

Méthodes de Traitement d'Antenne pour la caractérisation d'objets en mouvement à partir d'une séquence d'images.

S. BOURENNANE¹, A. BENDJAMA²

¹Institut Fresnel – CNRS/UMR 6133 - ENSPM
D. U. de Saint-Jérôme 13397 Marseille cedex 20

²SPE– CNRS/UMR 6134 - Université de Corse
Quartier Grossetti 20250 Corté

email : salah.bourennane@fresnel.fr

Résumé - Au cours de ces dernières années, un certain nombre de méthodes déterministes ou statistiques ont été proposées pour caractériser des droites à partir d'une séquence d'images. En général, les performances de ces méthodes se dégradent en présence d'un bruit ou de pixels isolés et surtout en présence de droites de pentes très voisines. Dans cette étude, nous utilisons les méthodes de traitement d'antenne pour améliorer le pouvoir séparateur afin d'identifier au mieux des droites de pentes voisines. Nous proposons aussi une extension de ces méthodes pour estimer les paramètres cinématiques (coordonnées et vitesses) des objets en mouvement. Cette extension est possible dans le cas où les paramètres cinématiques varient lentement au cours du temps.

Abstract - During the last years, several methods have been proposed to characterize lines from a sequence of images. Yet, their performance generally deteriorate in the case when isolated pixels exist particularly in the presence of close slopes lines. In this study, we use array processing methods to improve the resolution so as to obtain a better identification of the neighboring lines. In addition, we propose to extend these methods to estimate the parameters (coordinates and celerities) of moving targets from a sequence of images. This extension is developed in the case of the parameters vary slowly during time.

1. Introduction

La caractérisation de lignes ou de contours d'objets à partir d'une image est un problème largement étudié ces dernières années[1]. Ce type de problème est rencontré, par exemple, lors du dépistage de voies en robotique, de mesure de la largeur des pistes en microélectronique et d'une façon générale dans l'analyse des images aériennes. L'image est supposée contenir un nombre fini de droites caractérisées par des pixels de valeur '1' symbolisés par des points noirs sur un fond blanc correspondant aux pixels de valeur '0'. La détection et la localisation de ces lignes est l'un des principaux objectifs du traitement d'images. Au cours de ces dernières années, un certain nombre de méthodes algébriques ont été proposées. En général, leurs performances se dégradent s'il y a des pixels isolés et surtout en présence de droites de pentes très proches ou qui se croisent. Récemment pour améliorer le pouvoir séparateur, les méthodes de traitement d'antenne[2] ont été utilisées pour caractériser des droites à partir d'une séquence d'images. Dans cette étude, dans un premier temps nous adaptons les méthodes de traitement d'antenne dites à haute résolution au problème d'estimation de pentes de droites puis au problème d'estimation de paramètres cinématiques (coordonnées et vitesses) des objets en mouvement à partir d'une séquence d'images. Dans ce dernier cas nous

supposons que les paramètres à estimer varient lentement au cours d'une séquence.

Nous établissons un algorithme de poursuite de ces paramètres caractéristiques de plusieurs objets en mouvement. Les méthodes haute résolution exploitent les propriétés algébriques des matrices de covariance des signaux reçus sur l'antenne. Ces matrices sont estimées à partir d'un certain nombre de réalisations indépendantes. Pour estimer la matrice de covariance, dans cette étude, nous avons remplacé les moyennes temporelles utilisées en traitement d'antenne par des moyennes spatiales. De la même façon qu'en traitement d'antenne où les azimuts et les puissances des sources sont estimés, nous appliquons ces méthodes pour estimer les vitesses et les décalages ou offsets (coordonnées à l'origine) des objets. La poursuite est réalisée à l'aide du filtre de Kalman combiné à l'algorithme de Prony-Lanczos pour estimer le sous-espace signal défini par les vecteurs propres dominants de la matrice de covariance, et à l'algorithme de Newton pour estimer les nouvelles pentes ou vitesses.

Dans la suite, une fois que l'on a décrit la méthode utilisée pour obtenir les signaux à partir des images ainsi que la méthode d'estimation de leur matrice de covariance, nous présenterons les différentes étapes du filtre de Kalman permettant la poursuite. Enfin, nous donnerons les résultats obtenus en appliquant les

différents algorithmes à des séquences d'images simulées.

2. Séquence d'images : signaux

Dans le cadre de la recherche des pentes de droites une seule image est suffisante pour réaliser leur estimation. Dans le cas de la caractérisation de vitesses d'objets une séquence d'images est nécessaire. Cette séquence doit être constituée d'un nombre d'images supérieur au nombre d'objets en mouvement.

Soit $I(x, y, b)$ l'image ($M \times M$) enregistrée et définie dans le plan euclidien (X, Y) à l'instant $t = bT$. Nous considérons que $I(x, y, b)$ est composée de P objets en mouvement et d'un bruit additif. A partir d'une séquence de N images correspondant à une durée totale NT ($b = 0, \dots, N-1$), nous réalisons deux images issues de la concaténation des signaux mono-dimensionnels obtenus par projection des N images initiales (après soustraction entre deux images successives pour éliminer le contenu fixe de l'image) suivant l'axe X et l'axe Y . Soient $I_y(X, Y)$ et $I_x(X, Y)$ les images obtenues. Les différentes positions occupées par les objets tout au long de la séquence seront décrites par des trajectoires rectilignes, dans le cas de mouvement rectiligne uniforme, et leurs pentes sont directement liées à la vitesse. Nous pouvons donc appliquer les mêmes algorithmes utilisés pour l'estimation des pentes de droites. Enfin dans le cas où nous nous intéressons à des objets en mouvement avec des vitesses variables au cours du temps. Nous décomposons l'ensemble des images en séquence d'images de durée inférieure à la durée de variations des paramètres.

Soient $I_y(X, Y, k)$ et $I_x(X, Y, k)$ les images obtenues de la séquence k . En supposant que la durée des variations des paramètres cinématiques est supérieure à celle de la séquence d'images utilisée et en adoptant que les pixels '1' constituent les supports des objets après projection appelés "pixels utiles", alors que les pixels '0' sont associés au fond de l'image. Ceci conduit donc à un modèle où la position de l'objet tout au long de la séquence décrira dans chacune des images $I_y(X, Y, k)$ et $I_x(X, Y, k)$ une droite dont la pente est directement liée à la vitesse de l'objet. Ce qui s'identifie exactement au problème de la localisation de sources à partir des signaux reçus sur une antenne où le nombre de capteurs est remplacé par le nombre N d'images contenues dans la séquence et le nombre de sources par le nombre P d'objets.

En considérant les N lignes de la matrice-image comme les N sorties d'un réseau rectiligne de N capteurs équidistants disposé le long de l'axe des ordonnées (Y). Le signal issu de chaque capteur peut donc être considéré comme étant constitué de l'ensemble des pixels appartenant à la ligne correspondante dans la matrice. En adoptant la propagation à paramètre constant le long de

l'axe considéré. On peut définir, en utilisant la notation matricielle, le vecteur d'observation à l'instant $t = k T_s$ où T_s est la durée de la séquence :

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{A}(\theta(k)) \mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k), \quad k=1, \dots, K;$$

où $\theta(k)$ est le vecteur ($P \times 1$) des pentes des différentes droites ($v_{px}(k) = \tan(\theta_p(k))$) ou $v_{py} = \tan(\theta_p(k))$ et $\mathbf{s}(k)$ contient les offsets (x_{0p}, y_{0p} $p = 1, \dots, P$) des différentes droites à l'instant k .

3. Estimation de la matrice de covariance

En général, les algorithmes dits à haute résolution exploitent les propriétés algébriques de la matrice de covariance des signaux pour estimer les composantes de $\theta(k)$. Cette dernière est estimée à partir d'un certain nombre (grand) de réalisations. Dans le problème que nous traitons le vecteur d'observation ne dépend pas du temps et par conséquent de nouveaux estimateurs de la matrice de covariance doivent être développés. Nous proposons d'effectuer à la place la moyenne temporelle utilisée en traitement d'antenne des moyennes spatiales afin d'estimer la matrice de covariance. De plus afin de moyenner suffisamment pour garantir une meilleure estimation nous utilisons des moyennes spatiales glissantes directes et rétrogrades. Cette méthode est souvent employée en traitement d'antenne pour décorréler des sources. Elle est dénommée le lissage spatial [2].

4. Estimation des paramètres : Méthodes haute résolution

Les éléments propres de la matrice de covariance sont, en général, utilisés pour caractériser les sources par les techniques haute résolution.

Les valeurs propres sont utilisées pour détecter ou estimer le nombre de sources. Pour cela, des critères de détection tels que AIC et MDL peuvent être appliqués.

Les vecteurs propres sont répartis en deux sous-espaces complémentaires : sous-espace signal et sous-espace bruit. La propriété d'orthogonalité qui existe entre les deux sous-espaces est la base de la localisation.

Dans cette étude nous appliquons les mêmes techniques pour détecter et estimer les pentes des P droites à partir des signaux issus des séquences d'images comme décrit précédemment.

Pour localiser des sources de nombreux algorithmes sont proposés dans la littérature [2]. Dans cette étude nous avons appliqué les méthodes : MUSIC, Propagateur, Norme minimale, Capon et Formation de voies pour comparer leur pouvoir séparateur puis nous avons retenu l'algorithme MUSIC dans le reste de l'étude. En effet, cet algorithme semble peu sensible au paramètre de propagation utilisé pour créer les données.

5. Filtre de Kalman : poursuite

Dans cette section nous nous intéressons à l'estimation des différents paramètres caractéristiques ($\theta(k)$ et $\mathbf{s}(k)$). Cette estimation est réalisée au fur et à mesure que les images sont enregistrées. Un tel problème est analogue à celui de la poursuite de cibles. Pour réaliser cette poursuite nous utilisons le filtre de Kalman.

Soit

$$\mathbf{x}_p(k) = [\theta_p(k), \dot{\theta}_p(k), \ddot{\theta}_p(k)]^T$$

vecteur contenant la pente, la vitesse de variations et l'accélération à l'instant k qui sont des caractéristiques du p -ième objet ($p=1, \dots, P$).

En introduisant, le modèle du vecteur d'état et du vecteur d'observation à l'instant k , les équations du vecteur d'état et des mesures associées à la p -ième droite sont :

$$\mathbf{x}_p(k+1) = \mathbf{B} \mathbf{x}_p(k) + \mathbf{u}_p(k),$$

$$\text{avec } \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & Ts & 1/2T^2_s \\ 0 & 1 & Ts \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\theta}_p(k) = \mathbf{m} \mathbf{x}_p(k) + v_p(k), \quad \text{avec } \mathbf{m} = [1 \ 0 \ 0]$$

où $\mathbf{u}_p(k)$ est un bruit de matrice de covariance $\mathbf{W}_p(k)$ et $v_p(k)$ est l'erreur d'estimation de variance $\sigma_p^2(k)$.

Nous résumons ci-dessous l'algorithme de poursuite qui se déroule en quatre étapes :

1) Prédiction des valeurs des pentes ($p=1, \dots, P$) en utilisant $\hat{\mathbf{x}}_p(k/k)$ disponible à l'instant kT_s , soit

$\hat{\mathbf{x}}_p(k+1/k)$ la prédiction du vecteur d'état :

$\hat{\mathbf{x}}_p(k+1/k) = \mathbf{B} \hat{\mathbf{x}}_p(k/k)$ et sa matrice de covariance s'écrit :

$$\Gamma_p(k+1/k) = \mathbf{B} \Gamma_p(k/k) \mathbf{B}^T + \mathbf{W}_p(k)$$

2) Obtention du sous-espace signal $\mathbf{V}_s(k+1)$ en utilisant la nouvelle image issue de la séquence $(k+1)$. Puis construction du projecteur sur le sous-espace bruit $\mathbf{V}_B(k+1) = \mathbf{I} - \mathbf{V}_s(k+1) \mathbf{V}_s^+(k+1)$.

3) Estimation des pentes en utilisant l'algorithme de Newton initialisé avec les valeurs des pentes prédites

$\hat{\theta}_p(k+1/k)$ et le sous-espace bruit $\mathbf{V}_B(k+1)$:

$$\hat{\theta}_p(k+1) = \hat{\theta}_p(k+1/k) - \frac{Re(\hat{\mathbf{a}}^+(\theta) \mathbf{V}_B(k+1) \mathbf{a}(\theta))}{\hat{\mathbf{a}}^+(\theta) \mathbf{V}_B(k+1) \hat{\mathbf{a}}(\theta)} \Bigg|_{\theta = \hat{\theta}_p(k+1/k)}$$

4) Estimation de l'innovation (erreurs) :

$$\delta \hat{\theta}_p(k+1) = \hat{\theta}_p(k+1) - \hat{\theta}_p(k+1/k) \quad p=1, \dots, P$$

de valeur moyenne nulle et de variance :

$$\mathbf{m} \Gamma_p(k+1/k) \mathbf{m}^T + \sigma_p^2(k+1),$$

en utilisant les équations de l'algorithme de Kalman on obtient :

$$\hat{\mathbf{x}}_p(k+1/k+1) = \hat{\mathbf{x}}_p(k+1/k) + \mathbf{K}_p(k+1) \delta \hat{\theta}_p(k+1)$$

$$\Gamma_p(k+1/k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_p(k+1) \mathbf{m}] \Gamma_p(k+1/k)$$

où \mathbf{I} est la matrice identité et la matrice \mathbf{K}_p est le gain de Kalman donné par :

$$\mathbf{K}_p(k+1) = \Gamma_p(k+1/k) \mathbf{m}^T \left[\mathbf{m} \Gamma_p(k+1/k) \mathbf{m}^T + \sigma_p^2(k+1) \right]^{-1}$$

Après avoir décrit l'algorithme de poursuite des estimés des différentes pentes ou vitesses de déplacement des objets, le vecteur des offsets $\mathbf{s}(k)$ peut être estimé par :

$$\hat{\mathbf{s}}(k) = (\mathbf{A}^+(\theta(k)) \mathbf{A}(\theta(k)))^{-1} \mathbf{A}^+(\theta(k)) \mathbf{r}(k)$$

Ce qui conduit à l'estimation des coordonnées à l'origine (offsets) de l'image issue de la séquence k et en tenant compte des vitesses estimées on en déduit dans chaque image de la séquence traitée les positions occupées par les différents objets tout au long de cette séquence.

6. Applications

6.1. Estimation des pentes :

Nous avons simulé une image (50x200) composée de deux droites de pentes très voisines d'offsets 30 et 40, et en présence d'un bruit (figure 1). Les pentes utilisées sont équivalentes à 45° et 63.4° . La matrice de covariance est estimée à partir de 40 sous-réseaux. Nous avons appliqué les différentes méthodes d'analyse spatiale pour estimer les pentes de ces droites. Les résultats obtenus sont représentés (figure 2). Nous constatons que toutes les méthodes appliquées à l'exception de la formation de voies ont pu estimer les

deux pentes (45° et 63.5°). La faible résolution de la formation de voies n'a pas permis de les séparer. Le nombre de droites est détecté par le critère MDL qui a conduit à la présence de deux droites. Les valeurs d'offsets estimées sont de 31 et 40. Les résultats obtenus sur de nombreuses simulations ont montré que les méthodes du traitement d'antenne sont bien adaptées à ce genre de problème.

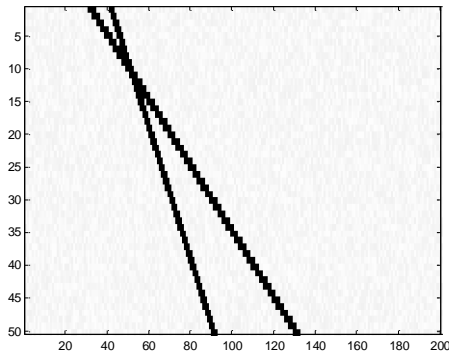


FIG.1 : Droites en présence de bruit

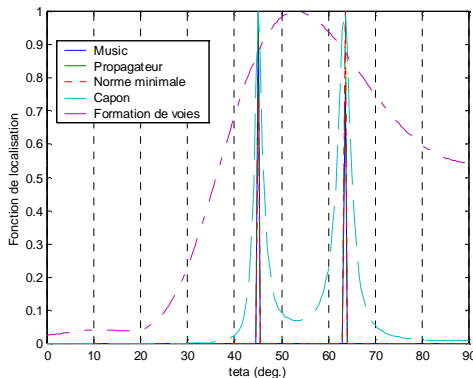


FIG.2 : Localisation

6.2 Estimation des vitesses

Nous avons simulé une séquence de 100 images où deux objets sont animés de mouvements uniformes :

- avec des vitesses opposées (croisement de leurs trajectoires). En utilisant les données issues de la séquence, dans le cas d'une vitesse de 1pixel/image la méthode de MUSIC a fourni une estimation sans biais.
- avec des vitesses identiques et des offsets de mêmes signes ce qui correspond à deux droites parallèles. Avec une vitesse de 1pixel/image nous avons constaté que le nombre de moyenne utilisé pour estimer la matrice de covariance joue un rôle important. Un nombre élevé conduit à une meilleure estimation.

Signalons que ce deuxième cas est équivalent au problème de la localisation de sources totalement corrélées en traitement d'antenne.

6.3. Poursuite

Dans cette partie nous avons appliqué l'algorithme de Kalman pour réaliser l'estimation des vitesses au cours du temps. Deux objets animés de mouvement quelconques ont été simulés. Chaque séquence est composée de 20 images (200×200). Nous avons étudié 100 séquences consécutives. Les valeurs des vitesses estimées sont données (figure 3). Dans tous les cas étudiés l'erreur d'estimation n'a pas dépassé un pixel.

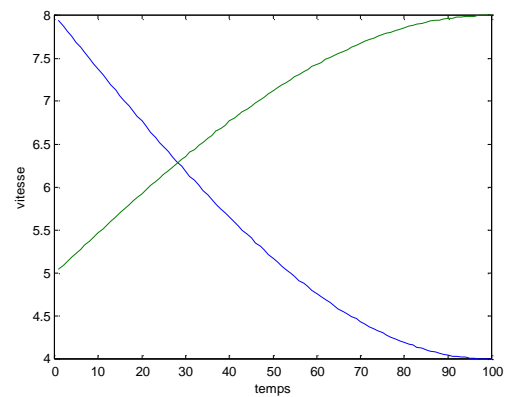


FIG.3 : Estimation des vitesses sur 100 séquences ;

7. Conclusion

Cette étude qui traite de la détection et de l'estimation de vitesses d'objets en mouvement à partir de séquences d'images a permis de montrer que les algorithmes d'analyse spatiale haute résolution sont parfaitement adaptés à ce genre de problème. Les résultats obtenus ont montré que ces méthodes peuvent améliorer certains algorithmes du traitement d'images. Nous avons montré les similitudes qui existent entre de nombreux problèmes du traitement d'antenne et du traitement d'images.

Références

- [1] M. Frikel and S. Bourenane, High-resolution methods without eigendecomposition for locating the acoustic sources. Appl. Acou., vol.52, n°2, october 1997.
- [2] R. O. Duda and P. E. Hart. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. Comm. of the ACM, vol. 15, no. 1, pp. 11-15, Jan. 1972.