

NEUVIEME COLLOQUE SUR LE TRAITEMENT DU SIGNAL ET SES APPLICATIONS



111

NICE du 16 au 20 MAI 1983

UN ALGORITHME DE NORMALISATION

C. PLUMEJEAUD, B. RAFINE et B. LUCAS

DCAN TOULON/GERDSM LE BRUSC 83140 - SIX FOURS

RESUME

Cet article présente une méthode de normalisation d'une série numérique dont on veut extraire un signal. Ce dernier est défini par son contraste par rapport à un bruit additif non stationnaire. Le but de la normalisation est de stationnariser le bruit sans trop altérer le contraste entre signal et bruit afin de faciliter l'extraction ou même d'en permettre l'automatisation.

Les méthodes classiques de normalisation s'appuient sur l'estimation des deux premiers moments statistiques du bruit. Les logiques de tri et de classement inhérentes à ces méthodes les rendent relativement coûteuses en temps de calcul.

On propose ici une nouvelle méthode de normalisation basée sur l'estimation des moments statistiques par transformation non linéaire et filtrage récursif. Cette méthode est mieux adaptée aux processeurs arithmétiques de certains calculateurs modernes.

SUMMARY

One presents here a normalization method for a numerical series from which one wishes to extract a signal. The signal is defined by its contrast with a nonstationary additive noise. The goal of normalization is in stationarizing the noise without degrading the contrast between signal and noise. The aim is to ease the extraction of the signal or eventually to authorize an automatic extraction.

Classical normalization methods use an estimation of the first two statistical moments of the noise. They also imply data ordering operations which are time consuming.

One describes a new normalization method in which the estimation of the statistical moments is performed by nonlinear transforming and recursive filtering. This method is well suited for modern array processors.



1 - INTRODUCTION

Considérons une série numérique (x_i) constituée par la superposition d'un bruit de fond et de signaux utiles qu'une opération de détection doit s'efforcer de localiser le mieux possible. Il est convenu ici d'appeler "signal utile" un pic de courte durée présentant un certain contraste d'amplitude avec le bruit de fond. Une telle modélisation est applicable au problème de la recherche de fréquences pures en analyse spectrale, ou au problème de la recherche d'échos en sonar actif, etc...

Une méthode de détection couramment employée consiste à comparer chaque échantillon x_i de la série à un seuil fixe s , et à déclarer qu'il y a "signal utile" lorsqu'il y a dépassement de seuil. Cette méthode s'avère optimale si le bruit de fond peut être assimilé à un processus gaussien stationnaire (b_i) de moyenne m et d'écart type σ , et si la présence d'un "signal utile" d'amplitude a à l'instant i_0 peut être traduite par une relation additive

$$x_{i_0} = a + b_{i_0} \quad (1)$$

Dans le contexte précédent, le contraste entre signal et bruit peut être défini par le rapport

$$\frac{S}{B} = \frac{a}{\sigma} \quad (2)$$

Les performances de la méthode de détection par seuil s sont classiquement mesurées (1)(2) à l'aide de

- la probabilité de détection PD, fonction de s et de S/B ,
 - la probabilité de fausse alarme PFA, fonction de σ et s ,
- ou encore à l'aide de courbes dites courbes opérationnelles de réception (2).

Dans les cas pratiques, le modèle précédent est très contestable. On a rarement affaire à un bruit de fond gaussien et qui plus est stationnaire. Sans même remettre en cause le caractère gaussien, on est amené dans un premier temps à s'adapter au caractère non stationnaire du bruit. La non-stationnarité du bruit de fond dégrade en effet fortement les performances de l'opération de détection par seuil fixe. Les fausses alarmes se multiplient dans les régions où l'amplitude du bruit est forte. Dans les régions de bruit faible, un signal d'amplitude inférieure au seuil reste indétecté même lorsqu'il présente un fort contraste S/B avec le bruit de fond. Pour éviter de tels désagréments, on procède préalablement à la détection, à une opération dite de "normalisation" (3). Une "bonne" normalisation doit stationnariser le bruit de fond sans altérer le contraste S/B entre signal utile et bruit. Ses objectifs sont doubles :

- en cas de traitement numérique, elle assure à l'extracteur un taux de charge à peu près constant (la PFA étant stabilisée),
- en cas d'exploitation visuelle, elle tend à fournir des images uniformes en dehors des zones de présence de signaux utiles.

La méthode couramment employée (3) est celle de la "normalisation à l'ordre deux". Elle consiste à estimer pour chaque échantillon x_i les caractéristiques locales du bruit : moyenne m_i et écart-type σ_i (les estimations étant notées \hat{m}_i et $\hat{\sigma}_i$).

On substitue alors à la série (x_i) la série normalisée (X_i) définie par

$$X_i = \frac{x_i - \hat{m}_i}{\hat{\sigma}_i} \quad (3)$$

On peut alors appliquer à la série (X_i) l'opération de détection décrite précédemment.

Le point délicat de l'opération de normalisation réside dans un choix judicieux des méthodes d'estimation de m_i et σ_i . Un choix classique s'appuie sur l'hypothèse de stationnarité locale du bruit de fond. Il consiste à délimiter aux alentours de chaque point i deux voisinages V_i et W_i comprenant respectivement N_i et M_i points, puis à utiliser des estimateurs du type

$$\hat{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j \in V_i} x_j \quad \text{et} \quad \hat{\sigma}_i^2 = \frac{1}{M_i - 1} \sum_{j \in W_i} (x_j - \hat{m}_i)^2 \quad (4)$$

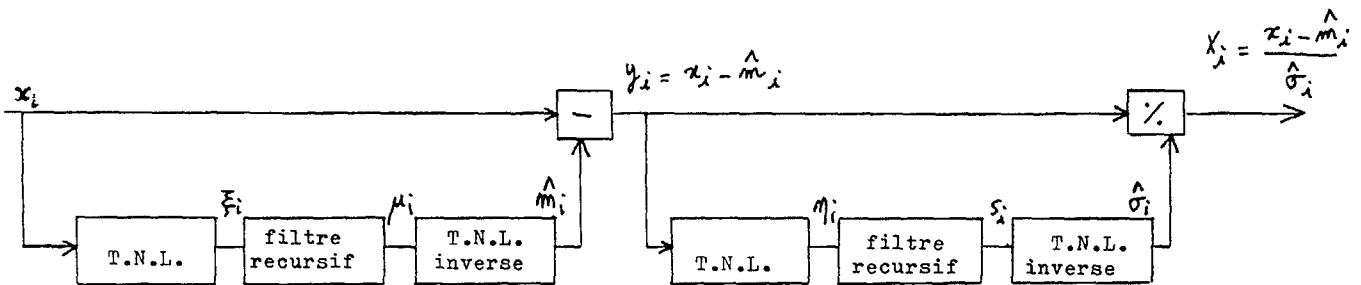
Divers raffinements permettent de s'adapter à un problème spécifique :

- formes et dimensions des voisinages V_i et W_i ,
- présence d'un trou central dans V_i et W_i afin d'éviter le biais d'estimation qu'entraîne la présence éventuelle d'un signal fort au point i ,
- élimination d'un certain nombre de points d'amplitude maximale dans V_i et W_i ...

La méthode classique (méthode 1) qui vient d'être décrite apporte satisfaction dans de nombreux cas pratiques. Elle présente néanmoins l'inconvénient de recourir à de nombreuses opérations logiques de tri et de classement. Nous présentons maintenant une méthode mieux adaptée aux contraintes de temps réel et aux calculateurs rapides modernes (Array Processors en particulier). Cette méthode (méthode 2) s'appuie toujours sur l'hypothèse de stationnarité locale du bruit de fond, mais elle procède à l'estimation de m_i et σ_i par deux opérations de filtrage numérique récursif du type Passe-Bas. Préalablement aux opérations de filtrage, elle procède à une transformation non linéaire (logarithmique) visant à réduire la dynamique de la série à normaliser. Elle s'apparente donc aux méthodes de filtrage homomorphique (4)

La méthode 2 est illustrée par le schéma 1, ses différentes étapes sont maintenant décrites :

- 1 - Transformation non linéaire $\xi_i = \log x_i$
- 2 - Filtrage récursif de la série (ξ_i), fournissant une série (μ_i)
- 3 - Transformation non linéaire inverse fournissant la série des moyennes locales estimées $\hat{m}_i = 10^{\mu_i}$
- 4 - Opération de recentrage $y_i = x_i - \hat{m}_i$
- 5 - Transformation non linéaire $\eta_i = \log |y_i|$
- 6 - Filtrage récursif de la série (η_i), fournissant une série (s_i)
- 7 - Transformation non linéaire inverse fournissant la série des écart-types locaux estimés $\hat{\sigma}_i = 10^{s_i}$
- 8 - Opération finale de normalisation adoptant le principe classique $X_i = \frac{x_i - \hat{m}_i}{\hat{\sigma}_i}$



SCHEMA 1 - Fonctionnement de la méthode 2.

L'adaptation de la méthode 2 à un problème spécifique réside alors dans un "choix correct" des filtres récurrents nécessaires aux opérations 2 et 6. Sur le plan théorique, on peut noter que les estimations de la méthode 1 consistent en des opérations de moyennage arithmétique tandis que les estimations de la méthode 2 s'apparentent à des opérations de moyennage géométrique.

2 - COMPARAISON DES DEUX METHODES

Les figures qui suivent permettent une comparaison qualitative des deux méthodes. La série à normaliser (fig. 1.1 et 2.1) est composée de 256 échantillons positifs. Les figures 1.2 à 1.5 illustrent la démarche résultant de l'application de la méthode classique (méthode 1). Les figures 2.2 à 2.5 exposent les principales étapes de la normalisation selon la méthode 2.

Les courbes représentant les estimées \hat{m}_i et $\hat{\sigma}_i$ des moments statistiques du bruit sont assez comparables (fig. 1.2 et 2.2, fig. 1.4 et 2.4). Il est à noter que les échelles d'amplitude de ces courbes ont été multipliées par 10 pour permettre un examen correct. Les différences apparentes sont peu significatives dans le cas présent. Elles dépendent de l'ajustage des divers paramètres de traitement. On notera surtout l'aspect très proche des séries $(x_i - \hat{m}_i)$ (fig. 1.3 et 2.3) et surtout des séries après normalisation par l'une ou l'autre des méthodes (fig. 1.5 et 2.5).

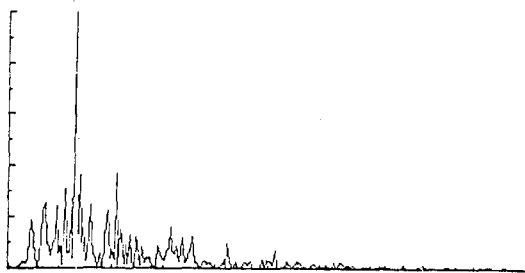
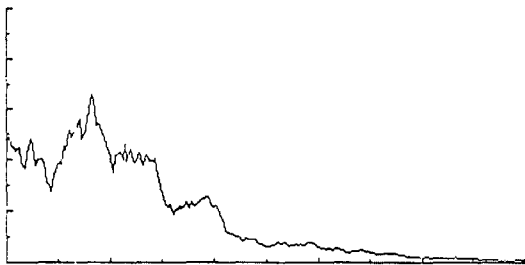
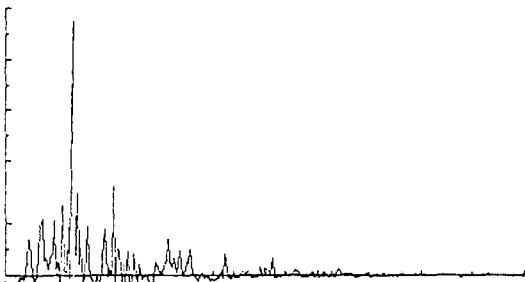
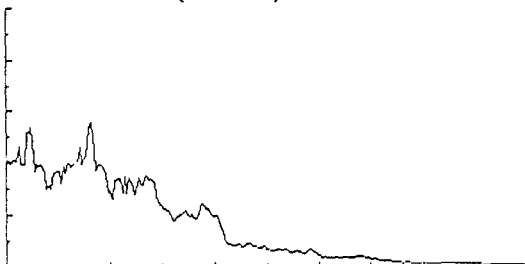
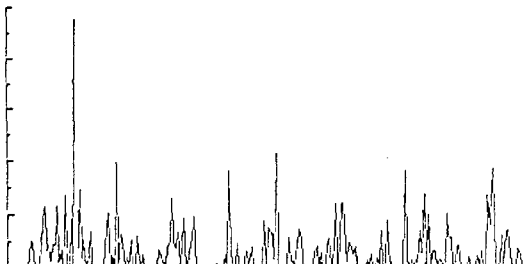
Les deux traitements ont été réalisés sur des calculateurs classiques puis sur des unités arithmétiques parallèles (AP 120 B et MAP 300). En exécution sur un calculateur classique, les traitements nécessitent des temps de calcul comparables.

En cas d'utilisation d'un processeur parallèle, la méthode 2 apporte un gain de temps d'exécution de l'ordre de 10 par rapport à la méthode classique. De fait, la méthode 2, à base d'opérations arithmétiques seulement, est parfaitement adaptée à ce dernier type de calculateur.

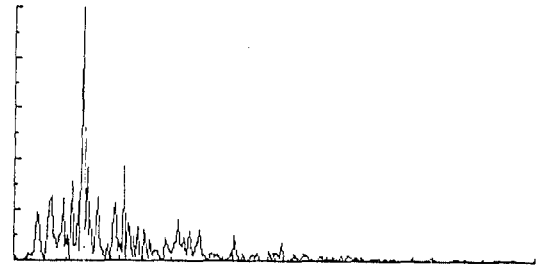
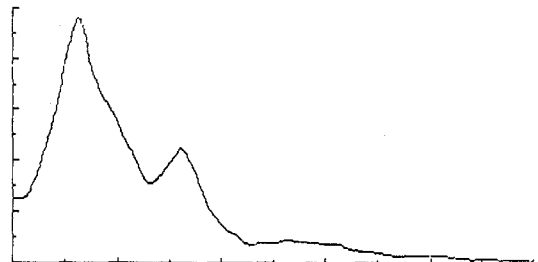
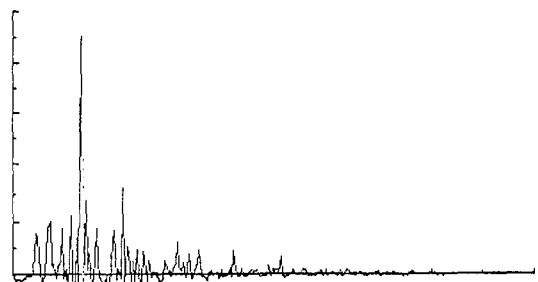
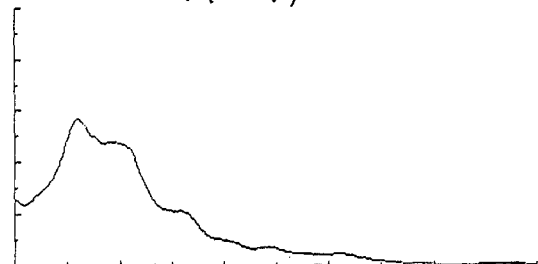
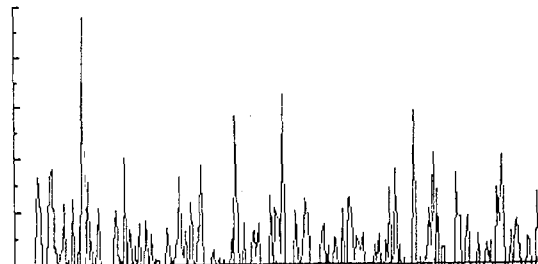
- (1) D. MIDDLETON and D. Van METER : Detection and extraction of signals in noise from the point of view of statistical decision, J. Soc.Indust.Appl.Math. 3, 192, December 1955.
- (2) H.L.VAN TREES : Detection, estimation and modulation theory - Part 1, WILEY 1969.
- (3) F. LEFAUDEX : Algorithme pragmatique de normalisation, GRETSI - Colloque 1981.
- (4) B. BUTTKUS : Homomorphic filtering - theory and practice, Geophysical Prospecting 23, 712, 1975.



UN ALGORITHME DE NORMALISATION

1.1 - série (x_i) à normaliser1.2 - série (\hat{m}_i) des moyennes estimées1.3 - série $(x_i - \hat{m}_i)$ 1.4 - série $(\hat{\sigma}_i)$ des écart-types estimés1.5 - série normalisée $\left(\frac{x_i - \hat{m}_i}{\hat{\sigma}_i}\right)$

Figs. 1.1 à 1.5 : METHODE 1 (CLASSIQUE)

2.1 - série (x_i) à normaliser2.2 - série (\hat{m}_i) des moyennes estimées2.3 - série $(x_i - \hat{m}_i)$ 2.4 - série $(\hat{\sigma}_i)$ des écart-types estimés2.5 - série normalisée $\left(\frac{x_i - \hat{m}_i}{\hat{\sigma}_i}\right)$

Figs. 2.1 à 2.5 : METHODE 2