

AMELIORATION DE LA DETECTION RADAR DE CIBLES DANS DU FOUILLIS DE CHAFF PAR FILTRAGE SPATIO-DOPPLER

Frédéric BARBARESCO

THOMSON-CSF, Division Systèmes Défense et Contrôle
7, rue des Mathurins 92223 BAGNEUX
tel : (1).40.84.20.04

RESUME

Le filtrage spatio-doppler du fouillis radar de chaff exploite deux techniques distinctes : une technique de traitement du signal classique basée sur la modélisation autorégressive pour la formation d'une image lissée case_distance-doppler du fouillis seul (version multisegment à coefficients de réflexion pondérés) et une image, obtenue sans lissage, représentative des cibles et du chaff (version monosegment); ainsi qu'une technique de traitement d'image qui extrait l'information pertinente de l'imagerie spatio-doppler par le déploiement de traitements morphologiques. De par ce fait, les cibles distantes du fouillis, de plus de la résolution fréquentielle propre à la méthode AR, sont résolues.

1. INTRODUCTION

La détection radar des cibles mobiles de surface équivalente faible peut être dégradée dans un environnement très chargé en échos parasites (fouillis); plus particulièrement par les échos artificiels parasites (chaff : fines lamelles conductrices de longueur adaptée à la fréquence d'émission du radar). Les échos parasites, qui affectent la détection d'une cible sont ceux qui ne peuvent en être séparés ni en distance radiale (case distance), ni angulairement (azimut).

Pour s'affranchir de ces échos parasites, on discrimine la signature spectrale du fouillis de celle des cibles utiles. Pour ce faire, on effectue un filtrage doppler, qui estime l'évolution de la phase du signal reçu d'impulsion à impulsion. Le filtrage FFT, souvent utilisé, possède une médiocre résolution fréquentielle aux ordres auxquels on l'utilise. Cette limitation altère plus particulièrement la détection des radars fonctionnant avec une ambiguïté vitesse, pour lesquels la vitesse des cibles est connue modulo V_a ($V_a = \lambda \cdot Fr / 2$). Cette ambiguïté vitesse augmente la probabilité de présence de cibles proches, en doppler, du fouillis. Aux vues des limitations inhérentes au traitement FFT, notre propos est de définir et de valider un filtrage spatio-doppler adaptatif du fouillis de chaff. Il s'agit d'une adaptation aux variations du spectre d'énergie d'interférence, considéré comme non-stationnaire dans le plan spatio-doppler.

2. APPROCHE GENERALE DU PROBLEME

La méthode du maximum d'entropie est une technique développée pour l'estimation spectrale, caractérisée par une grande acuité et une grande résolution. A. PAPOULIS [1] et B. PICINBONO [2] ont formalisé de façon précise et détaillée cette méthode. On définit le taux d'entropie H_x d'un processus stationnaire discret $x[n]$ (la stationnarité de $x[n]$ induit que l'entropie de la variable aléatoire $(x[n], \dots, x[n-r+1])$ soit indépendante de n):

$$H_x = \lim_{r \rightarrow \infty} \frac{H(x_1, \dots, x_r)}{r} \text{ avec } H(x_1, \dots, x_r) = -E[\ln P(x_1, \dots, x_r)]$$

Dans l'hypothèse où $x[n]$, stationnaire est la sortie d'un système causal stable de réponse impulsionnelle $h[n]$ et où, en entrée, est appliqué $e[n]$ (processus de moyenne nulle, de variance unité, de taux d'entropie H_e), à partir de $n = -\infty$. En supposant $h[n] > 0$, si $e[n]$ est appliqué à partir de $n = 0$, la réponse qui en résulte égale :

$$x[n] = \sum_{k=0}^n e[n-k] \cdot h[k]$$

$x^o[n]$ est un processus non-stationnaire qui tend vers un processus stationnaire lorsque n tend vers l^∞ . On a alors :

$$\begin{bmatrix} x^o[0] \\ \vdots \\ x^o[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h[0] & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h[n] & h[n-1] & \dots & h[0] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e[0] \\ \vdots \\ e[n] \end{bmatrix} \text{ soit } P(x^o) = | \text{Det}(A) |^{-1} \cdot P(e)$$

or $| \text{Det}(A) | = h[0]^{n+1}$ donc $H(x^o_0, \dots, x^o_n) = H(e_0, \dots, e_n) + (n+1) \cdot \ln[h[0]]$

ABSTRACT

The spatio-doppler filter of chaff radar clutter makes the most of two distinct techniques : classical signal processing based on an autoregressive model to form a smooth radar_cell-doppler image of clutter alone (multisegment version with a data-adaptive weighted technique) and a smoothless image representative of targets and chaff (monosegment version); and image processing technique, which provides significant information of the spatio-doppler imagery by using morphological operators. Therefore, targets, more than the frequency resolution apart from clutter, are resolvable.

$$\Rightarrow H_x = H_e + \ln[h[0]] = H_e + \frac{1}{2} \cdot \ln[h[0]^2]$$

En remarquant que $|H(e^{j\omega T})|^2 = H(z) \cdot H\left(\frac{1}{z}\right)$ avec $z = e^{j\omega T}$, on déduit

$$jT \cdot \int_{-W}^W \ln[|H(e^{j\omega T})|^2] \cdot d\omega = \oint \frac{1}{z} \ln[H(z) \cdot H\left(\frac{1}{z}\right)] \cdot dz$$

Cette expression peut être réécrite, en notant que :

$$\oint \frac{1}{z} \ln[H(z)] \cdot dz = \oint \frac{1}{z} \ln\left[H\left(\frac{1}{z}\right)\right] \cdot dz$$

Comme $H(z)$ est à minimum de phase par hypothèse, l'intégrale précédemment définie est analytique pour $|z| \geq 1$ et le cercle d'intégration peut être arbitrairement élargi. Aussi :

$$\lim_{z \rightarrow \infty} \ln[H(z)] = \ln(h[0]) \Rightarrow \ln(h[0]) \cdot \oint \frac{dz}{z} = 2\pi j \cdot \ln(h[0])$$

En posant $W = \pi/T$, il en découle que :

$$\ln(h[0]) = \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{1}{z} \ln[H(z)] \cdot dz = \frac{1}{4\pi j} \oint \frac{1}{z} \ln[H(z) \cdot H\left(\frac{1}{z}\right)] \cdot dz$$

$$\ln(h[0]) = \frac{T}{4\pi} \int_{-W}^W \ln[|H(e^{j\omega T})|^2] \cdot d\omega \Rightarrow H_x = H_e + \frac{1}{2W} \int_{-W}^W \ln[|H(f)|] \cdot df$$

En considérant que $e(t)$ est un processus stochastique gaussien, les puissances spectrales $S_e(f)$ et $S_x(f)$, des séquences d'entrée et de sortie sont alors reliées par :

$$S_x(f) = |H(f)|^2 \cdot S_e(f)$$

En supposant que $e(t)$ soit un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance unité, sa densité spectrale de puissance est constante unitaire dans la bande de fréquence concernée :

$$H_x = H_e + \frac{1}{4W} \int_{-W}^W \ln[S_x(f)] \cdot df$$

Pour un processus aléatoire de moyenne nulle possédant une distribution gaussienne :

$$P(e_1, \dots, e_r) = \frac{1}{(2\pi)^r \text{Det}(R_e)^{1/2}} \cdot e^{-x^+ \cdot R_e^{-1} \cdot x}$$

$$\Rightarrow H(e_1, \dots, e_r) = -E[\ln P(e_1, \dots, e_r)] = \ln \left[\sqrt{(2\pi e)^r \cdot \text{Det}(R_e)} \right]$$

le processus étant de variance unité, on en déduit son taux d'entropie :



$$H_e = \lim_{r \rightarrow \infty} \frac{H(e_1, \dots, e_r)}{r} = \ln[\sqrt{2\pi e}]$$

Le problème initial se ramène à un problème variationnel :

$$\text{MAX}_{S_x(\omega)} \frac{1}{4W} \int_{-W}^W \ln[S_x(\omega)] \cdot d\omega \text{ sous } S_x(\omega) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} R_x(m) \cdot e^{-jm\omega T} \cdot d\omega$$

$R_x(m)$ est déterminé pour $|m| \leq N$, aussi l'intégrale ci-dessus dépend des valeurs de $R_x(m)$ pour $|m| > N$ et H_x est maximale si :

$$\frac{\partial H_x}{\partial R_x[m]} = 0 = \frac{1}{4W} \int_{-W}^W \frac{\partial \ln[S_x(\omega)]}{\partial R_x[m]} \cdot d\omega = \frac{1}{4W} \int_{-W}^W \left(\frac{\partial S_x(\omega)}{S_x(\omega)} \right) d\omega \quad |m| > N$$

$$\text{Soit } 0 = \frac{1}{2W} \int_0^W \frac{e^{-jm\omega T}}{S_x(\omega)} \cdot d\omega \quad |m| > N \Rightarrow \begin{cases} \frac{1}{2W \cdot S_x(\omega)} = \sum_{k=N}^N c_k \cdot e^{-jk\omega T} \\ S_x(\omega) \geq 0 \end{cases}$$

(la série de Fourier de la fonction $1/2W \cdot S_x(\omega)$ est nulle pour $|m| > N$).

D'après le théorème de Fejer-Riess, la somme précédemment définie peut être écrite comme un carré, ce qui conduit à :

$$S_x(\omega) = \frac{1}{2W \cdot \left| \sum_{k=0}^N b_k \cdot e^{-jk\omega T} \right|^2} \text{ et en posant } P_N = \frac{1}{|b_0|^2} \text{ et } a_k^N = \frac{b_k}{b_0}$$

On retrouve l'expression de la densité spectrale estimée :

$$S_x(\omega) = \frac{P_N}{2W \cdot \left| \sum_{k=0}^N a_k^N \cdot e^{-jk\omega T} \right|^2} \begin{cases} P_N : \text{puissance de sortie d'un filtre} \\ \text{prédicatif d'ordre } N \\ \{a^N\} : \text{paramètres du filtre (ordre } N) \\ W : \text{largeur de bande du processus} \end{cases}$$

La méthode du maximum d'entropie conduit à un modèle AR. Considérons le filtre purement récursif d'ordre M, qui associe à l'entrée $u[n]$ la sortie $x[n]$ définie par :

$$x_n = -A_M^T x_{n-1}^{n-M} + u_n \text{ avec } A_M = [a_{M,1}, \dots, a_{M,M}]^T \text{ et } X_{n-1}^{n-M} = [x_{n-1}, \dots, x_{n-M}]^T$$

Pour étudier les propriétés du second ordre du signal $x[n]$, on calcule le vecteur de corrélation :

$$E[x_n x_{n-1}^{n-M}] = -E[X_{n-1}^{n-M} (X_{n-1}^{n-M})^T] A_M + E[u_n X_{n-1}^{n-M}]$$

Le dernier terme de cette équation est nul parce que le vecteur X est obtenu linéairement à partir des valeurs du bruit $u[i]$ jusqu'à l'instant $i=n-1$ et que tous ces $u[i]$ sont non corrélés avec $u[n]$. On aboutit alors à l'équation normale de Yule-Walker :

$$\Omega_M \cdot A_M = -C_M \text{ avec } C_M = [c_1, \dots, c_M]^T$$

$$\text{et } \Omega_M = \begin{bmatrix} c_0 & c_1^* & \dots & c_{M-1}^* \\ c_1 & c_0 & c_1^* & \dots & c_{M-2}^* \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{M-1} & c_{M-2} & \dots & c_0 \end{bmatrix}; \quad c_i = E[x_n \cdot x_{n-i}^*] \quad 1 \leq i \leq M$$

L'idée de l'algorithme de LEVINSON consiste à résoudre la succession des problèmes normaux en trouvant une formule de récurrence sur la solution. Pour ce faire, on définit l'opérateur suivant :

$$V^{(-)} = J \cdot V^* \text{ avec } J : \text{matrice antidiagonale}$$

En appliquant cet opérateur à l'équation normale, on déduit :

$$\Omega_n \cdot A_n^{(-)} = \Omega_n \cdot J_n \cdot A_n^* = J_n \cdot \Omega_n^* \cdot A_n^* = -J_n \cdot C_n^* = -C_n^{(-)}$$

Ensuite, on partitionne les vecteurs et matrices en blocs :

$$\begin{bmatrix} \Omega_{n-1} & C_{n-1}^{(-)} \\ C_{n-1}^{(-)*} & c_0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} A_n^{(n-1)} \\ a_{n,n} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} C_{n-1} \\ c_n \end{bmatrix}$$

De la première équation du système, on déduit :

$$\Omega_{n-1} \cdot A_n^{(n-1)} + a_{n,n} \cdot C_{n-1}^{(-)} = -C_{n-1} \text{ or } A_n^{(-)} = -\Omega_n^{-1} \cdot C_n^{(-)}$$

$$\text{donc } \Omega_n^{-1} \cdot (\Omega_{n-1} \cdot A_n^{(n-1)} + a_{n,n} \cdot C_{n-1}^{(-)}) = -\Omega_n^{-1} \cdot C_n^{(-)}$$

$$\text{d'où la relation de récurrence } A_n^{(n-1)} = A_{n-1} + a_{n,n} \cdot A_{n-1}^{(-)} \quad (*)$$

La condition de LEVINSON (*) assure que $\|a_{M,M}\| \leq 1$, ce qui est suffisant pour assurer la stabilité du filtre. Une extension de l'algorithme de LEVINSON est l'approche retenue par BURG [3], qui est une procédure d'estimation sous une contrainte de moindre carré, utilisant la somme des énergies des erreurs de prédiction linéaire directe et rétrograde. Ces dernières sont données par :

$$\begin{cases} f_M(n) = x_n + \sum_{k=1}^M a_{M,k} \cdot x_{n-k} = \sum_{k=0}^M a_{M,k} \cdot x_{n-k} & n=M+1, \dots, N \\ b_M(n) = x_n + \sum_{k=1}^M a_{M,k}^* \cdot x_{n-M+k} = \sum_{k=0}^M a_{M,k}^* \cdot x_{n-M+k} \end{cases}$$

Pour garantir la stabilité du filtre, on impose aux paramètres du modèle AR de satisfaire la condition de LEVINSON (*) soit :

$$\begin{aligned} a_{m+1,k} &= a_{m,k} + \mu_{m+1} \cdot a_{m,m+1-k}^* \quad k=0, \dots, m+1 \text{ et } a_{m+1,m+1} = \mu_{m+1} \\ \text{ce qui conduit à : } & \begin{cases} f_{m+1}(n) = f_m(n) + \mu_{m+1} \cdot b_m(n-1) \quad n=m+2, \dots, N \\ b_{m+1}(n) = b_m(n-1) + \mu_{m+1}^* \cdot f_m(n) \end{cases} \end{aligned}$$

En substituant ces expressions dans la formule de la somme des énergies d'erreur (**), on cherche le μ qui minimise cette somme :

$$P_{m+1} = \frac{1}{2} (P_{f_{m+1}} + P_{b_{m+1}}) = \frac{1}{2(N-m-1)} \sum_{n=m+2}^N [|f_{m+1}(n)|^2 + |b_{m+1}(n)|^2] \quad (**)$$

$$\frac{\partial P_{m+1}}{\partial \mu_{m+1}} = 0 \Rightarrow \mu_{m+1} = \frac{-2 \sum_{n=m+2}^N f_m(n) b_m^*(n-1)}{\sum_{n=m+2}^N [|f_m(n)|^2 + |b_m(n-1)|^2]}$$

remarque : $\frac{\partial E}{\partial \mu} = \frac{\partial E}{\partial \text{Re}[\mu]} + j \frac{\partial E}{\partial \text{Im}[\mu]}$

Appliqué aux données radar, il faut pour discriminer la signature spectrale du fouillis de celle des cibles pouvoir moyenner spatialement sur plusieurs cases de résolution et sur plusieurs azimuts (rafales) car le fouillis se différencie des cibles par une corrélation spatio-doppler étendue. Un segment de données radar est défini comme un ensemble de récurrences cohérentes en doppler provenant d'une même cellule de résolution du radar. Une corrélation spatiale des données implique l'utilisation de segments de données provenant de cellules de résolution adjacentes. La difficulté dans la combinaison de ces segments de données réside dans la discontinuité temporelle entre les différents segments. A cause de cette discontinuité, les échantillons ne peuvent pas être simplement recombinaés pour donner une unique chaîne de données prise comme signal d'entrée pour l'algorithme de BURG. Pour résoudre ce problème, HAYKIN [4] a proposé l'utilisation d'une version multisegment de l'algorithme de BURG. Cela consiste à modifier l'algorithme de BURG pour qu'il opère parallèlement de façon individuelle sur les segments à chaque étage du filtre en treillis. On effectue alors la procédure d'estimation du coefficient de réflexion sous une contrainte de moindre carré sur la moyenne des énergies des erreurs de prédiction sur l'ensemble des segments. Le coefficient est ensuite réinjecté dans les filtres. Supposons, accessibles pour l'analyse, I segments disjoints d'échantillons :

$$x_{n,i} \text{ avec } i=1, \dots, I \text{ et } N = \sum_{i=1}^I N_i$$

De façon analogue, on définit I filtres treillis :

$$\begin{cases} f_{m+1,i}(n) = f_{m,i}(n) + \mu_{m+1} \cdot b_{m,i}(n-1) \\ b_{m+1,i}(n) = b_{m,i}(n-1) + \mu_{m+1}^* \cdot f_{m,i}(n) \end{cases}$$

avec $n=m+2, m+3, \dots, N_i$; $i=1, 2, \dots, I$; $m=0, 1, \dots, M-1$

La moyenne spatio-arithmétique sur les I segments donne :

$$P_{m+1} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I P_{m+1,i} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \frac{1}{2(N_i-m-1)} \sum_{n=m+2}^N [|f_{m+1,i}(n)|^2 + |b_{m+1,i}(n)|^2]$$

En substituant dans la formule de P_{m+1} , les expressions des erreurs de prédiction directe et rétrograde, on obtient une nouvelle estimation du coefficient de réflexion qui est une moyenne spatio-temporelle des

données, qui tient compte de leur discontinuité.

$$\frac{\partial P_{m+1}}{\partial \mu_{m+1}} = 0 \Rightarrow \mu_{m+1} = \frac{-2 \sum_{i=1}^I \sum_{n=m+2}^{N_i} f_{m,i}(n) b_{m,i}^*(n-1)}{\sum_{i=1}^I \sum_{n=m+2}^{N_i} [|f_{m,i}(n)|^2 + |b_{m,i}(n-1)|^2]}$$
 avec $m=0, \dots, M-1$

Il faut remarquer que l'algorithme de BURG présente deux inconvénients, qui sont d'une part la possibilité de biais en fréquence par rapport aux positions attendues des raies dans le spectre et d'autre part l'apparition de phénomènes de dédoublement de raies spectrales dans certaines conditions d'analyse. La condition de LEVINSON (*) est la responsable principale de ces limites d'utilisation de l'algorithme de BURG, mais elle assure, à contrario, une grande rapidité de calcul et la stabilité du filtre. Ces propriétés sont rarement réunies dans les méthodes d'estimation qui écartent cette contrainte. Pour s'affranchir de ces problèmes, la version multisegment, qui en corrélant spatialement les données augmente la longueur de l'échantillon, constitue une première solution. L'autre solution, complémentaire de celle-ci, consiste en une pondération adaptative des données lors de l'estimation du coefficient de réflexion. Cette méthode s'inscrit dans les procédures d'estimation de μ qui assurent un fenêtrage des énergies résiduelles d'erreur de prédiction. Ces méthodes ont l'avantage de conserver la stabilité du filtre et la complexité de calcul :

Cas général :
$$\mu_{m+1} = \frac{-2 \sum_{n=m+2}^N w_m(n) \sum_{i=1}^I f_{m,i}(n) \cdot b_{m,i}^*(n-1)}{\sum_{n=m+2}^N w_m(n) \sum_{i=1}^I [|f_{m,i}(n)|^2 + |b_{m,i}(n-1)|^2]}$$

. Méthode avec une fenêtre de Hanning :

$$w_m(n) = 0.54 - 0.46 \cdot \cos\left(\frac{2\pi(n-m-2)}{N-m-1} + \frac{\pi}{N-m-1}\right) \quad n=m+2, \dots, N$$

. Méthode avec une fenêtre parabolique :

$$w_m(n) = \frac{6 \cdot (n-m-1) \cdot (N-n+1)}{(N-m) \cdot (N-m+1) \cdot (N-m+2)} \quad n=m+2, \dots, N$$

La première méthode permet une réduction des biais des raies spectrales et la seconde, pour des résultats similaires, se base sur un minimum de la moyenne des variances des fréquences. La méthode, proposée dans notre étude, est une extension au cas multisegment de l'algorithme proposé par HELME et NIKIAS [5], qui est basé sur la minimisation directe de la mesure pondérée adaptative des résidus d'erreur de prédiction directe et rétrograde. Le processus AR d'ordre M, pour I segments est décrit par l'équation :

$$x_{n,i} + \sum_{m=1}^M a_{m,i} \cdot x_{n-m,i} = u_{n,i} \quad \text{pour } i=1, \dots, I$$

les $u_{n,i}$ sont des bruits blancs gaussiens de moyenne nulle avec :

$$E[u_{n,i}^2] = \sigma^2 \quad \text{et} \quad E[u_{n,i} \cdot x_{m,i}] = 0 \quad \text{pour } m < n \quad \text{et} \quad \forall i$$

Etant donné les échantillons $\{x_{n,i}\}$, $n=1, \dots, N$ et $i=1, \dots, I$ d'un processus AR gaussien d'ordre M, les erreurs de prédiction linéaire directe et rétrograde sont définies comme suit :

$$\begin{cases} f_{p,i}(n) = \sum_{k=0}^p a_{p,k} \cdot x_{n-k,i} & \text{pour } i=1, \dots, I; \quad n=1, \dots, N-p \\ b_{p,i}(n) = \sum_{k=0}^p a_{p,k}^* \cdot x_{n-p+k,i} & \text{et } p=1, \dots, M \end{cases}$$

sous les contraintes :
$$\begin{cases} C_{p,i}^f(n, m) = E[f_{p,i}(n) \cdot x_{m,i}^*] = 0 & \text{pour } m < n \\ C_{p,i}^b(n, m) = E[b_{p,i}(n) \cdot x_{m,i}^*] = 0 & \text{pour } m > n-p \end{cases}$$

En multipliant par $x_{m,i}^*$, et en prenant l'espérance :

$$\begin{cases} C_{p,i}^f(n, m) = \sum_{k=0}^p a_{p,k} \cdot r_i(n-k-m) & \text{pour } m < n \\ C_{p,i}^b(n, m) = \sum_{k=0}^p a_{p,k}^* \cdot r_i(n-p+k-m) & \text{pour } m > n-p \end{cases}$$

En imposant la contrainte de LEVINSON (*), on obtient une nouvelle structure de filtres basés sur les covariances des erreurs :

$$\begin{cases} C_{p+1}^f(n, m) = C_p^f(n, m) + \mu_{p+1} \cdot C_p^b(n-1, m) \\ C_{p+1}^b(n, m) = C_p^f(n-1, m) + \mu_{p+1}^* \cdot C_p^f(n, m) \end{cases}$$

La puissance des covariances des erreurs de prédiction linéaire directe et rétrograde est minimisée par rapport à μ , soit :

$$\text{Min}_{\mu_{p+1}} \sum_{i=1}^I \sum_{n=p+2}^N \sum_{m=n-p}^{n-1} [|C_{p+1,i}^f(n, m)|^2 + |C_{p+1,i}^b(n, m)|^2]$$

avec les contraintes de récurrences sur les C, il est facile de montrer par dérivation par rapport à μ que (***) :

$$\mu_{m+1} = \frac{-2 \sum_{i=1}^I \sum_{n=m+2}^N w_{m,i}(n) \cdot f_{m,i}(n) \cdot b_{m,i}^*(n-1)}{\sum_{i=1}^I \sum_{n=m+2}^N w_{m,i}(n) \cdot [|f_{m,i}(n)|^2 + |b_{m,i}(n-1)|^2]}$$
 avec $w_{m,i} = \sum_{k=n-m}^{n-1} k_{k,i}^2$

Si on résume ce que l'on vient d'énoncer, l'algorithme que nous emploierons dans la suite sera celui du maximum d'entropie multisegments à pondération adaptative des résidus d'erreur de prédiction :

. Définition de I segments de N échantillons contigus au segment de la case distance à analyser, puis :

- Initialisation :
$$\begin{cases} f_{0,i}(n) = b_{0,i}(n) = x_{n,i} & \text{pour } n=1, \dots, N \quad \text{et } i=1, \dots, I \\ P_0 = \frac{1}{N \cdot I} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N x_{n,i} \cdot x_{n,i}^* & \text{et } a_{0,0} = 1 \end{cases}$$

- Etape m :

$$\begin{cases} f_{m,i}(n), b_{m,i}(n), \{a_{m,k}\}_{k=0, \dots, m+1} \text{ et } P_m \text{ connus } (i=1, \dots, I) \\ \mu_{m+1} \text{ calculé par la relation (***)} \\ P_{m+1} = [1 - |\mu_{m+1}|^2] \cdot P_m \\ A_{m+1} \text{ calculé par la récurrence de LEVINSON (*)} \\ \begin{cases} f_{m+1,i}(n) = f_{m,i}(n) + \mu_{m+1} \cdot b_{m,i}(n-1) \\ b_{m+1,i}(n) = b_{m,i}(n-1) + \mu_{m+1}^* \cdot f_{m,i}(n) \end{cases} & n=m+2, \dots, N \quad \text{et } i=1, \dots, I \end{cases}$$

Calcul du spectre (étape M : ordre du modèle) :

$$S_X(p) = \frac{P_M}{2W \cdot \left| \sum_{k=0}^M a_{M,k} \cdot e^{-j2\pi kp} \right|^2} \quad -\frac{1}{2} < p \leq \frac{1}{2}$$

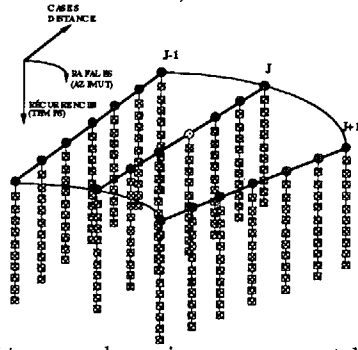
Dans la méthode d'estimation spectrale haute résolution de Burg, le choix de l'ordre du processus AR sous-jacent est un problème crucial, qui a des conséquences directes sur la résolution de l'analyse spectrale (un ordre faible livrera un estimateur lissé alors qu'un ordre trop important induira des artefacts dans la solution). De nombreux critères ont été proposés pour estimer pratiquement cet ordre. On peut citer parmi les critères les plus utilisés : les critères basés sur l'énergie de l'erreur de prédiction (critère de Akaike, de Hannan, de Rissanen), les critères basés sur la blancheur du résidu (test statistique de portman-teau, la mesure de l'aplatissement du spectre). Un critère plus performant a été proposé récemment par B. LUMEAU et J.F. BERCHER. Ce critère est basé sur l'optimisation d'un compromis entre un terme de biais et un terme de variance afin de déterminer l'ordre optimal au sens de ce compromis. Dans notre application l'ordre du modèle (fouillis + cible) a été déterminé empiriquement en fonction des résultats obtenus sur des fichiers enregistrés de cas réels, sachant qu'une détermination adaptative de l'ordre est possible.

3. FILTRAGE SPATIO-DOPPLER

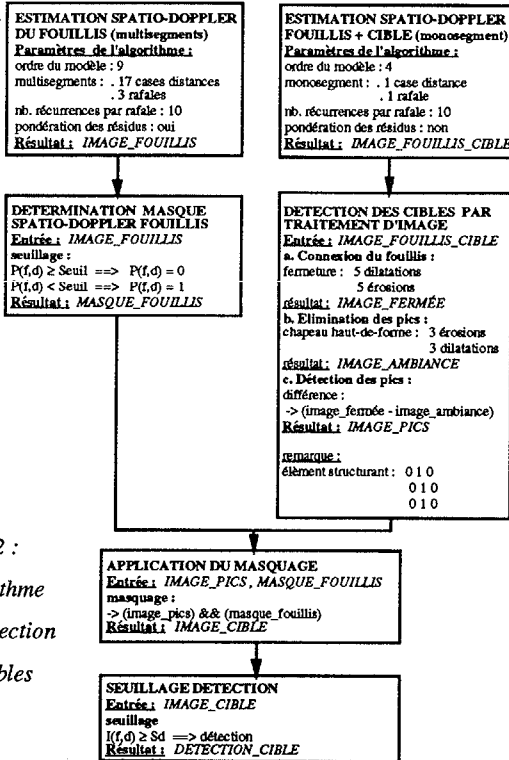
Le filtrage spatio-doppler se décompose en deux étapes : l'estimation spatio-doppler du fouillis, sur laquelle est calculé un masque et l'estimation spatio-doppler fine du fouillis et des cibles sur laquelle, on localise les cibles. Le masque sert à éliminer les fausses détections. Sous l'hypothèse que le fouillis de chaff possède une corrélation spatiale plus grande que celle de la cible, l'estimation spatio-doppler du fouillis est effectuée grâce à la version multisegment de l'algorithme (cf. sch. 1); ce qui correspond à une moyenne sur les cases distances et

les rafales dans le voisinage du point considéré (la cible est noyée dans le fouillis, et l'estimation du fouillis est lissée).

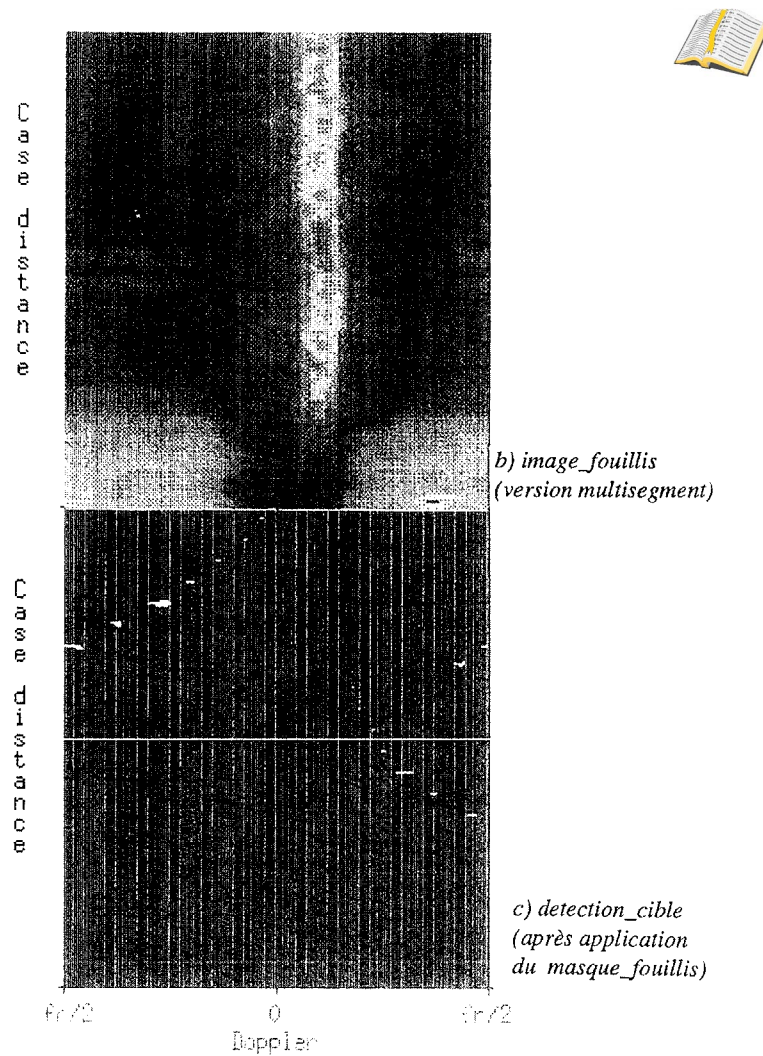
Sch. 1 : structure des données



La localisation des cibles est obtenue par la version monosegment de l'algorithme, qui opère case distance par case distance. L'estimation spatio-doppler monosegment est traitée par traitement d'image (morphologie mathématique) pour en isoler les pics correspondant aux cibles, après avoir connecté par des opérateurs morphologiques la zone du fouillis. Les fausses détections, provenant d'une possible mauvaise connexion du fouillis, sont éliminées par application du masque spatio-doppler de la zone brouillée, obtenu par la version multisegment (cf. sch.2).



Sch. 2 : algorithme de détection des cibles



4. CONCLUSION

Cette méthode de filtrage spatio-doppler permet d'augmenter de façon significative la résolution doppler de la détection. S. L. Marple a montré que la résolution doppler relative de la méthode AR est donnée exactement par :

$$R_{AR} = \frac{1.03}{N \cdot \left[\left(\frac{S}{B} \right) \cdot (N+1) \right]^{0.31}}$$

$\left\{ \begin{array}{l} R_{AR} : \text{résolution doppler relative} \\ N : \text{ordre du modèle} \\ \left(\frac{S}{B} \right) : \text{rapport signal sur bruit, en linéaire pour une raie pure} \end{array} \right.$

Par exemple, pour un (S/B) de 30 dB et notre modèle d'ordre 4, on obtient une résolution relative de (0.018), soit la résolution équivalente à une FFT64, bien que seulement 5 récurrences par rafales soient nécessaires pour le calcul du spectre (comparées aux 64 de la FFT). Les performances de l'algorithme proviennent également de la prise en compte des corrélations spatiales du fouillis, qui permettent de différencier cibles et perturbations, et d'abaisser ainsi les fausses alarmes de détection, provenant de la zone doppler brouillée par le chaff.

5. REFERENCES

- [1] A. PAPOULIS, "Maximum entropy and spectral estimation : a review", IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, ASSP-29, n°6, pp1176-1186, Decembre 1981
- [2] B. PICINBONO et M. BARRET, "Nouvelle présentation de la méthode du maximum d'entropie", Traitement du Signal, vol. 7, n°2, pp.153-158, 1990
- [3] J.P. BURG, "Maximum entropy spectral analysis", 37 th Annual Inter. Meeting, soc. of Explor. Geophys., Oklahoma city, OK, Oct. 31, 1967
- [4] S. HAYKIN, B. W. CURRIE et S.B. KESLER, " Maximum entropy spectral analysis of radar clutter", Proceedings of the IEEE, vol. 70, n°9, pp. 953-962, Sept. 1982
- [5] B.I. HELME et C.L. NIKIAS, "Improved spectrum performance via a data-adaptive weighted Burg technique", IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, ASSP-33, n°4, Aout 1985

Données :

- 1 cible enregistrée
- 14 cibles simulées (dopplers différents)
- chaff enregistré

