

Une méthode rapide et robuste d'estimation du champ de déplacement

Jérôme MONTEIL
L2Ti - Institut Galilée
93 400 Villetaneuse – FRANCE
jerome.monteil@l2ti.univ-paris13.fr

Azeddine BEGHDAI
L2Ti - Institut Galilée
93 400 Villetaneuse – FRANCE
azeddine.beghdadi@l2ti.univ-paris13.fr

Abstract

This article proposes a fast method for accurate measurements of displacement field, combining template matching and differential technique. First, a sparse information concerning displacement field is obtained by a classic template matching technique. Then, this information is propagated to the overall image in order to get a dense displacement field. Finally, this field is considered as approximate solution before the use of differential technique optical flow estimation. So as to illustrate the interest of the procedure, experimental results with synthetic and real images are presented and discussed in the end of this paper. The results show significant improvement when compared to that multigrid approaches.

Résumé

Cet article propose une méthode rapide et précise ($1/10^{\circ}$ de pixel) d'estimation du flux optique (FO), utilisant une technique différentielle de calcul du FO couplée à un traitement par corrélation. D'abord, une information éparse concernant le champ de déplacement est obtenue par une technique classique de corrélation appliquée en certains points d'intérêt. Cette information est ensuite propagée à l'ensemble de l'image, grâce à une contrainte de lissage, pour obtenir un champ dense. Enfin, ce champ est considéré comme une solution initiale approximative avant application d'une technique différentielle de flux optique. La méthode ainsi développée est appliquée à des séquences d'images de synthèse et d'images réelles. Les résultats prouvent un gain en précision significatif comparés à ceux obtenus par une approche multi-résolution classique, tout en conservant une grande rapidité de traitement.

I. Introduction

L'estimation du champ de vitesses à partir de séquences d'images connaît un intérêt croissant du fait du nombre considérable d'applications (biomédical [1-4], étude de matériaux [5-7], météorologie [8]...). La méthode d'estimation du FO proposée par Horn et Schunk [9] a conduit à de multiples méthodes dérivées que l'on peut classer en quatre catégories principales: les méthodes différentielles (MD), les méthodes de corrélation (MC), les méthodes spatio-temporelles basées sur l'énergie et celles basées sur des modèles paramétrés de mouvement.

Les MD et les MC sur lesquelles se concentre cet article sont, parmi l'ensemble des catégories citées, les plus faciles à mettre en œuvre. Cependant, celles-ci souffrent chacune de défauts qui leur sont propres: ainsi, les MC

sont coûteuses en temps de calcul si l'on souhaite obtenir une estimation dense du champ de déplacement, tandis que les MD sont inadaptées lorsqu'il s'agit de traiter de grands déplacements. Il est toutefois possible de pallier ce dernier problème en utilisant une approche multi-résolution. Dans ce cas, on ne considère pas seulement la séquence d'images à sa résolution d'acquisition, mais on construit à partir de chaque trame une pyramide d'images successivement filtrées et sous échantillonnées. La pertinence d'une telle approche exige cependant que les images aux niveaux les plus grossiers de la pyramide ne soient pas trop dégradées par l'abaissement de la résolution. Ceci n'est évidemment pas toujours vérifié, par exemple dans le cas d'images composées de textures fines pour lesquelles une résolution grossière diminue beaucoup l'information disponible. Dans ces circonstances, l'erreur sur l'estimation du champ de déplacement introduite à un niveau donné de la pyramide se répercute aux niveaux inférieurs, menant à une estimation assez peu précise du champ de vitesse. A l'opposé, les MC sont capables, sous certaines conditions, d'estimer de larges déplacements avec une très bonne précision [6], mais cela au détriment du temps de calcul. La méthode incrémentale proposée dans cet article utilise une technique différentielle d'estimation du FO couplée à un traitement par corrélation. La méthode ainsi développée permet d'obtenir rapidement un champ de déplacement dense et précis. En effet, la précision moyenne observée dans nos expériences est de l'ordre du $1/10$ ème de pixel, tandis que le temps de calcul (sur un PC à 266MHz) est d'environ 45s pour des trames de 256×256 pixels contre plusieurs minutes pour une approche corrélatrice en chaque point [6]. Dans la première partie de cet article, nous rappelons quelques méthodes connues et discutons leurs avantages et limitations. Nous exposons ensuite les fondements de la méthode que nous proposons ainsi que quelques détails sur son implantation. La quatrième partie de l'article est consacrée aux résultats obtenus et à la comparaison avec une approche multi-résolution. Enfin, nous terminerons en indiquant quelques perspectives.

II. Discussion sur quelques méthodes connues.

Par définition, le FO est le champ de vitesse (ou de déplacement) produit dans le plan image par des objets en mouvement dans un espace 3D. La plupart des méthodes existantes pour l'estimation du FO peuvent être classées en quatre catégories : les méthodes différentielles, les méthodes de corrélation, les méthodes spatio-temporelles basées sur l'énergie et les méthodes s'appuyant sur des

modèles paramétrés de mouvement (un panorama de ces méthodes a été dressé dans [10]). Ci-dessous, nous résumons le principe de chacune de ces méthodes.

A. Méthodes différentielles

Les MD [11-17] sont fondées sur la conservation de la distribution de l'intensité E d'un point qui se déplace [9]:

$$E_t + \nabla E \cdot \mathbf{v} = 0 \quad (1)$$

où \mathbf{v} est le vecteur vitesse et E_t la dérivée partielle de E par rapport au temps. Cette équation (appelée *contrainte d'intensité* (CI)) repose sur deux hypothèses: la *conservation de l'intensité au cours du mouvement et un déplacement faible entre deux images consécutives de la séquence*. Il est souhaitable que les déplacements restent inférieurs au pixel pour que la différenciation ait un sens. Dans le cas contraire, des approches multi-résolution existent [19-21]. On obtient ainsi des mesures correctes même en présence de mouvements de grande amplitude [22] (en supposant toutefois que la CI reste valable même au niveau de résolution le plus grossier [10]). L'équation (1), seule, ne peut être résolue sans l'adjonction de contraintes supplémentaires pour garantir l'unicité de sa solution. Selon le type de contraintes utilisées, on obtient différentes méthodes [10,23-27]. En particulier, nous rappellerons brièvement dans la section III.A, la contrainte de régularisation employée par Horn et Schunck [9]. En effet, cette méthode a donné naissance à la plupart des MD actuelles et c'est pourquoi celle-ci nous servira à introduire la technique du FOT que nous avons développée.

B. Méthodes de corrélation

Les MC [6,28-30], contrairement aux MD, traitent en principe des déplacements d'amplitude quelconque. Elles consistent à établir une correspondance entre deux trames par localisation d'un motif invariant. Ce motif, appelé parfois *marqueur*, est formé par les points où les variations d'intensité sont élevées: coins, lignes ou taches. Le vecteur déplacement \mathbf{s} du motif est obtenu en maximisant une mesure de similarité, comme par exemple dans la MC croisée. Le principal problème des MC est du au fait qu'une mise en correspondance sans ambiguïté exige que la surface de corrélation soit unimodale, i.e. qu'elle présente un maximum bien défini¹. C'est pourquoi les MC ne fournissent souvent que des champs de déplacements éparés et échouent plus ou moins à traiter les régions homogènes d'une image.

C. Méthodes basées sur l'énergie

Ces méthodes utilisent une famille de filtres spatio-temporels accordés sur certaines fréquences (filtres de Gabor) pour extraire l'information sur le mouvement. Le problème majeur de ces techniques est qu'elles utilisent un grand nombre d'images consécutives (jusqu'à 7 dans [18]) et, comme dans le cas des MD, ne sont applicables directement qu'à des mouvements de faible amplitude.

¹: En outre, même lorsque l'hypothèse unimodale est valide, le pic correspondant peut être très étendu, ce qui conduit au bien connu *problème d'ouverture* [10].

D. Méthodes utilisant des modèles paramétrés

Ces méthodes s'appuient sur un modèle paramétré de mouvement [22,31]. L'identification du mouvement se fait par la meilleure adaptation possible des paramètres du modèle (ainsi, il y a six paramètres à estimer dans un modèle affine). La difficulté vient du choix du modèle à utiliser, ce qui nécessite une connaissance *a priori* de la nature du mouvement pour obtenir des résultats fiables.

III. Flux Optique Translaté (FOT)

Comme nous l'avons dit, méthode FOT s'appuie à la fois sur les MD et les MC. Etant donné que nous avons choisi d'exposer le principe du FOT à l'aide de la méthode de Horn et Schunck (notée HS dorénavant), nous commençons par rappeler le principe de cet algorithme.

A. Méthode différentielle de Horn et Schunck

La méthode HS s'appuie sur la CI (1). Pour résoudre cette équation à deux inconnues (les composantes u et v du vecteur vitesse), Horn et Schunck introduisent une contrainte supplémentaire appelée *Contrainte de Lissage* (CL), qui postule que le champ de vitesse recherché est régulier. Mathématiquement, cette contrainte peut s'exprimer comme la minimisation de la quantité suivante:

$$\iint \left[(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \right] dx dy \quad (2)$$

Horn et Schunck introduisent une fonction de coût dont le minimum est obtenu pour le champ de vitesse recherché. Cette fonction, donnée ci-dessous, est une combinaison des deux contraintes CI et CL:

$$\iint \left[(E_t + u E_x + v E_y)^2 + \alpha^2 (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) \right] dx dy \quad (3)$$

où α^2 contrôle l'influence du terme de lissage. Ce problème de minimisation est résolu numériquement à l'aide d'un schéma itératif de type Gauss-Seidel qui fournit les composantes u et v du vecteur vitesse. En outre, Horn et Schunck estiment les dérivées partielles à l'aide des formules suivantes:

$$\begin{aligned} E_x(i,j) &= \frac{1}{2} [E_{x,1}(i,j) + E_{x,2}(i,j)], \\ E_y(i,j) &= \frac{1}{2} [E_{y,1}(i,j) + E_{y,2}(i,j)], \\ E_t(i,j) &= E_2(i,j) - E_1(i,j), \text{ avec:} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} E_{x,k}(i,j) &= \frac{1}{2} [E(i+1,j,k) - E(i,j,k) + E(i+1,j+1,k) - E(i,j+1,k)], \\ E_{y,k}(i,j) &= \frac{1}{2} [E(i,j+1,k) - E(i,j,k) + E(i+1,j+1,k) - E(i+1,j,k)], \\ E_k(i,j) &= \frac{1}{4} [E(i,j,k) + E(i+1,j,k) + E(i,j+1,k) + E(i+1,j+1,k)], \quad (k = 1,2) \end{aligned} \quad (5)$$

B. Principes de la technique du FOT.

Un développement limité au premier ordre du déplacement \mathbf{s} d'un point arbitraire, repéré par le vecteur \mathbf{x} , nous permet d'écrire au voisinage d'un point donné:

$$\mathbf{s}(\mathbf{x}) = \mathbf{s}_0 + \mathbf{J}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \equiv \mathbf{s}_0 + \delta \mathbf{s}, \quad (6)$$

où \mathbf{s}_0 est le déplacement en O et \mathbf{J} le jacobien de la transformation:

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial u}{\partial x} & \frac{\partial u}{\partial y} \\ \frac{\partial v}{\partial x} & \frac{\partial v}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (7)$$

On suppose dans la suite que \mathbf{J} est un opérateur borné:

$$\| \mathbf{J}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \| \leq \| \mathbf{J} \| \| \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \|$$

$$\text{où: } \| \mathbf{J} \| = \sup \| \mathbf{A} \mathbf{x} \| \text{ pour } \| \mathbf{x} \| = 1 \quad (8)$$

En particulier, nous considérons dans la suite des transformations suffisamment lentes pour pouvoir écrire :

$$\| \delta \mathbf{s} \| = \| \mathbf{J}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \| \leq \| \mathbf{J} \| \| \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \| \leq 1 \quad (9)$$

Ceci correspond, en pratique, à un échantillonnage temporel assez élevé. Pour de telles transformations, il découle de (6) que dans un repère lié au mouvement de translation globale \mathbf{s}_0 d'un élément de surface centré en O, nous n'observerons que la déformation locale $\delta \mathbf{s}$. Celle-ci étant supposée de faible amplitude, d'après (9), une MD d'estimation du FO - telle la méthode de Horn et Schunck - sera capable de l'estimer de manière correcte.

Ces quelques remarques peuvent facilement être formalisées à l'aide des formules de changements de repères de la physique classique. Soient une séquence composée de deux trames successives définies par leur distribution de luminance $E_1=E(t_1)$ et $E_2=E(t_2)$, Σ un élément de surface centré en un point arbitraire O sur l'image initiale E_1 , R_0 un repère dont l'origine coïncide avec O à l'instant t_1 et R un repère mobile dont l'origine coïncide avec O quelque soit t. Si $\mathbf{v}(P|R_0)$ désigne la vitesse d'un point P quelconque, voisin de O, par rapport à R_0 et $\mathbf{v}(R|R_0)$ la vitesse de translation du repère R par rapport à R_0 , nous avons :

$$\mathbf{v}(P|R_0) = \mathbf{v}(R|R_0) + \mathbf{v}(P|R) \quad (10)$$

$$\text{où : } \mathbf{v}(R|R_0) = \mathbf{O}(t_1)\mathbf{O}(t_2)/\Delta t = \mathbf{s}_0/\Delta t \text{ avec : } \Delta t = t_2 - t_1 \quad (11)$$

De plus, si nous supposons qu'il y a conservation, dans le repère R_0 , de la distribution d'intensité E de l'élément Σ au cours de son mouvement, ceci sera également le cas dans le repère mobile R. En outre, dans le cas d'une transformation suffisamment lente vérifiant (9), nous aurons l'inégalité suivante:

$$\| \mathbf{v}(P|R) \| = \| \delta \mathbf{s} \| \leq 1 \quad (12)$$

Ceci prouve que, dans le repère mobile R, les deux conditions nécessaires à l'application d'une MD d'estimation du FO (conservation de E et déplacement faible) sont réunies. Dans un tel repère, l'estimation des dérivées partielles de la distribution d'intensité E pourra s'effectuer à partir des formules ci-dessous, déduites de (4) pour tenir compte du déplacement du repère mobile au cours du temps :

$$\begin{aligned} E_x(i,j) &= \frac{1}{2} [E_{x,1}(i,j) + E_{x,2}(i + u_{0,j} + v_0)], \\ E_y(i,j) &= \frac{1}{2} [E_{y,1}(i,j) + E_{y,2}(i + u_{0,j} + v_0)], \\ E_t(i,j) &= E_2(i + u_{0,j} + v_0) - E_1(i,j), \end{aligned} \quad (13)$$

où (u_0, v_0) représentent les composantes du vecteur de translation \mathbf{s}_0 et où $E_{x,k}(i,j)$, $E_{y,k}(i,j)$ et $E_k(i,j)$ sont données par les formules (5). Il est à noter qu'en général, les composantes (u_0, v_0) de \mathbf{s}_0 ne seront pas des quantités entières, ce qui implique une interpolation des niveaux de gris pour rendre possible le calcul des dérivées partielles (par exemple par spline cubique [6]).

Tout algorithme différentiel de calcul du FO pourra être utilisé pour estimer le champ relatif $\delta \mathbf{s}$ (nous montrons notamment, dans la section IV.C, les résultats obtenus avec l'approche multipoint (MP) [17]). Il ne restera plus alors qu'à sommer ce champ au champ de translation \mathbf{s}_0 pour

obtenir le champ total puisque $\mathbf{s}(\mathbf{x}) = \mathbf{s}_0 + \delta \mathbf{s}$. Désormais, nous désignerons la méthode introduite par le terme de *flux optique translaté* (FOT).

Ainsi, pour pouvoir appliquer la méthode FOT, nous devons disposer, au préalable, d'une approximation suffisamment précise du champ \mathbf{s}_0 en chaque point de l'image. Nous verrons au §III.C comment obtenir une telle approximation à l'aide d'une MC standard. Auparavant, signalons le point important suivant : toute méthode (autre que celle que nous allons décrire) capable d'estimer le champ \mathbf{s}_0 avec une précision suffisante peut être intégrée à notre algorithme, ce qui rend la méthode très flexible.

C. Détermination d'une solution approximative.

L'idée pour obtenir une solution approximative nécessaire à l'application de la méthode FOT, est d'estimer, à l'aide d'une MC standard, le champ de déplacement en certains points stratégiques de l'image et de propager cette information aux points voisins par une contrainte similaire à la CL utilisée par Horn et Schunck. Nous l'appellerons "contrainte de propagation" (CP).

En pratique, la recherche par corrélation des vecteurs déplacements est réalisée en appliquant sur l'image de référence un "réseau virtuel", i.e. une matrice de nœuds régulièrement espacés qui servent de marqueurs à la MC. Ensuite, autour de chacun de ces nœuds, on considère une fenêtre de correspondance dont la taille est définie en fonction du pas P du réseau. Typiquement, celle-ci est une fenêtre rectangulaire de côté $c = \alpha.P$, où α est un coefficient choisi dans l'intervalle $[1/4, 1/2]$. Pour mettre en correspondance un motif entre les deux trames de la séquence, nous utilisons la méthode du maximum de corrélation croisée. Celle-ci consiste à rechercher quel vecteur déplacement - sur l'ensemble des déplacements possibles - maximise le coefficient de corrélation croisé.

Comme nous l'avons rappelé dans la section II.B, cette méthode suppose vérifiée l'hypothèse d'unimodalité de la surface de corrélation, ce que nous ferons dans la suite de cet exposé (un traitement plus général est exposé dans [8]). Ainsi, nous disposons à cette étape d'un ensemble $\mathbf{s}_{m,n}$ de vecteurs déplacements où le couple d'indices représente les coordonnées (m,n) du nœud dans le réseau. Nous allons transformer ce champ de déplacement éparés en un champ dense à l'aide de la CP, dérivée de la CL (2) qui traduit que le champ recherché doit être régulier (autrement dit que des points voisins subiront approximativement le même déplacement). Comme nous l'avons rappelé dans la section III.A, cette contrainte s'exprime mathématiquement comme la minimisation, sur un certain domaine, de la quantité suivante, assimilée à un lagrangien:

$$\iint [u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2] dx dy$$

Les équations d'Euler qui en découlent s'écrivent :

$$\Delta \mathbf{s} = \mathbf{0} \text{ avec } \mathbf{s} = (u, v) \quad (14)$$

La CP consiste donc à résoudre l'équation:

$$\Delta \mathbf{s} = \mathbf{0}, \text{ sous la condition: } \sum_{m,n} \| \mathbf{s}(\mathbf{x}_{m,n}) - \mathbf{s}_{m,n} \| = 0 \quad (15)$$

qui traduit que le champ recherché est lisse et qu'il coïncide avec les vecteurs déplacements $\mathbf{s}_{m,n}$ déterminés lors de l'étape de corrélation.

² : L'échelle de temps étant sans importance dans l'estimation des déplacements, nous poserons dans la suite, pour raison de commodité, $\Delta t=1$, ce qui nous permettra d'identifier les vecteurs vitesse \mathbf{v} et déplacement \mathbf{s} .

Ainsi, comme on le voit, la détermination d'une solution approximative dense se fait par interpolation sur l'ensemble de l'image d'un champ de déplacement éparé obtenu par une MC. Il est à noter que de nombreux algorithmes d'estimation du FO utilisent ce principe [6] pour réduire le temps de calcul des MC qui, effectuées en chaque point, serait prohibitif. Il faut signaler cependant qu'une telle approche peut conduire à des résultats erronés dans le cas où des déformations locales se produisent entre les points d'estimation des déplacements.

IV. Résultats et discussion.

Nous discutons dans la suite, les résultats expérimentaux obtenus à l'aide de la méthode "FOT" appliquée à l'estimation du champ de déplacement dans le cas de deux séquences d'images de nature différente. Nous comparons ces résultats avec ceux fournis par une implémentation multi-résolution de l'algorithme de Horn et Schunck (noté HSM), puisque ce type d'approche est habituellement utilisé pour appréhender des déplacements de grande amplitude. Les séquences d'images traitées sont constituées par:

- une image de synthèse représentant une grille (fig. 1), particulièrement adaptée à l'emploi de la technique FOT, déformée par voie numérique.
- une séquence d'images réelles, disponible sur le réseau, intitulée «Hamburg Taxi» (fig. 2).

La déformation calculée par voie numérique offre l'avantage que le champ de déplacement est alors connu et qu'il permet ainsi d'estimer de manière objective la qualité du champ reconstruit par différentes techniques d'estimation du flux optique. La dernière séquence, quant à elle, est une séquence réelle dont le champ de vitesse est a priori inconnu. Ceci nous conduit à introduire, avant tout, les différentes mesures d'erreur qui peuvent être utilisées pour comparer deux champs de vitesse.

A. Cas où le champ réel est connu.

Si nous voulons comparer un champ estimé à un champ réel, nous devons essentiellement mesurer la différence entre deux matrices. La façon la plus simple d'atteindre cet objectif est d'utiliser une norme matricielle (par exemple la norme euclidienne) à partir de laquelle nous pourrions définir une distance et donc une mesure d'erreur relative. L'inconvénient de ce procédé est qu'il reflète seulement une déviation globale et ne tient pas compte de la distribution de l'erreur. C'est pourquoi nous utiliserons dans la suite un histogramme, appelé histogramme des déviations, construit à partir du module de la différence entre les vecteurs déplacements estimés et les vecteurs déplacements réels. Celui-ci permet une évaluation immédiate de la qualité du champ reconstruit : plus cet histogramme sera étroit, plus l'estimation sera fiable.

B. Cas où le champ réel est inconnu.

Dans ce cas, nous utiliserons le procédé de reconstruction inverse (RI) pour évaluer la qualité du champ estimé. Soient I_1 et I_2 les deux trames de la séquence étudiée. On suppose avoir obtenu, à partir de ces deux images, une estimation $s(\mathbf{r})$ du champ de déplacement

par une méthode arbitraire. On peut alors partir des données I_1 et $s(\mathbf{r})$ pour reconstruire une image finale estimée I_2 et comparer celle-ci quantitativement à I_2 , par exemple à l'aide de la mesure de l'erreur quadratique moyenne. Dans [32], les auteurs ont testé cette technique sur des images de synthèse et comparé les résultats fournis avec la mesure d'erreur angulaire ψ_E de Fleet et Jepson [33-34] (utilisable puisque le champ réel est connu). Ils ont trouvé que les deux mesures d'erreur étaient corrélées [8]. Ceci nous incite à utiliser la RI comme critère d'évaluation de la qualité du FO estimé en gardant toutefois à l'esprit que cette méthode, considérée isolément, n'est pas un critère d'évaluation rigoureux. Il suffit pour s'en convaincre de considérer le cas d'une région d'intensité uniforme : il est clair que dans ce cas, une quasi-infinité de champ $s(\mathbf{r})$ permet de reconstruire par RI une même image finale I_2 ! Cependant, nous pensons qu'en ajoutant à ce critère d'autres critères, comme par exemple des critères de vraisemblance ou de régularité du champ, la méthode RI est un précieux index sur la qualité du champ estimé.

C. Résultats.

La première expérience vise à mettre en évidence le fonctionnement du FOT en l'appliquant au cas d'une image de synthèse représentant une grille de pas 22 pixels (fig.1a). Une déformation locale et circulaire, d'amplitude 3 pixels et d'étendue 24 pixels, est appliquée au centre de l'image, suivie d'une dilatation uniforme de 1% centrée sur le nœud supérieur gauche. Le résultat de cette opération est montré sur la figure 1b. La déformation locale est nettement perceptible dans la zone centrale de l'image.

L'image 1c montre les vecteurs de déplacement estimés par la méthode de corrélation que nous avons présentée §3C. L'information éparse obtenue est ensuite propagée à l'ensemble de l'image à l'aide de la CP (12) : le résultat est montré sur la figure 1f. On peut constater en comparant celle-ci à la fig.1j associée au champ réel, que la déformation locale au centre de l'image est mal prise en compte par la corrélation, résultat prévisible puisque l'étendue de cette déformation est de l'ordre du pas du réseau. Il s'ensuit des écarts importants entre le champ réel et le champ estimé comme le montre l'histogramme des déviations 1g. Ceci est également confirmé de manière flagrante sur la fig.1d représentant la différence entre l'image finale réelle 1b et l'image finale estimée par RI, où apparaît un désaccord important au niveau de la déformation locale. La fig.1h représente le champ δs déterminé par la méthode du FOT. Comme cela apparaît clairement, ce champ est important surtout au niveau de la déformation locale au centre de l'image. La somme des champs 1f et 1h conduit au champ de déplacement total estimé de la figure 1i. Le gain de précision apporté par le FOT est particulièrement évident puisque l'erreur maximale en distance est passée de 2.3 pixels à seulement 0.7 pixel, tandis que l'erreur moyenne est descendue de 0.26 pixel à seulement 0.06 pixel. Comparant avec le champ réel fig.1j, on voit que la déformation locale est cette fois correctement prise en compte, comme le confirme la différence entre l'image finale réelle 1b et l'image finale estimée par FOT (fig.1e).

Comme nous l'avons souligné dans le §III.B, toute MD de calcul du FO pourra être implantée dans l'approche FOT. C'est pourquoi nous présentons sur les figures 1j et 1k les résultats obtenus avec l'approche multipoint [17]. Rappelons que celle-ci consiste à supposer que le FO change spatialement suivant une loi approximativement linéaire : il s'ensuit qu'une solution lissée peut être obtenue à partir d'une approximation linéaire de la contrainte utilisée dans le voisinage du point considéré. Comme le montre la fig.1k, les résultats fournis par cette approche sont comparables avec ceux de l'approche précédente.

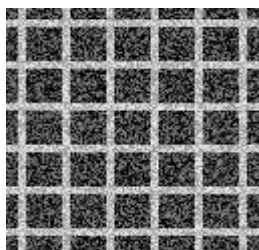
Enfin, dans la fig.1l, nous comparons les résultats fournis par la méthode FOT à ceux obtenus à l'aide d'une approche multi-résolution basée sur l'algorithme de Horn et Schunck (HSM). Les légendes indiquent les valeurs des paramètres ayant permis d'obtenir le meilleur résultat à l'aide de chacune des deux méthodes. Comme nous allons le voir, la technique FOT se révèle plus précise (2 à 3 fois en moyenne) que l'approche multi-résolution employée habituellement pour traiter les forts déplacements. C'est ce que montre la fig.1m qui présente un histogramme des différences beaucoup plus large dans le cas de la méthode HSM que dans celui de la méthode FOT.

Ce résultat est également confirmé par l'expérience présentée sur la fig. 2 où nous considérons une partie de la séquence intitulée "Hamburg Taxi", pour laquelle le champ de déplacements réel est inconnu. C'est pour cette raison que nous avons utilisé ici la méthode de RI pour évaluer la qualité du FO estimé par les méthodes HSM et FOT. La fig.2c représente la différence entre l'image finale réelle et l'image finale estimée à partir du champ HSM (fig.2e),

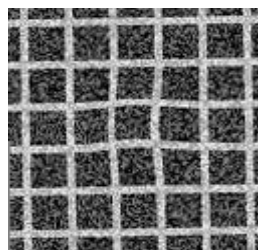
tandis que la fig.2d représente la différence entre l'image finale réelle et l'image finale estimée à partir du champ FOT (fig.2f) (ces différences ont été amplifiées par un facteur 2 pour être mieux visibles). Il est manifeste que l'image reconstruite à partir du champ FOT se révèle beaucoup plus proche de l'image finale réelle que celle reconstruite à l'aide du champ HSM. En outre, la fig.2f montre que les champs de vecteurs associés aux déplacements contraires des deux véhicules sont mieux séparés par la méthode FOT que par la méthode HSM qui conduit à un lissage exagéré [8]. Ceci est dû à l'emploi de la CP qui maintient aux nœuds du réseau les valeurs de déplacements obtenus par corrélation (supposés corrects!) et contrôle ainsi l'étendue du lissage opéré.

Conclusion

Cette étude a montré que la méthode FOT constitue une alternative intéressante à l'approche multi-résolution classique pour traiter les forts déplacements dans le cas des déformations continues. La méthode FOT offre les deux avantages suivants qui sont : la rapidité d'exécution (comparée à une approche corrélative en chaque point d'une image) et la bonne précision des résultats numériques (en moyenne, de l'ordre du $1/10^{\text{ème}}$ de pixel dans nos expériences). Cette méthode, nous semble-t-il, pourrait être utile dans certains domaines spécifiques du traitement d'images tels que l'étude de la déformation de matériaux ou bien en météorologie. Certaines questions restent ouvertes cependant, notamment en ce qui concerne la prise en compte de discontinuités.



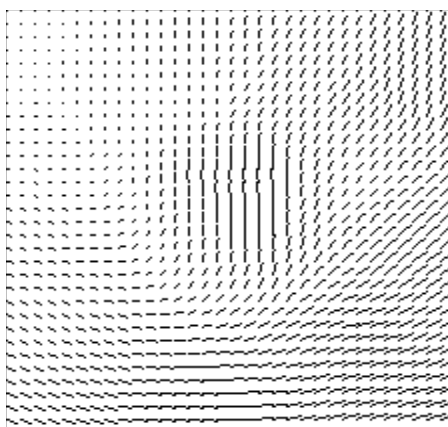
(a) - Image originale



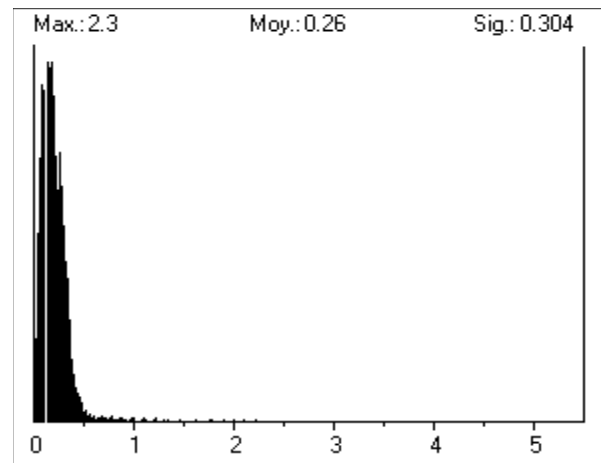
(b) - Image déformée



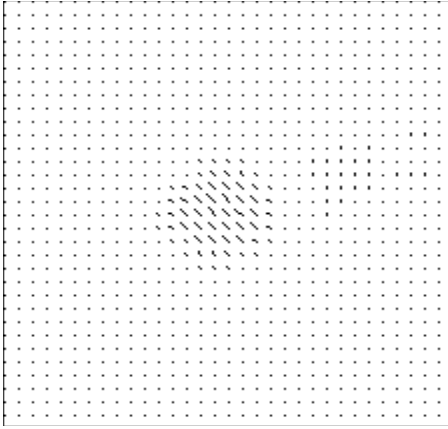
(c) - Déplacements obtenus par corrélation



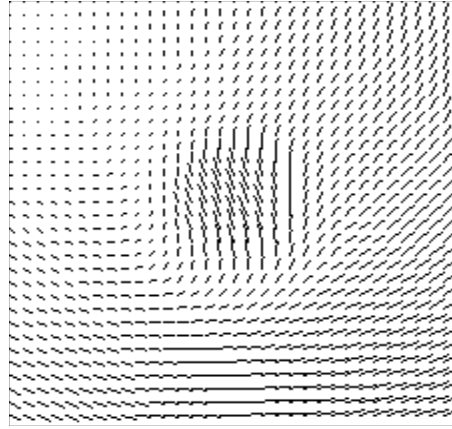
(d) - Champ obtenu à l'aide de la CP



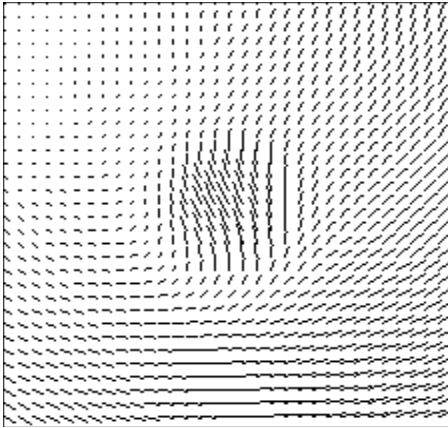
(e) - Histogramme des différences entre (d) et (h)



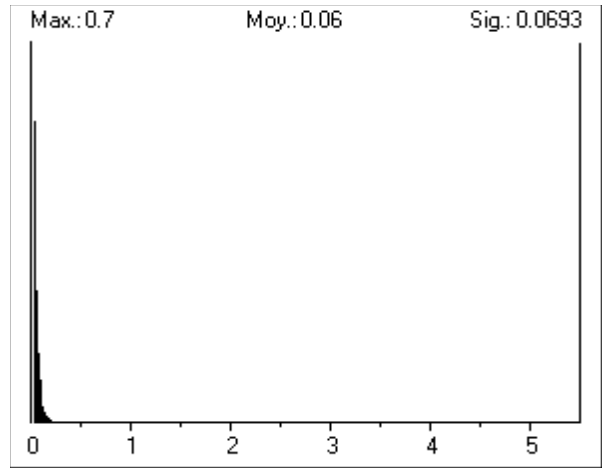
(f) - Champ local déterminé par FOT ($\alpha=25$, Iter.=100)



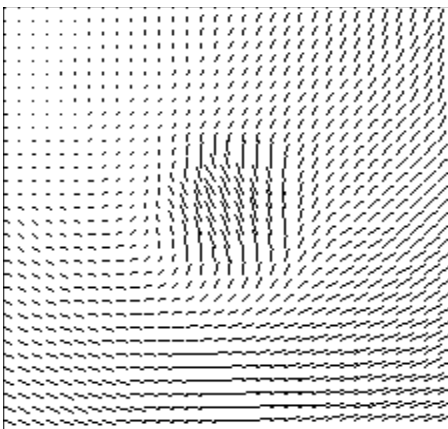
(g) - Champ total reconstruit



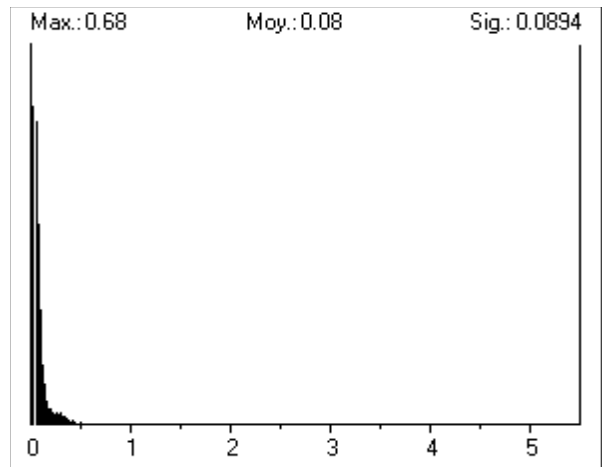
(h) - Champ de déplacement réel



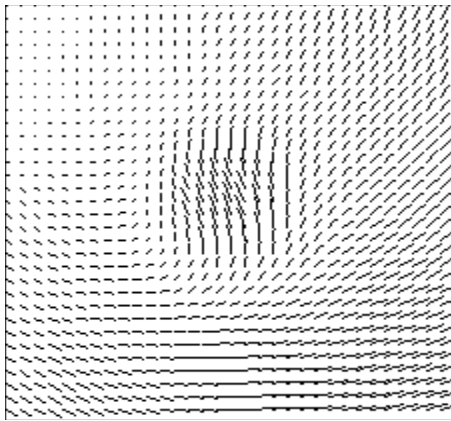
(i) - Histogramme des différences entre (g) et (h)



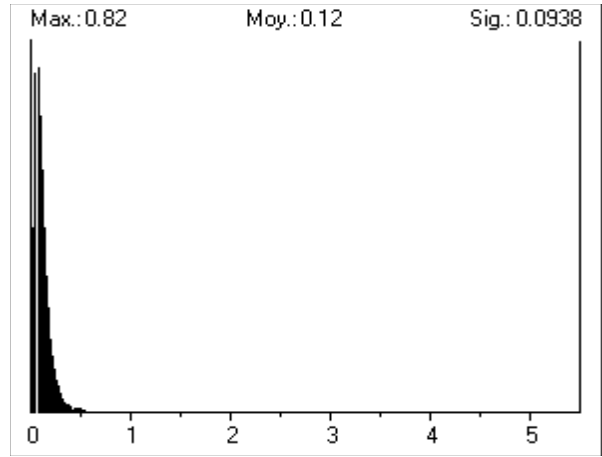
(j) - Champ estimé par FOT (approche MP)



(k) - Histogramme des différences entre (j) et (h)



(l) - Champ estimé par HSM ($\alpha=90$, Iter.=100)



(m) - Histogramme des différences entre (l) et (h)

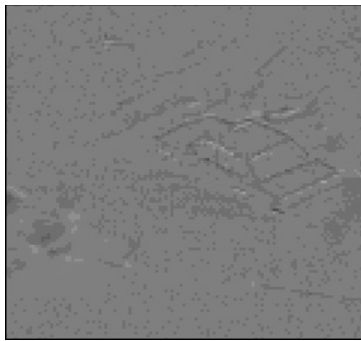
Fig. 1 - Application du "Flux Optique Translaté" dans le cas d'une image de synthèse.



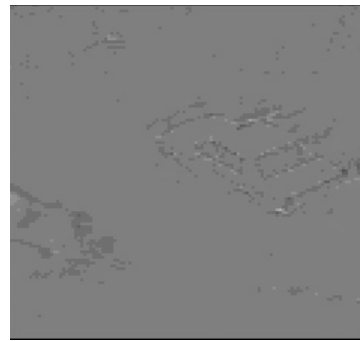
(a) - Image initiale (grossissement x 2)



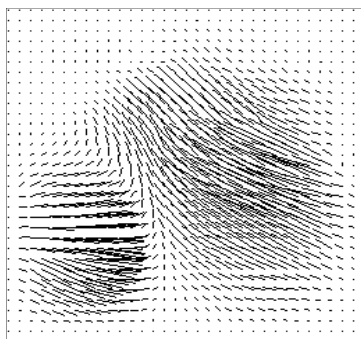
(b) - Image finale (grossissement x 2)



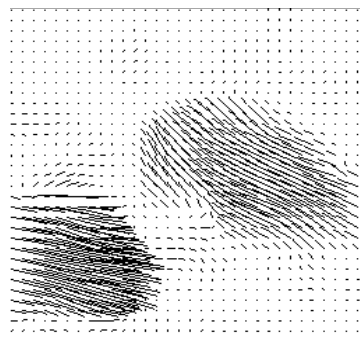
(c) - Différence entre l'image (b) et l'image reconstruite par RI à partir de (a) et (e)



(d) - Différence entre l'image (b) et l'image reconstruite par RI à partir de (a) et (f)



(e) - Champ estimé par HSM ($\alpha=60$, Iter.=250)



(f) - Champ reconstruit par FOT ($\alpha=40$, Iter.=250)

Fig. 2 - Comparaison des méthodes HSM et FOT dans le cas d'une séquence réelle « Hamburg Taxi ».

Références

- [1] G.E. Mailloux, F. Langlois, P.Y. Simard and M. Bertrand, «Restoration of the velocity field of the heart from two-dimensional echocardiograms», *IEEE Trans. Med. Imag.*, Vol.MI 8, n°2, pp. 143-153, 1989.
- [2] Rosaire Mongrain, «Estimation de paramètres hémodynamiques à l'aide de séquences angiographiques», Thèse Ph.D., Université de Montréal, 1993.
- [3] S. Ruan, A. Bruno, R. Collorec and J.L. Coatrieux, «Estimation de mouvement 3D en coronarographie», *Innov. Techn. Biol. Med.*, Vol.14, n° 2, pp.189-198, 1993.
- [4] J.M. Gorce, D.Friboulet, I.E. Magnin, «Méthode d'estimation du mouvement des parois cardiaques à partir d'images 3D», *Innov. Techn. Biol. Med.*, Vol.15, n° 5, 1994.
- [5] N.Ben Amar, A. Beghdadi and P. Viaris de Lesegno, «An all-digital method for accurate measurements of mechanical deformations», *Scanning*, Vol. n°18, pp. 327-330, 1996.
- [6] S. Mguil-Touchal, F. Morestin and M. Brunet, «Mesure de champs de déformations par une méthode optique de corrélation directe d'images digitales», *Colloque National Mécatmat (Aussois)*, pp. 179-182,1996.
- [7] J.Monteil, A. Beghdadi and P. Viaris de Lesegno, «Adaptation du flux optique à la mesure du champ de déformation des matériaux rigides», 19th french session of ISS, Paris, 1996.
- [8] Wu Qing X., «A correlation-relaxation-labeling framework for computing optical flow - template matching from a new perspective», *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, Vol.17, n° 8, pp.843-853, 1995.
- [9] K.P. Horn and Brian G. Schunck, «Determining optical flow», *Artificial intelligence*, n° 7, pp. 185-203, 1981.
- [10] A. Mitiche, P. Boutheymy, «Computation and analysis of image motion : A synopsis of current problems and methods», *Intern. J. Comput. Vis.*, 19:1, pp. 29-55, 1996.
- [11] R. Paquin and E. Dubois, « A spatio-temporel gradient method for estimating the displacement field in time-varying imagery », *Comp. Vis., Graphics and Image Processing*, Vol.21, pp.205-221, 1983.
- [12] O. Tretiak and L.Pastor, «Velocity estimation from image sequences with second order differential operators», *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, Montréal, Quebec, pp. 16-19, 1984.
- [13] H.H. Nagel, «On the estimation of optical flow: relations between different approaches and some new results», *Artificial Intelligence*, n° 33, pp. 299-324, 1987.
- [14] B.G. Schunck, «Image flow segmentation and estimation by constraint line clustering», *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 11, n° 10, pp. 1010-1027, 1989.
- [15] J.A. Perrone, «Simple technique for optical flow estimation», *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 7, n°2, pp.264-278, 1990.
- [16] A. Verri, F. Girosi and V. Torre, «Differential techniques for optical flow», *J. Opt. Soc. Am.*, Vol. 7, n° 5, pp. 912-922, 1990.
- [17] P. Nesi, A. Del Bimbo and D. Ben-Tzvi, «A robust algorithm for optical flow estimation», *Comp. Vis., Graphics, and Image Processing*, n° 62, pp. 59-68, 1995.
- [18] W. Enkelmann, «Investigations of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences», in *Workshop on Motion: Representation and Analysis*, Kiawah Island Resort, Charleston/SC, May 7-9, pp. 81-87, IEEE Computer Soc. Press, New York, 1986.
- [19] W. Enkelmann, «Investigations of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences», *Comp. Vis., Graphics and Image Processing*, Vol. 43, pp. 150-177, 1988.
- [20] E. Mémin and P. Pérez, «Adaptative multigrid and variable parameterization for optical-flow estimation», *Publication interne, IRISA*, n° 1057, Oct. 1996, pp. 1-19.
- [21] E. Mémin and P. Pérez, «Dense estimation and object-based segmentation of the optical flow with robust techniques», *IEEE Trans. Image Processing* , vol.7, n°5, pp.703-719, 1998.
- [22] J.M. Odobez and P. Boutheymy, «Estimation robuste multiéchelle de modèles paramétrés de mouvement sur des scènes complexes», *Traitement du Signal*, Vol. 12, n°2, pp.113-128, 1995.
- [23] B. Lucas and T. Kanade, «An iterative image registration technique with an application to stereo vision», *Proc. DARPA Image Understanding Workshop*, pp. 121-130, 1981.
- [24] Kwangyoen Wohn, Larry S. Davis et Philip Thrift, «Motion estimation based on multiple local constraints and nonlinear smoothing», *Pattern Recognition*, Vol. 16, n° 6, pp. 563-570, 1983.
- [25] Hans-Helmut Nagel and Wilfried Enkelmann, «An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences», *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. Pami-8, n° 5, pp.565-593, 1986.
- [26] Sugata Ghosal and Petr Vanek, «A fast scalable algorithm for discontinuous optical flow estimation», *IEEE Tran. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 18, n° 2, pp. 181-194, 1996.
- [27] A. Mitiche, Y.F Wang , J.K. Aggarwal, «Experiments in computing optical flow with the gradient-based, multiconstraint method», *Pattern Recognition*, Vol. 20, n° 2, pp. 173-179, 1987.
- [28] P. Anadan, «A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion», *Intern. J. Comput. Vis.* 2: , pp. 283-310, 1989.
- [29] A. Singh, «An estimation-theoric framework for image-flow computation», *Proc. 3rd Intern. Conf. Comput. Vis.*, Osaka, pp.168-177, 1990.
- [30] M.W. Mak and W.G. Allen, «A lip-tracking system based on morphological processing and block matching techniques», *Signal Process. : Image communication*, 6, pp. 335-348, 1993.
- [31] M.J. Black and A. Jepson, «Estimating optical flow in segmented images using variable-order parametric models with local deformations», *IEEE Trans. Pattern. Anal. Machine Intell.*, Vol. 18, N°10, pp. 972-986, 1996.
- [32] T.Lin and J.L Barron, «Image reconstruction error for optical flow», *Rapport technique*, University of Western Ontario, 1994.
- [33] D. J. Fleet and A.D. Jepson, «Computation of component image velocity from local phase information», *Intern. J. Comput. Vis.*, 5:1, pp. 77-104, 1990.
- [34] J.L. Barron, D.J. Fleet, S.S. Beauchemin, «Performance of optical flow techniques», *Intern. J. Comput. Vis.*, 12:1, pp. 43-77, 1994.
- [35] Zafer Diab, «Champ de mouvement et flux optique », *Ecole Polytechnique de Montréal*, <http://www.ai.polymtl.ca/CdL/Zafer>, 1995.