



DEMODULATION DE TELEMESURES LOINTAINES PAR PREDICTION LINEAIRE MULTI-COUCHES

Zakariya FARAJ et Francis CASTANIE

GAPSE - ENSEEIHT, 2 rue Camichel, 31071 TOULOUSE, FRANCE

RÉSUMÉ

ABSTRACT

L'estimation des variations temporelles de la fréquence porteuse, dues à l'effet Doppler, est le point le plus critique lors de la démodulation de télémesures lointaines. Le Taux d'Erreurs par Bit repose essentiellement sur la qualité de l'estimation.

Un algorithme de suivi de raie spectrale est proposé pour résoudre ce problème. Il s'agit d'un prédicteur linéaire multi-couches dont l'architecture est inspirée de la technique des réseaux de neurones.

Line tracking in presence of strong Doppler shifts and carrier recovery in a very low SNR environment are of primary importance in space telemetry. This problem is the most critical point in the demodulation system and an acceptable bit error rate relies almost entirely on Doppler shift estimation accuracy.

In this paper, a new line tracker is proposed. It is based upon a combination of a conventional autoregressive model and a multi-layer neural network.

I. INTRODUCTION

Le signal binaire émis par les sondes lointaines se caractérise par un débit très faible et un rapport signal sur bruit très défavorable. L'objectif de l'étude consiste à profiter de la faiblesse du débit binaire pour implanter des algorithmes évolués de traitement du signal que l'on ne peut pas en général appliquer dans un contexte temps réel de télécommunications.

Lors de la démodulation, et afin de minimiser le taux d'erreurs par bit, il est nécessaire d'estimer, avec la meilleure précision possible, les variations temporelles de la fréquence porteuse dues à l'effet Doppler. Cette estimation se fait en deux étapes :

* Suivi de raie spectrale ("line tracking") par prédiction linéaire multi-couches.

* Modélisation de l'effet Doppler par régression polynomiale.

L'utilisation d'un filtre prédicteur linéaire adaptatif permet de calculer la fréquence instantanée d'un signal à partir des coefficients du filtre [1]. La mise à jour de ces coefficients se fait selon l'algorithme du gradient (AR-LMS).

Ce travail fait partie de la thèse de Z.FARAJ et fait l'objet du contrat CNES-89579200.

Pour une meilleure robustesse vis à vis du bruit, nous proposons une version multi-couches du filtre AR-LMS dont l'architecture est inspirée de la technique des réseaux de neurones [2].

La première partie de cette communication est consacrée à la prédiction linéaire multi-couches. Le filtre prédicteur linéaire adaptatif multi-couches (ARMC-LMS) est formé de plusieurs couches contenant chacune un nombre déterminé de cellules élémentaires. Le rôle de chaque cellule est identique à celui du filtre prédicteur AR-LMS. La prédiction se fait par propagation directe de la couche d'entrée vers la couche de sortie.

Dans la seconde partie de cette communication, nous parlerons de la mise à jour des coefficients du filtre ARMC-LMS. Cette mise à jour, comparable à celle du gradient stochastique, se fait localement au niveau de chaque cellule. Le vecteur des coefficients associé à un filtre AR-LMS, calculé comme une moyenne des vecteurs des coefficients associés à chaque cellule du filtre ARMC-LMS, donne une estimation du spectre instantané du signal.



Des exemples numériques sont proposés dans la dernière partie de cette communication. Ils illustrent particulièrement les performances apportées par le nombre de couches du filtre ARMC-LMS : plus le nombre de couches est grand, meilleure est l'estimation de la fréquence instantanée du signal.

II. LE MODELE ARMC(p,L)

Un modèle AR d'ordre p est défini par son équation d'évolution [3] :

$$x(n) = - \sum_{k=1}^p \alpha_k x(n-k) + e(n) = \hat{x}(n) + e(n) \quad (2.1)$$

Le spectre du modèle AR est donné par :

$$S_x(f) = \frac{P_e}{|1 + \sum_{k=1}^p \alpha_k e^{-j2\pi f k}|^2} \quad (2.2)$$

La méthode du gradient (AR-LMS(p)) consiste à modifier les paramètres du modèle en fonction de l'erreur : $e(n) = x(n) - \hat{x}(n)$.

La mise à jour des paramètres est régie par la relation suivante :

$$A(n+1) = A(n) - 2\mu e(n)X(n-1) \quad (2.3)$$

μ est le pas d'adaptation.

Avec :

$$A^T(n) = (\alpha_1(n), \dots, \alpha_p(n)) \quad (2.4)$$

$$X^T(n-1) = (x(n-1), \dots, x(n-p)) \quad (2.5)$$

Nous pouvons schématiser l'équation (2.1) par le réseau suivant :

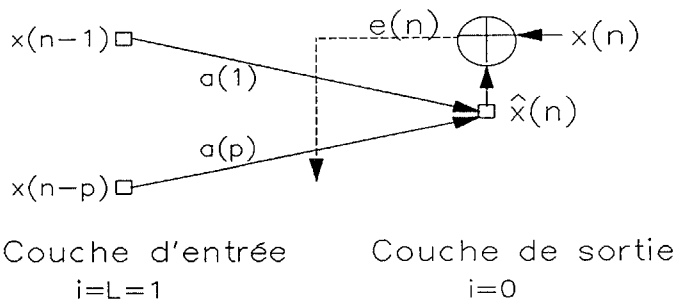


Fig 1 : AR-LMS(p)

Si au lieu d'avoir les échantillons : $x(n-1) \dots x(n-p)$, nous avons une estimation de ces échantillons, nous pouvons rajouter une couche au réseau précédent pour obtenir le réseau suivant :

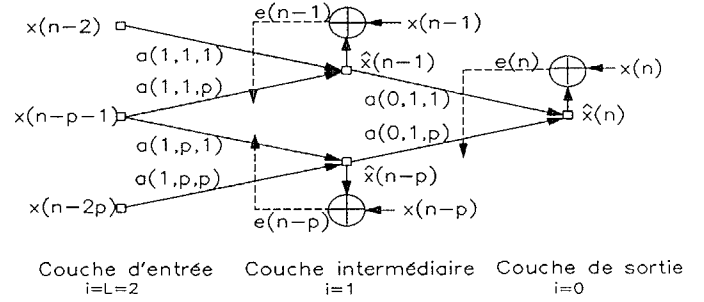


Fig 2.: ARMC-LMS(p,2)

En recommençant cette opération plusieurs fois, nous obtenons le filtre multi-couches ARMC-LMS(p,L) où p et L désignent respectivement l'ordre et le nombre de couches du filtre.

L'architecture d'un tel filtre est comparable à celle d'un réseau de neurones multi-couches. La couche d'entrée (couche L) reçoit les échantillons du signal : $x(n-L) \dots x(n-Lp)$, la couche de sortie (couche 0) fournit une estimation du signal. Cette estimation se fait par propagation directe de la couche d'entrée vers la couche de sortie. Les paramètres du modèle sont les coefficients $\alpha_{i,j,k}$ qui correspondent aux connexions entre les différentes cellules.

(i), (j) et (k) indiquent respectivement les couches du filtre, les cellules d'une couche et les connexions entre les cellules de deux couches voisines. l'état de la cellule j de la couche i sera noté $s_{i,j}$. La couche (i) contient $i(p-1) + 1$ cellules.

Chaque cellule de la couche d'entrée reçoit un échantillon du signal :

$$s_{L,j}(n) = x(n-L-j+1) \quad (2.6)$$

$$1 \leq j \leq L(p-1) + 1 \quad (2.7)$$

Chaque cellule du réseau calcule sa sortie comme une combinaison linéaire de ses entrées :

$$s_{i,j}(n) = -A_{i,j}^T(n)S_{i,j}(n) = - \sum_{k=1}^p \alpha_{i,j,k}(n)s_{i+1,j+k-1}(n) \quad (2.8)$$

$$i = L-1 \dots 0 \quad (2.9)$$

$$j = 1 \dots i(p-1) + 1 \quad (2.10)$$

Avec :

$$A_{i,j}^T(n) = (\alpha_{i,j,1}(n), \dots, \alpha_{i,j,p}(n)) \quad (2.11)$$

$$S_{i,j}^T(n) = (s_{i+1,j}(n), \dots, s_{i+1,j+p-1}(n)) \quad (2.12)$$

L'estimation de $x(n)$ correspond à l'état de la cellule de la couche de sortie :

$$\hat{x}(n) = s_{0,1}(n) \quad (2.13)$$

III. TRAITEMENT ADAPTATIF ARMC-LMS

L'architecture du filtre ARMC-LMS possède une propriété particulière : l'état de chaque cellule correspond à la prédiction d'un échantillon du signal :

$$s_{i,j}(n) = \hat{x}(n-i-j+1) \quad (3.1)$$

Nous allons appliquer la méthode du gradient pour chaque cellule du réseau, ce qui revient à minimiser les erreurs suivantes :

$$e_{i,j}(n)^2 = (x(n-i-j+1) - s_{i,j}(n))^2 \quad (3.2)$$

$$0 \leq i \leq L-1 \quad (3.3)$$

$$1 \leq j \leq i(p-1)+1 \quad (3.4)$$

Dans ce cas, les gradients d'erreur s'écrivent :

$$\frac{\partial e_{i,j}(n)^2}{\partial \alpha_{i,j,k}(n)} = 2e_{i,j}(n) \frac{\partial e_{i,j}(n)}{\partial \alpha_{i,j,k}(n)} \quad (3.5)$$

Or :

$$e_{i,j}(n) = x(n-i-j+1) + \sum_{k=1}^p \alpha_{i,j,k}(n) s_{i+1,j+k-1}(n) \quad (3.6)$$

Ce qui donne :

$$\frac{\partial e_{i,j}(n)}{\partial \alpha_{i,j,k}(n)} = s_{i+1,j+k-1}(n) \quad (3.7)$$

La mise à jour des paramètres du modèle est régie par la relation suivante :

$$\alpha_{i,j,k}(n+1) = \alpha_{i,j,k}(n) - \mu \frac{\partial e_{i,j}(n)^2}{\partial \alpha_{i,j,k}(n)} \quad (3.8)$$

$$\alpha_{i,j,k}(n+1) = \alpha_{i,j,k}(n) - 2\mu e_{i,j}(n) s_{i+1,j+k-1}(n) \quad (3.9)$$

Après modification des paramètres du modèle ARMC-LMS, nous estimons les paramètres AR comme moyennes des différentes estimations précédentes étant donné que chacune des estimations locales est non biaisée (propriété vérifiée après de nombreuses simulations numériques) :

$$\alpha_k(n+1) = \frac{1}{N_c} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=1}^{i(p-1)+1} \alpha_{i,j,k}(n+1) \quad (3.10)$$

$$1 \leq k \leq p \quad (3.11)$$

N_c est le nombre de cellules du réseau :

$$N_c = \frac{(p-1)L(L-1)}{2} + L \quad (3.12)$$

Pour l'itération suivante, les paramètres du filtre ARMC-LMS prennent comme valeurs les moyennes ainsi calculées :

$$\alpha_{i,j,k}(n+1) = \alpha_k(n+1) \quad (3.13)$$

Note : Dans le cas $L = 1$, le modèle ARMC-LMS est identique au modèle AR-LMS.

Une itération de l'algorithme ARMC-LMS comprend 4 étapes :

- Estimation des échantillons du signal par propagation directe.
- Modification des coefficients $\alpha_{i,j,k}$.
- Estimation par moyenne des paramètres α_k .
- Affectation : $\alpha_{i,j,k} = \alpha_k$.

Une des applications de cet algorithme, traitée dans cette communication, est l'estimation de la fréquence instantanée d'un signal. Cette dernière sera calculée comme étant le pôle le moins amorti du spectre instantané ARMC-LMS.

IV. SIMULATIONS NUMERIQUES

Dans le cadre du traitement du signal de sondes lointaines, des études préliminaires ont montré que la variation de la fréquence porteuse suit une loi polynomiale. Le signal issu de télémesures lointaines peut être représentée ainsi [4] :

$$s(t) = \sin\left(2\pi\left(R_0 t + \frac{1}{2}R_1 t^2 + \frac{1}{3}R_2 t^3 + \dots\right)\right) \quad (4.1)$$

L'estimation des paramètres relatifs à l'effet Doppler se fait en deux étapes :

- Estimation adaptative de la fréquence instantanée [5] du signal. $f(t)$ est définie par :

$$f(t) = R_0 + R_1 t + R_2 t^2 + \dots \quad (4.2)$$

- Estimation des paramètres Doppler par régression polynomiale.

Les 2 exemples suivants illustrent les performances de l'algorithme du point de vue de l'estimation de la fréquence instantanée du signal :

Exemple 1 : Les paramètres de la simulation sont :

$$R_0 = 0.1, R_1 = 10^{-4}, R_2 = 10^{-7}, SNR = -2 \text{ db}$$

Les courbes (3.a), (3.b), (3.c) correspondent aux tracés temporels des fréquences instantanées réelles et estimées, elles permettent de conclure que la qualité de l'estimation augmente avec le nombre de couches.



Exemple 2: Comme nous l'avons signalé, l'algorithme ARMC(p,L) utilise pL échantillons, nous allons donc comparer l'algorithme dans deux configurations telles que le produit pL soit constant. Pour cela, nous avons choisi un signal où la fréquence est constante par morceaux, les paramètres de la simulation sont :

$R_0 = 0.1$ pour $1 \leq n \leq 500$

$R_0 = 0.2$ pour $501 \leq n \leq 1000$

$SNR = 10\text{db}$

La configuration ($p=10, L=2$) présente de meilleurs résultats que la configuration ($p=20, L=1$) :

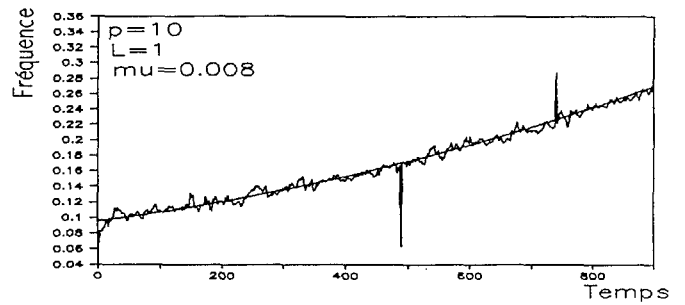
- Le comportement transitoire est meilleur (Courbe 4.a).
- L'erreur résiduelle est plus faible (Courbe 4.b).

V. CONCLUSIONS

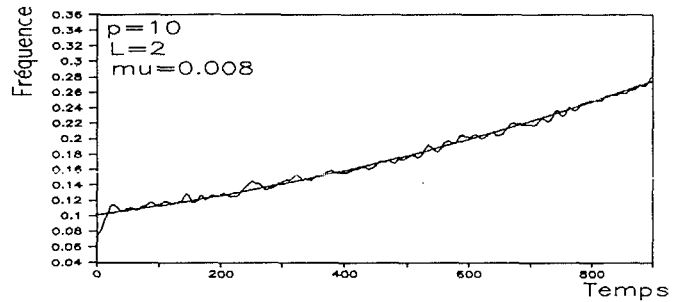
Une nouvelle architecture du filtre AR adaptatif LMS est présentée dans cette communication (ARMC-LMS). Cette version, inspirée de la technique des réseaux de neurones, permet une très bonne analyse spectrale même pour des rapports Signal sur Bruit faibles. Chaque cellule du filtre multi-couches joue le rôle d'un filtre prédicteur linéaire, ce qui permet d'estimer les paramètres AR comme moyennes des paramètres associées à chaque cellule. Une des applications de cette modélisation, traitée dans cette communication, est l'estimation de la fréquence instantanée d'un signal. Il est montré que la qualité de l'estimation augmente avec le nombre de couches du filtre ARMC-LMS.

VI. REFERENCES

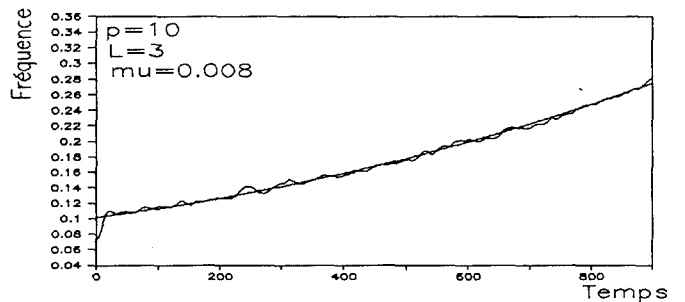
- [1] L.J.Griffiths, "Rapid Measurement of Digital Instantaneous Frequency", IEEE ASSP-23, N°2, pp 207-222, April 1975.
- [2] Z.Faraj and F.Castanié, "Line tracking using Multi-Layer Neural Estimator", Proc.IEEE ICASSP-91, pp 3173-3176, May 1991.
- [3] S.M.Kay, "Modern Spectral Estimation", Prentice Hall Englewood Cliffs.
- [4] J.H.Yuen, "Deep Space Telecommunications Systems Engineering", Jet Propulsion Laboratory, Pasadena, California, 1982.
- [5] Z.Faraj, "Traitement du Signal des Sondes Lointaines", Rapport de contrat 874, CNES 89579200, Centre National d'Etudes Spatiales, Mai 1990.



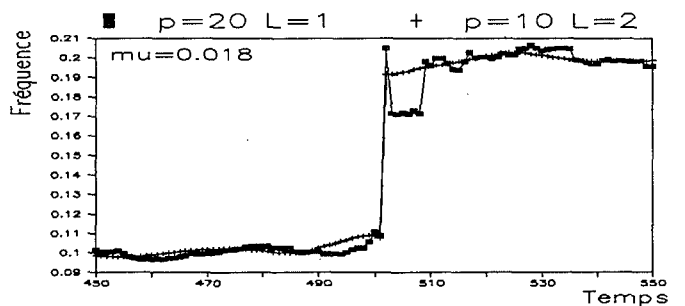
Courbe 3.a



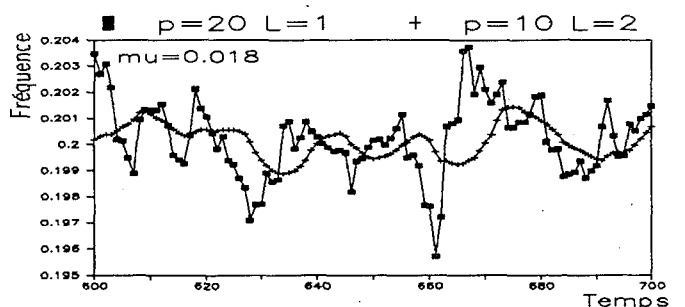
Courbe 3.b



Courbe 3.c



Courbe 4.a



Courbe 4.b