algorithms and applications	Dissert. PhD, Morgantown, Mai 83	83		/RECURSIVITE
YOUN,Ahmed,Flicker	X	32-5	On an algorithm for multichannel noise cancellation	Symposium Albuquerque, 1981, pp 28	81		
YOUN,Chang	032		Multichannel lattice filter for an adaptive array processor with linear constraints	ICASSP 86, Tokyo, pp 1829	86	Traitement d'antenne avec filtre en treillis	/TREILLES/SPATIAL
YOUN,Mathews,Cho	X	144-15	An efficient algorithm for lattice filter/predictor	ICASSP 85, Tampa, pp1181	85		/TREILLES

AUTEURS	Bases	N° articles cités	TITRES	références	Années	Commentaires	CLÉS
YOUN,Prakash	X	53-9	On realization and related algorithms for adaptive linear phase filtering	ICASSP 84, San Diego, pp 3	84		
ZAW	X	141-22	Applications of adaptive arrays to suppress strong jammers in the presence of weak signal	IEEE AES, Mars 73, vol 9, pp 260	73		/SPATIAL
ZEIDLER,Chabries	X	41-3	An analysis of the LMS adaptive filter used as a spectral line enhancer	Rep NUJSC,Fev 75, San Diego, n°TN1476	75		/GRADIENT/SPECTRA/ALE
ZEIDLER,Sartorius,Chabries,Wexler	X	45-11 61-8 67-2 97-4 125-8	Adaptive enhancement of multiple sinusoides in uncorrelated noise	IEEE ASSP, Juin 78, vol 26, pp 240	78		/CORRELATION/ALE
ZHANG,Haykin	X	129-7	Tracking characteristics of the KALMAN filter in a nonstationary environment for adaptive filter application	ICASSP 83, Boston, pp 671	83		