

Estimation récursive-itérative du mouvement apparent dans une séquence d'images

Recursive-iterative estimation of displacement vector
in a sequence of images



Georges TZIRITAS

Laboratoire des Signaux et Systèmes (CNRS, UM 0014), ES Électricité, plateau du Moulon, 91192 GIF-SUR-YVETTE CEDEX.

Ingénieur, Institut Polytechnique d'Athènes, 1977. DEA, Traitement du Signal, ENSIEG, 1978. Thèse Docteur-Ingénieur, INPG, 1981 « Communications dans un canal aléatoire dispersif ». Thèse Docteur ès Sciences, 1985 « Contribution à l'étude des tests d'hypothèses concernant l'opérateur covariance d'un processus gaussien ». Chercheur CNRS depuis 1982; activités de recherche en analyse du mouvement dans une séquence d'images et en codage adaptatif d'image.

RÉSUMÉ

Nous présentons un estimateur du vecteur bidimensionnel de vitesse utilisant l'approche différentielle. L'estimateur comprend trois modules : un prédicteur ou estimateur *a priori* de type récursif, un détecteur de discontinuités et un estimateur *a posteriori* de type itératif. Cet estimateur est conçu de manière à pouvoir être utilisé en codage prédictif avec compensation du mouvement. Cet article contribue à la modélisation de l'estimation *a priori*, ainsi qu'à l'amélioration *a posteriori* de l'estimation par itérations successives. L'évaluation de la performance est effectuée sur une séquence d'images TV normalisée (COST 211 bis).

MOTS CLÉS

Estimation du mouvement, compensation du mouvement, codage inter-image adaptatif.

SUMMARY

In this paper we present an estimator of the 2D displacement vector based on the differential approach. The estimator is composed of three parts: a predictor or a priori estimator, which is recursive, a discontinuity detector and an a posteriori estimator, which is iterative. The proposed estimator can be used for the predictive coding of images using motion compensation. This paper contributes in the modelization of the a priori estimation problem, as well as in the a posteriori improvement of the estimation by successive iterations. The performance evaluation is effected on a normalized sequence of TV images (COST211 bis).

KEY WORDS

Displacement estimation, motion compensation, adaptive inter-image coding.

1. Introduction

L'estimation du mouvement à partir d'une séquence d'images d'intensité lumineuse suscite un vif intérêt dans plusieurs domaines d'application, l'analyse de scènes et le codage d'images étant les principaux.

H. G. Musmann, P. Pirsch et H.-J. Grallert, dans un article de synthèse sur le codage d'images [5], consacrent une place importante à l'estimation du mouvement en vue de réaliser un codage prédictif ou par transformée avec compensation du mouvement, ou une interpolation d'images adaptée au déplacement.

Deux approches sont utilisées pour l'estimation du mouvement dans des applications en codage d'images : l'approche différentielle et celle basée sur la mise en correspondance par blocs. Nous allons les présenter brièvement dans la suite. Toutefois nous aimerions indiquer que notre travail se situe dans l'approche différentielle.

Dans les deux approches on considère que la cause principale des changements temporels de l'intensité lumineuse est le mouvement, soit des objets présents dans la scène, soit de la caméra. On utilise donc comme critère pour l'estimation du mouvement la « distance » entre l'image présente et l'image déplacée, tenant compte du déplacement correspondant à chaque élément de l'image. Si $I(i, j, k)$ est l'intensité pour l'image d'ordre k et au point (i, j) , l'estimation s'effectue en minimisant la « distance » entre cette intensité et l'intensité de l'image déplacée $I(i-u_i, j-v_j, k-1)$, $[u_i, v_j]^T$ étant le vecteur vitesse au point (i, j) . Nous considérons pour simplifier que l'unité du temps est la période de l'échantillonnage temporel des images. (Le mélange d'indices et de vitesses est permis, parce que les indices correspondent aux coordonnées bidimensionnelles et les vitesses aux déplacements dans un intervalle égal à l'unité de temps.)

Deux remarques s'imposent sur ce qui vient d'être exposé. D'une part nous voulons souligner que l'estimation de la vitesse s'effectue en utilisant un critère sur l'intensité lumineuse et pas sur des formes géométriques, dont on observe le déplacement sur le plan image. D'autre part à chaque point on doit déterminer un vecteur vitesse à deux composantes, ce qui veut dire que le problème est indéterminé. Concernant la première remarque, une méthode pour pallier l'éventualité d'un faible contenu informationnel de l'intensité pour l'estimation du mouvement, est l'estimation conjointe du déplacement des contours, qui sont plus pertinents en tant que représentation des objets réels. Quant à la deuxième remarque, on considère que le mouvement est cohérent spatialement et de ce fait s'obtiennent des mesures redondantes, permettant de déterminer une solution unique pour le problème de l'estimation. La cohérence spatiale du déplacement sur le plan image provient de la cohésion spatiale des objets, c'est-à-dire de leur rigidité. Souvent le mouvement pris en compte est translationnel.

C'est l'hypothèse qui est faite pour les méthodes de mise en correspondance par bloc. On considère que tout un bloc dans l'image est déplacé par translation entière (en nombre d'éléments d'image). Indépendamment de la définition de la « distance » entre blocs, un problème d'optimisation discrète doit être résolu [3].

Dans l'approche différentielle, on utilise le différentiel spatial de l'image, pour minimiser une fonctionnelle quadratique de la différence avec l'image déplacée, qui est définie comme suit

$$e(u, v) = I(i, j, k) - I(i-u, j-v, k-1)$$

A. N. Netravali et J. D. Robbins [6] ont proposé un algorithme du type « gradient stochastique » pour la minimisation de l'espérance du carré de la différence ci-dessus. Cet algorithme est donné ci-après

$$(1) \begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{i-1, j} \\ v_{i-1, j} \end{bmatrix} - \varepsilon e(u, v) \times \begin{bmatrix} I_x(i-u_{i-1, j}, j-v_{i-1, j}, k-1) \\ I_y(i-u_{i-1, j}, j-v_{i-1, j}, k-1) \end{bmatrix}$$

où ε est une constante, le pas d'adaptation de l'algorithme (de l'ordre de 10^{-3}), I_x (resp. I_y) étant le gradient horizontal (resp. vertical). Si le mouvement est une translation pure sur le plan image, cet algorithme converge vers le vrai vecteur de déplacement; mais cette convergence est lente [5].

Pour accélérer la convergence de l'algorithme C. Cafforio et F. Rocca [2] ont proposé l'utilisation d'un pas d'adaptation variant suivant l'activité spatiale dans l'image. Il est donné ci-dessous

$$(2) \varepsilon' = \frac{1}{\lambda + I_x^2(i-u, j-v; k-1) + I_y^2(i-u, j-v; k-1)},$$

$$\lambda = 100,$$

Dans le même sens D. Walker et K. Rao [8] ont proposé l'utilisation du pas d'adaptation suivant

$$\varepsilon' = \frac{0,5}{I_x^2(i-u, j-v; k-1) + I_y^2(i-u, j-v; k-1)}$$

Nous présentons dans cet article un estimateur qui tient compte des contraintes du codage, mais qui reste valable dans des applications d'analyse de scènes. Nous considérons que le codage est prédictif, et que l'on transmet l'erreur de prédiction de l'intensité après compensation du mouvement. La contrainte que l'on impose à l'estimateur consiste par conséquent à utiliser uniquement les données qui sont transmises et donc connues au décodeur.

L'estimateur suit le balayage de l'image et comporte trois parties. La première partie est un estimateur *a priori* qui est purement récursif estimant le vecteur vitesse au point-image « présent » à l'aide des estimations du vecteur vitesse aux points-image voisins causalement antérieurs. Cette prédiction exprime la cohérence spatiale du déplacement. Considérons l'estimateur présenté dans (1); alors la prédiction est effectuée utilisant la vitesse au point « précédent » sur la même ligne. Nous proposons dans le paragraphe 2 un prédictif qui tient compte de trois points voisins dans les trois directions principales : horizontale, verticale et diagonale. Une matrice de covariance déterminée de manière heuristique permet de pondérer l'estimation dans les différentes directions.

La deuxième partie constitue un détecteur de discontinuités dans l'estimation du mouvement. Ces discontinuités sont soit des frontières entre objets subissant des mouvements tridimensionnels différents, soit des frontières entre différentes surfaces d'un même objet 3D rigide. Les ruptures peuvent aussi tout simplement traduire la divergence de l'algorithme d'estimation sachant que le critère de l'estimation et du test de détection est fondé sur l'erreur de prédiction de l'intensité. La troisième partie est un estimateur *a posteriori*, qui est de type itératif et consiste en un

filtre adaptatif. La figure 1 résume la structure de l'estimateur.

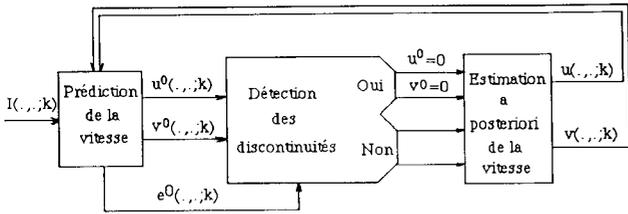


Fig. 1. — Structure de l'estimateur du mouvement.

Dans les paragraphes qui suivent nous développons chaque partie de l'estimateur séparément et dans le dernier paragraphe nous donnons les principaux résultats numériques obtenus lors de l'application de l'algorithme à la séquence d'images « voiture » (COST 211 bis).

2. Estimation a priori du vecteur vitesse

Supposons que l'on veuille estimer le vecteur vitesse au point-image $A \equiv (i, j)$ (fig. 2), i étant la coordonnée horizontale et j la verticale. Soit $[u \ v]^T$ le vecteur vitesse à ce point. Le problème est d'estimer ce vecteur connaissant la vitesse sur les points-image « passés », à savoir dans le domaine

$$\{(i-m, j) : m=1, \dots, i\} \cup \{(l, j-n) : n=1, \dots, j; \forall l\}$$

Nous nous limitons finalement à un voisinage causal constitué de trois points-image

$$\{B \equiv (i-1, j), C \equiv (i, j-1), D \equiv (i-1, j-1)\}$$

donnés dans la figure 2.

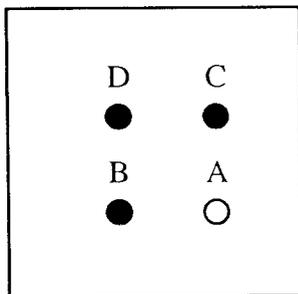


Fig. 2. — Schéma de prédiction du vecteur de déplacement.

Soit $[u_B \ v_B] = [u_{i-1, j} \ v_{i-1, j}]$ la vitesse du point B, et de même pour les points C et D. Nous supposons que le vecteur à estimer est certain, et que les vecteurs vitesse aux points voisins B, C et D sont aléatoires de moyenne $[u \ v]^T$ et de même matrice de covariance K pour les deux composantes du vecteur vitesse, ces deux composantes étant indépendantes entre elles.

L'estimation est effectuée en minimisant la forme quadratique suivante

$$(3) \quad Q_0(u, v) =$$

$$[u-u_B \ u-u_C \ u-u_D] K^{-1} [u-u_B \ u-u_C \ u-u_D]^T + [v-v_B \ v-v_C \ v-v_D] K^{-1} [v-v_B \ v-v_C \ v-v_D]^T$$

Nous pouvons écrire

$$Q_0(u, v) = (u \mathbf{1} - \mathbf{a})^T K^{-1} (u \mathbf{1} - \mathbf{a}) + (v \mathbf{1} - \mathbf{b})^T K^{-1} (v \mathbf{1} - \mathbf{b}),$$

où

$$\mathbf{1} = [1 \ 1 \ 1]^T, \quad \mathbf{a} = [u_B \ u_C \ u_D]^T$$

et

$$\mathbf{b} = [v_B \ v_C \ v_D]^T.$$

Bien que la justification du critère quadratique ci-dessus suscite peu de discussions, son application n'est pas aisée parce que la matrice K est inconnue et variant spatialement. On est alors obligé de faire un choix heuristique et de recourir à l'optimisation numérique expérimentale de certains paramètres. Avant d'exposer et de justifier notre choix, nous donnons la solution du problème de minimisation de la forme $Q_0(u, v)$. Nous obtenons la solution suivante

$$(4) \quad u^0 = \frac{\mathbf{1}^T K^{-1} \mathbf{a}}{\mathbf{1}^T K^{-1} \mathbf{1}} \quad \text{et} \quad v^0 = \frac{\mathbf{1}^T K^{-1} \mathbf{b}}{\mathbf{1}^T K^{-1} \mathbf{1}}.$$

La matrice K doit dépendre de l'intensité lumineuse et plus particulièrement du gradient de l'intensité, qui mesure les variations spatiales de l'image. Nous donnons à la variance dans une direction une valeur liée au carré du module du gradient dans cette même direction. Cela résulte de la modélisation suivante des variables aléatoires u_B, u_C et u_D .

$$u_B = u + w_1 + I_x e_1$$

$$u_C = u + w_2 + I_y e_2$$

$$u_D = u + w_3 + I_x e_1 + I_y e_2$$

où w_1, w_2, w_3, e_1 et e_2 sont des variables aléatoires centrées et indépendantes. Nous supposons que la variance de w_1, w_2 et w_3 est la même, que la variance de e_1 et e_2 est la même aussi, et en plus que leur rapport est égal à μ .

Cette hypothèse conduit à la matrice suivante à un facteur près

$$K = \begin{bmatrix} \mu + I_x^2 & 0 & I_x^2 \\ 0 & \mu + I_y^2 & I_y^2 \\ I_x^2 & I_y^2 & \mu + I_x^2 + I_y^2 \end{bmatrix}$$

Pendant le balayage de l'image $I(.,.,k)$ d'ordre k dans la séquence, on dispose du gradient spatial sur l'image précédente $I(.,.,k-1)$. Un choix possible pour le calcul du gradient apparaissant dans l'expression de la matrice K est celui du gradient au point

$$(i-1-u_{i-1, j}, j-v_{i-1, j}, k-1),$$

c'est-à-dire au point précédent au balayage. Ayant la matrice K, après son inversion et quelques approxi-

mations, nous obtenons le prédicteur suivant

$$(5) \quad u^0 = f_x u_B + f_y u_C - f_x f_y u_D$$

et de même pour v^0 , où les coefficients f_x et f_y dépendent des gradients I_x , I_y et de μ ($0 < f_x, f_y < 1$) de la manière suivante

$$(6) \quad f_x = \frac{\mu + I_y^2}{\mu + I_x^2 + I_y^2} \quad \text{et} \quad f_y = \frac{\mu + I_x^2}{\mu + I_x^2 + I_y^2}$$

Cette approximation est effectuée pour le cas le plus défavorable correspondant à un gradient spatial important, où $I_x^2 + I_y^2$ n'est pas négligeable devant μ , et avec le souci d'obtenir un filtre (5) d'inverse stable. Si $I_x^2 + I_y^2$ est faible devant μ , et si on retient les mêmes expressions (6), alors $f_x = f_y = 1$, et la relation de prédiction devient

$$u^0 = u_B + u_C - u_D$$

Cette relation est à rapprocher de la relation spatiale sur la vitesse sous l'hypothèse de projection optique orthographique et de planéité locale de la surface de l'objet tridimensionnel [7]. En effet, sous cette hypothèse la vitesse dépend localement de manière linéaire des coordonnées et ceci implique une relation spatiale comme ci-dessus.

3. Détection de discontinuités dans l'estimation du mouvement

Dans des images naturelles, il existe des mouvements rigides 3D indépendants, de sorte que le mouvement global de la scène est non rigide. Il existe aussi des frontières entre différentes surfaces 2D subissant le même mouvement rigide 3D, mais qui ont des caractéristiques très différentes, dues par exemple à leur orientation par rapport à la caméra, et de cela résulte une discontinuité du mouvement apparent dans l'image. Par ailleurs, la méthode d'estimation étant basée sur l'intensité lumineuse, de mauvais appariements risquent de se produire, et alors une réinitialisation s'impose.

La bonne estimation du vecteur vitesse nécessite la détection conjointe en ligne de ces discontinuités. Cette détection doit être basée sur l'adéquation de l'estimation *a priori* de la vitesse et par conséquent sur l'erreur de prédiction de l'intensité lumineuse. Elle doit être basée sur l'estimation *a priori*, parce que celle-ci exprime la cohérence spatiale du vecteur vitesse.

Deux approches sont possibles dans un contexte de transmission de séquences d'images. Avant leur présentation, définissons l'erreur de prédiction

$$e^0(i, j) = I(i, j; k) - I(i - u^0, j - v^0; k - 1),$$

où u^0 et v^0 sont donnés dans la formule (5).

1. On compare l'erreur de prédiction à la différence entre les deux images. Si on détecte une discontinuité, c'est-à-dire si

$$|e^0(i, j)| - |I(i, j; k) - I(i, j; k - 1)| > \text{seuil},$$

alors on transmet la différence entre les deux images au lieu de l'erreur de prédiction, ainsi que l'information qu'une discontinuité a été détectée. L'estimation *a priori* est alors remise à zéro ($u^0 = v^0 = 0$).

2. On considère un voisinage appartenant au « passé » et l'on applique le déplacement prédit. Cette opération donne l'erreur de prédiction suivante, pour un voisinage comportant les points B et C de la figure 1.

$$e^0(i, j) = \sum_{(m, n) \in \{(0, 1), (1, 0)\}} |I(i - n, j - m; k) - I(i - n - u^0, j - m - v^0; k - 1)|$$

On compare l'erreur de prédiction avec la différence entre les deux images au même voisinage. Le test est du même type que dans le cas 1, c'est-à-dire

$$e^0(i, j) - \sum_{(m, n) \in \{(0, 1), (1, 0)\}} |I(i - n, j - m; k) - I(i - n, j - m; k - 1)| > \text{seuil}.$$

Si une discontinuité est détectée, une remise à zéro de l'estimation *a priori* est effectuée, comme dans la première approche. Mais cette fois la transmission de l'information de détection n'est pas nécessaire, parce que le décodeur peut aussi effectuer de son côté la détection de discontinuités.

4. Estimation *a posteriori* du vecteur vitesse

L'estimation *a priori* initialise l'algorithme de l'estimation du vecteur vitesse. L'estimation *a posteriori* s'effectue à l'aide d'un algorithme de type itératif.

L'erreur d'estimation est exprimée par

$$e(i, j) = I(i, j; k) - I(i - u, j - v; k - 1)$$

Soit $[u^{n-1} \ v^{n-1}]$ l'estimation de la vitesse à l'itération $n - 1$. L'optimisation s'effectue en minimisant un critère quadratique

$$(7) \quad Q(u, v) = e^2 + \lambda [(u - u^{n-1})^2 + (v - v^{n-1})^2]$$

La seconde partie de cette forme peut être considérée comme une contrainte de « régularisation », λ étant un facteur de pondération. Le terme de « régularisation » est utilisé ici dans le sens d'une stabilisation locale, et pas d'une régularisation globale de la solution d'un problème d'optimisation. Avec l'expression ci-dessus de l'erreur d'estimation, la forme à minimiser n'est pas quadratique par rapport aux inconnues. Pour obtenir une forme quadratique, on doit linéariser l'erreur d'estimation. Le développement de Taylor d'ordre 1 de $I(i - u, j - v; k - 1)$ donne

$$\begin{aligned} I(i - u, j - v; k - 1) &= I(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k - 1) \\ &\quad - I_x(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k - 1)(u - u^{n-1}) \\ &\quad - I_y(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k - 1)(v - v^{n-1}). \end{aligned}$$

Ainsi l'on obtient

$$\begin{aligned} e(i, j) &= e^{n-1}(i, j) \\ &\quad + I_x(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k - 1)(u - u^{n-1}) \\ &\quad + I_y(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k - 1)(v - v^{n-1}) \end{aligned}$$

Avec cette approximation, on obtient la solution suivante

$$(8) \quad u^n(i, j) = u^{n-1}(i, j) - \frac{I_x(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k-1) e^{n-1}(i, j)}{\left\{ \begin{array}{l} \lambda + I_x^2(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k-1) \\ + I_y^2(i - u^{n-1}, j - v^{n-1}; k-1) \end{array} \right\}},$$

$$n = 1, 2, \dots$$

et de même pour v . Le nombre d'itérations peut être fixé, soit d'avance, soit avec un test d'arrêt sur l'erreur d'estimation. L'estimation *a posteriori* est effectuée uniquement si l'erreur d'estimation *a priori* dépasse un certain seuil; sinon, l'estimation *a posteriori* est égale à celle *a priori*. L'expression (8) est à rapprocher à celle de C. Cafforio et F. Rocca [2], qui par contre se limite à une seule itération.

5. Applications et conclusions

Nous avons appliqué cet algorithme à une séquence d'images TV normalisée (COST 211 bis) représentant une voiture en mouvement, tandis que la caméra faisait un panoramique de la scène. Il s'agit d'une séquence très critique du point de vue mouvement, et en général par son contenu spatio-temporel. En effet, dans cette séquence la caméra effectue un panoramique, tandis qu'une voiture avance vers la caméra, des éléments spatiaux périodiques sont en mouvement (grille), et l'image est très bruitée.

Le gradient horizontal est obtenu par le filtre à réponse impulsionnelle finie donné par la matrice suivante

$$F_x = \frac{1}{80} \begin{bmatrix} -3 & -5 & 0 & 5 & 3 \\ -5 & -8 & 0 & 8 & 5 \\ -3 & -5 & 0 & 5 & 3 \end{bmatrix}$$

La matrice transposée donne le gradient vertical. Ce filtre est composé d'un dérivateur bilatéral et d'un filtre passe-bas, pour lisser la dérivée. Les images 0 et 1 sont données dans les figures 3 et 4 respectivement, et leur différence dans la figure 5. Dans la figure 6 nous donnons l'erreur de prédiction, quantifiée uniformément dans $[-128, 127]$ sur 256 niveaux.

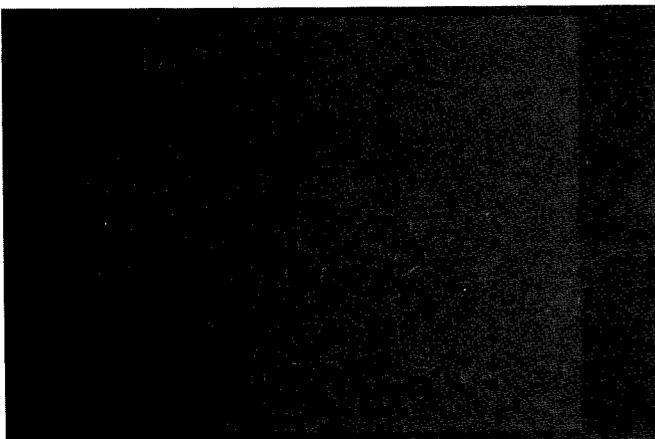


Fig. 3. — Image « Voiture _0 ».

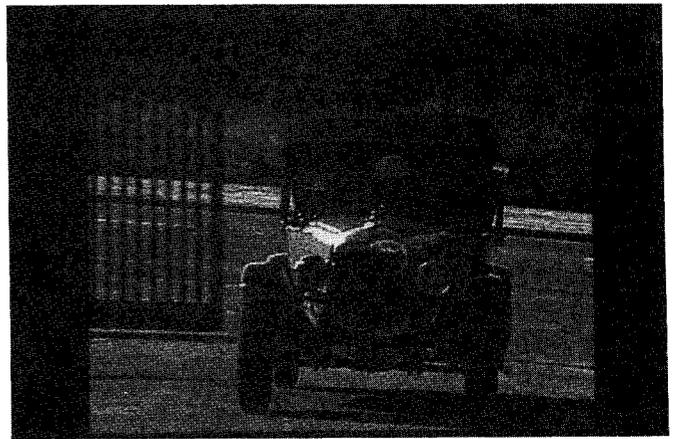


Fig. 4. — Image « Voiture _1 ».

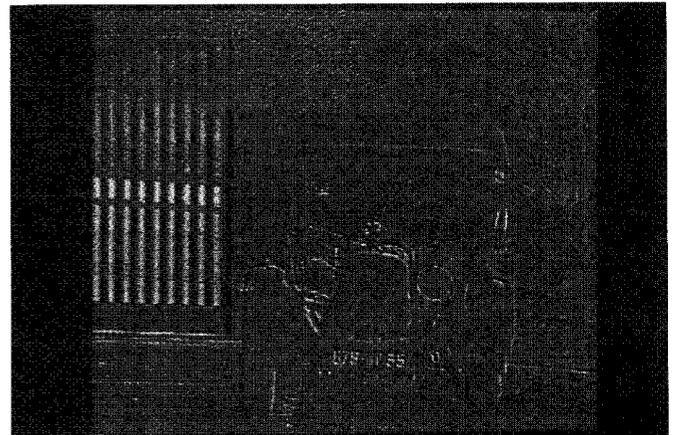


Fig. 5. — Image de la différence.

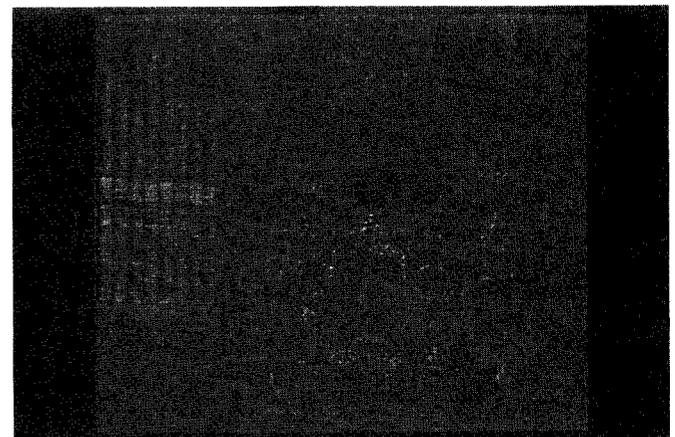


Fig. 6. — Erreur de prédiction.

Dans la figure 7 nous donnons l'erreur d'estimation *a posteriori* après deux itérations utilisant le même quantificateur. La valeur moyenne de la différence absolue entre les deux images était 18,472, la valeur moyenne de l'erreur absolue de prédiction était 11,358, la moyenne de l'erreur absolue d'estimation après deux itérations était 6,926 et le pourcentage des points de discontinuité en utilisant le deuxième type de test était 2,579%. Par ailleurs, pour à peu près un



Fig. 7. — Erreur d'estimation *a posteriori* (2 itérations).

quart de points, l'estimation *a priori* du déplacement s'est avérée suffisante. Ces résultats ont été obtenus avec $\mu = 30$ et $\lambda = 200$, valeurs qu'il convient de comparer à l'activité spatiale dans l'image, mesurée par la moyenne du module au carré du gradient spatial, voisine de 150 pour les images traitées. Nous avons appliqué le même algorithme sur toute une séquence de 30 images avec pratiquement les mêmes résultats.

Ces résultats de simulation montrent que la partie itérative améliore de manière très significative l'estimation du déplacement. La partie de prédiction, bien qu'elle tienne compte des propriétés locales dépendant de l'intensité, devrait pouvoir s'améliorer en utilisant des méthodes adaptatives, au lieu de l'approche heuristique introduite dans la section 2 de cet article. Il nous semble aussi intéressant d'explorer la possibilité de prise en compte de plusieurs points-image dans la définition de l'erreur d'estimation, comme cela est fait dans [1], ainsi que l'application de notre approche dans un contexte d'interpolation d'images, fondée sur l'estimation du mouvement. L'efficacité d'une approche comme celle présentée dans cet article reste à

expérimenter pour l'estimation de la vitesse dans un contexte d'analyse de scènes. Sur un plan purement technique on pourrait supposer que l'estimation, dans le sens du critère utilisé, devrait s'améliorer, parce que la contrainte de « causalité » est levée. La question qui se pose dans ce cadre est la pertinence du critère par rapport au vrai vecteur de déplacement, qui est la projection de la vitesse tridimensionnelle sur le plan-image.

Manuscrit reçu le 26 février 1988.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] J. BIEMOND, L. LOOIJENGA et D. E. BOEKKEE, A pel-recursive Wiener-based displacement estimation algorithm, *Signal Processing*, Dec. 1987, p. 399-412.
- [2] C. CAFFORIO et F. ROCCA, The differential method for image motion estimation, dans *Image Sequence Processing and Dynamic Scene Analysis*, T. S. HUANG éd., Berlin, Springer-Verlag, 1983, p. 104-124.
- [3] J. JAIN et A. JAIN, Displacement measurement and its application in interframe image coding, *IEEE Trans. on Communications*, COM-29, n° 12, Dec. 1981, p. 1799-1808.
- [4] R. MOORHEAD et S. RAJALA, Motion-compensated interframe coding, *Proc. ICASSP*, 1985, p. 347-350.
- [5] H. G. MUSMANN, P. PIRSCH et H.-J. GRALLERT, Advances in Picture Coding, *Proc. of the IEEE*, 73, n° 4, Apr. 1985, p. 523-548.
- [6] A. N. NETRAVALI et J. D. ROBBINS, Motion compensated television coding: Part I, *Bell Syst. Tech. J.*, 58, n° 3, Mar. 1979, p. 631-670.
- [7] G. TZIRITAS, Estimation of motion and structure of 3D objects from a sequence of images, *1st IEEE Conf. on Computer Vision*, London, June 1987, p. 693-697.
- [8] D. WALKER et K. RAO, Improved pel-recursive motion compensation, *IEEE Trans. on Communications*, COM-32, n° 10, Oct. 1984, p. 1128-1134.