

Collaboration corrélation – méthode variationnelle pour une estimation robuste du flot optique

D. Heitz¹, P. Héas², V. Navaza¹, J. Carlier¹, & É. Mémin²

¹ : Cemagref, 17 av de Cucillé, CS64427, 35044 Rennes Cedex, France

² : IRISA/INRIA, Campus Universitaire de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex, France
dominique.heitz@cemagref.fr

Résumé :

Cette étude présente une nouvelle approche collaborative dédiée à la mesure du mouvement dans une séquence d'images. La technique proposée associe la robustesse des approches de corrélation avec la grande densité d'information délivrée par les techniques variationnelles globales. Le schéma peut être vu soit comme un renforcement des méthodes de flot optique vers plus de robustesse, soit comme une amélioration des techniques de corrélation vers des informations plus denses. L'approche est évaluée sur des images synthétiques et réelles d'écoulements turbulents. Des comparaisons sont faites avec les approches classiques de corrélation et de flot optique.

Abstract :

We present in this paper a novel collaborative scheme dedicated to the measurement of velocity in fluid experimental flows through image sequences. The proposed technique combine the robustness of correlation techniques with the high density of global variational methods. It can be considered either as a reinforcement of fluid dedicated optical-flow methods towards robustness, or as an enhancement of correlation approaches towards dense information. This results in a technique that is robust under noise and outliers, while providing a dense motion field. The method was applied on synthetic images and on real experiments in turbulent flows carried out to allow a thorough comparison with a state of the art optical-flow and correlation methods.

Mots-clefs :

Flot optique ; corrélation , PIV

1 Introduction

La vélocimétrie par image de particules (PIV) est une technique désormais utilisée pour étudier les écoulements turbulents impliqués en ingénierie. Sa capacité à déterminer deux ou trois composantes de la vitesse dans le plan de l'image résolu en temps permet d'analyser la structure d'un écoulement. Les phénomènes physiques, autrefois difficiles à appréhender avec des techniques de mesures ponctuelles comme par exemple l'anémométrie à fil chaud, peuvent être observées avec la PIV.

Les techniques classiques de PIV sont basées sur des corrélations spatio-temporelles avec l'hypothèse que l'écoulement est constant au sein de la fenêtre d'interrogation. Le fait de ne considérer qu'un seul vecteur pour représenter le mouvement de l'ensemble des particules au sein de la fenêtre d'interrogation ne permet pas de fournir une information très locale. D'un autre côté, déterminer le déplacement le plus probable au sein de la fenêtre d'interrogation, apporte une robustesse de mesure face au bruit. En effet, ce type d'approche se comporte comme un filtre passe-bas.

De nouvelles approches permettent de traiter les séquences d'images d'écoulement comme une information continue de la structuration de l'écoulement plutôt que comme une distribution

quasi-aléatoire de points. Développées par la communauté de vision par ordinateur, des techniques de détermination du flot optique, ont été mise en œuvre avec succès sur des images de particules (Ruhnau *et al.*, 2005; Corpetti *et al.*, 2006). Basée sur la formulation introduite par Horn & Schunck (1981), ces techniques variationnelles fournissent un champ dense (c-à-d un vecteur par pixel). Ces techniques permettent d'estimer les déplacements par la minimisation d'une fonctionnelle composée de deux termes : un terme d'attache aux données et un terme de régularisation. Le premier terme relie les observations aux variables de vitesse à estimer. Il repose généralement sur l'hypothèse de conservation de la luminance, formulée par l'équation OFC (pour Optical Flow Constraint equation, cf. eq. 2). De la même manière que pour les techniques de corrélation, cette hypothèse considère qu'un point donné conserve sa luminance le long de sa trajectoire. Cependant, l'utilisation isolée de ce terme d'attache aux données conduit à un problème mal posé, se traduisant par la non-unicité des solutions (Bertero *et al.*, 1988). En effet, seules les composantes de vitesses perpendiculaires aux gradients de la luminance peuvent être estimées. L'ajout du terme de régularisation est une façon classique de résoudre le problème de l'ouverture (Horn & Schunck, 1981). Le terme de régularisation favorise un lissage global du champ de vitesse sur l'ensemble de l'image, conduisant ainsi à l'estimation d'une solution cohérente. Ces techniques sont répertoriées en tant qu'approches *globales* (Bruhn *et al.*, 2005). Une autre approche pour contourner ce problème, consiste à associer, au terme d'attache aux données, une hypothèse de constance spatiale (Lucas & Kanade, 1981) ou spatio-temporelle (Bigün & Granlund, 1988) locale du flot optique. Ces approches *locales* sont plus robustes mais fournissent des informations éparpillées, en comparaison aux approches *globales*, denses et sensibles au bruit. Les techniques de corrélations, calculant le déplacement le plus probable au sein d'une fenêtre d'interrogation, peuvent être considérées comme des approches *locales*.

La formulation variationnelle du terme d'attache aux données (cf. eq. 2) repose sur une hypothèse de déplacement infinitésimal. Pour gérer l'aspect multi-échelles et en particulier les grands déplacements, l'équation OFC est généralement intégrée, linéarisée autour d'une estimation précédente, et insérée dans une approche multirésolution (Bergen *et al.*, 1992). Les méthodes classiques multirésolution consistent à construire une pyramide d'images obtenues par filtrage gaussien et sous-échantillonnage. Au niveau de résolution k , l'amplitude des déplacements est réduite d'un facteur 2^k , autorisant ainsi l'utilisation de la formulation linéarisée du terme d'attache aux données. Pour les niveaux suivants, une estimation incrémentale est effectuée, autour de la valeur déterminée au niveau précédent. En général, la procédure de filtrage et de sous-échantillonnage conduit à une perte d'information.

Pour le cas des images de particules dispersées par un écoulement turbulent, les petites particules ayant de grandes vitesses, peuvent être effacées par la procédure de multirésolution. Cette perte d'information conduit à une détermination erronée du champ des vitesses. Dans des régions de l'image à faible densité de particules, contenant un certain niveau de bruit, le schéma de multirésolution amplifiera l'effet du bruit sur le résultat. En effet, au niveau de résolution le plus réduit, la procédure de sous-échantillonnage conserve statistiquement plus de bruit que d'information liée aux particules, quand l'ensemencement n'est pas dense et que les images sont bruitées.

Dans cette étude, nous proposons une nouvelle approche combinant la robustesse des techniques de corrélation et la densité d'information des approches variationnelles globales. Dans la première partie de cet article, les approches de flot optique dédiés aux images d'écoulements de fluides sont présentées. Puis le schémas de l'approche collaborative est expliqué. Enfin, des résultats sur des images synthétiques et tirées d'expériences sont montrés et analysés. Des comparaisons avec des techniques de corrélation et de flot optique classiques sont effectuées.

2 Estimation multi-échelles du mouvement

2.1 Approche classique

La technique de corrélation utilisée en imagerie PIV, correspond à une formulation intégrale non-linéaire (équation DFD pour Displaced Frame Difference) qui s'écrit $I(\mathbf{s} + \mathbf{u}(\mathbf{s}), t + 1) = I(\mathbf{s}, t)$, associée à une hypothèse de champ constant dans un voisinage de la solution $W(\mathbf{s})$. Pour un espace discret de vecteurs $\{\mathbf{w}\}$, la vitesse \mathbf{u} au point \mathbf{s} s'obtient à partir de la relation

$$\mathbf{u}(\mathbf{s}) = \arg \min_{\mathbf{w}} \sum_{\mathbf{r} \in W(\mathbf{s})} \mathcal{C}(I(\mathbf{r} + \mathbf{w}, t + 1), I(\mathbf{s}, t)) \quad (1)$$

pour laquelle $\mathcal{C}(\cdot)$ est une fonction de dissimilitude. Ces approches présentent un certain nombre de faiblesses. Les caractéristiques à suivre doivent être suffisamment contrastées et doivent persister sur les images au cours du temps. Ces estimations peuvent conduire à des résultats présentant une incohérence spatiale, qui peut être corrigée avec des filtres. Enfin, ces approches sont rapides et généralement localement robustes au bruit.

2.2 Méthode de flot optique dédiée aux fluides

Une alternative aux approches locales citées plus haut sont les estimateurs de flot optique dérivés de la formulation proposée par Horn & Schunck (1981). Ces techniques sont globales et fournissent un champ dense. Elles sont basées sur la minimisation d'une fonction d'énergie $J = J_d + J_r$ composée de deux termes. Le premier terme d'attache aux données J_d s'appuie sur l'équation OFC

$$J_d(\mathbf{u}, I) = \int_{\Omega} \phi[\nabla I(\mathbf{s}) \cdot \mathbf{u}(\mathbf{s}) + \frac{\partial I(\mathbf{s})}{\partial t}] ds. \quad (2)$$

La fonction de pénalisation ϕ est généralement la norme L_2 . Elle peut être remplacée par une fonction robuste dont le rôle est d'atténuer les effets des données déviant significativement du modèle OFC (Black & Anandan, 1996). Le second terme J_r est une régularisation du champ de vitesse. Classiquement c'est un lissage spatial du premier ordre. $J_r(\mathbf{u}) = \alpha \int_{\Omega} \phi(\|\nabla \mathbf{u}\|) ds$, où $\alpha > 0$ est un paramètre contrôlant la balance entre l'observation et la régularisation.

Comme l'a proposé Suter (1994), une régularisation du deuxième ordre est plus adaptée aux mouvements de fluides :

$$J_r(\mathbf{u}) = \alpha \int_{\Omega} \phi(\|\nabla \xi(\mathbf{s})\|^2 + \|\nabla \zeta(\mathbf{s})\|^2) ds, \quad (3)$$

où $\xi = \text{curl} \mathbf{u} = \frac{\partial u}{\partial y} - \frac{\partial v}{\partial x}$ et $\zeta = \text{div} \mathbf{u} = \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y}$.

De façon à s'affranchir des difficultés de résolution numériques liées au terme du second ordre, Corpetti *et al.* (2002, 2006) ont proposé un schéma au premier ordre sur une approximation de la divergence et de la vorticit , mettant en  uvre des variables auxiliaires ξ_1 and ζ_1 .

$$J_r(\mathbf{u}) = \alpha \int_{\Omega} \phi[(\xi(\mathbf{s}) - \xi_1)^2 + \beta \|\nabla \xi_1\|^2] ds + \alpha \int_{\Omega} \phi[(\zeta(\mathbf{s}) - \zeta_1)^2 + \beta \|\nabla \zeta_1\|^2] ds, \quad (4)$$

avec β une param tre positif de r gularisation.

3 Schémas collaboration corrélation- flot optique

Dans cette étude, pour supprimer le problème lié à la multirésolution, nous proposons une approche s'appuyant sur une représentation unique de l'image. Le problème de l'estimation non-linéaire est abordé sans effectuer d'approximations successives dans le calcul de l'interpolation des images et sans être restreint à la caractérisation des grands déplacements. La méthode proposée tire parti de la formulation non-linéaire du problème de l'estimation du mouvement dans un contexte différentiel adapté au lissage global. Plus précisément, l'idée de la méthode est de remplacer l'estimation grossière de la multirésolution par une estimation dense des grands déplacements dérivés d'une collection de vecteurs \mathbf{u}_c obtenus par corrélation suivant l'équation (1).

Le champ de déplacement \mathbf{d} est décomposé en grandes échelles $\bar{\mathbf{u}}$ et petites échelles \mathbf{u}' : $\mathbf{d} = \bar{\mathbf{u}} + \mathbf{u}'$. Cette décomposition est utilisée pour définir une nouvelle fonctionnelle pour estimer les variables $\bar{\mathbf{u}}$ et \mathbf{u}'

$$J(\bar{\mathbf{u}}, \mathbf{u}') = J_d(I, \bar{\mathbf{u}} + \mathbf{u}') + J_r(\bar{\mathbf{u}} + \mathbf{u}') + J_c(\bar{\mathbf{u}}, \mathbf{u}_c), \quad (5)$$

où $J_c(\cdot)$ est une fonction d'énergie qui contraint les grands déplacements estimés $\bar{\mathbf{u}}$ à être proche du champ de vecteur grossier \mathbf{u}_c déterminé par corrélation. Par conséquent, la fonctionnelle $J_c(\cdot)$ est définie comme la distance quadratique entre la solution et une collection de vecteurs déterminés à partir de corrélations $\mathbf{u}_c^i = (u^i, v^i)$ localisés aux points $\mathbf{s}^i = (x^i, y^i)$ et influençant leurs voisins selon une loi de distribution gaussienne bi-dimensionnelle $\mathcal{N}^i(\mathbf{s}^i - \mathbf{s})$ de variance σ ,

$$J_c(\bar{\mathbf{u}}, \mathbf{u}_c) = \gamma \int_{\Omega} \sum_{i=1}^K g^i \mathcal{N}^i(\mathbf{s}^i - \mathbf{s}) \|\mathbf{u}_c^i - \mathbf{u}(\mathbf{s})\|^2 ds. \quad (6)$$

Dans cette expression, g^i et γ représentent respectivement le facteur de confiance et la fonction de poids.

Le problème de minimisation est conduit séquentiellement. Dans une première étape, les grands déplacements $\bar{\mathbf{u}}$ sont estimés tandis que la composante \mathbf{u}' est fixée à zéro. L'équation 5 est alors réduite à $J(\bar{\mathbf{u}}) = J_d(I, \bar{\mathbf{u}}) + J_r(\bar{\mathbf{u}}) + J_c(\bar{\mathbf{u}}, \mathbf{u}_c)$. Une version analogue à la minimisation multigrille alternée proposée par Mémin & Pérez. (2002) et Corpetti *et al.* (2002) est utilisée. Un fois le minimum atteint, la seconde étape consiste à estimer les incréments des petits déplacements tandis que la composante $\bar{\mathbf{u}}$ est gelée. Plus précisément, $\bar{\mathbf{u}}$ est utilisé pour dériver une expression du modèle d'attache aux données $J_d(\cdot)$ compensée en déplacements et pour exprimer la régularisation div-curl en termes d'incrément de déplacements $\mathbf{d} - \bar{\mathbf{u}}$. Comme la fonctionnelle $J_c(\cdot)$ ne dépend pas des incréments des petits déplacements, elle est retirée. Par conséquent, lors de cette étape de raffinement, nous retrouvons l'estimateur dédié aux écoulements proposé par Corpetti *et al.* (2002, 2006).

4 Résultats et discussions

Un première validation de l'approche proposée est effectuée sur des images synthétiques construites à partir d'une simulation numérique directe (DNS). Cette séquence, proposée par C. Kähler de l'université TU Braunschweig, a été utilisée lors du dernier PIV Challenge 2005 (case B). Elle représente un décollement laminaire mettant en jeu de grandes vitesses dans sa partie basse avec de forts gradients de vitesse. La séquence temporelle synthétique contient

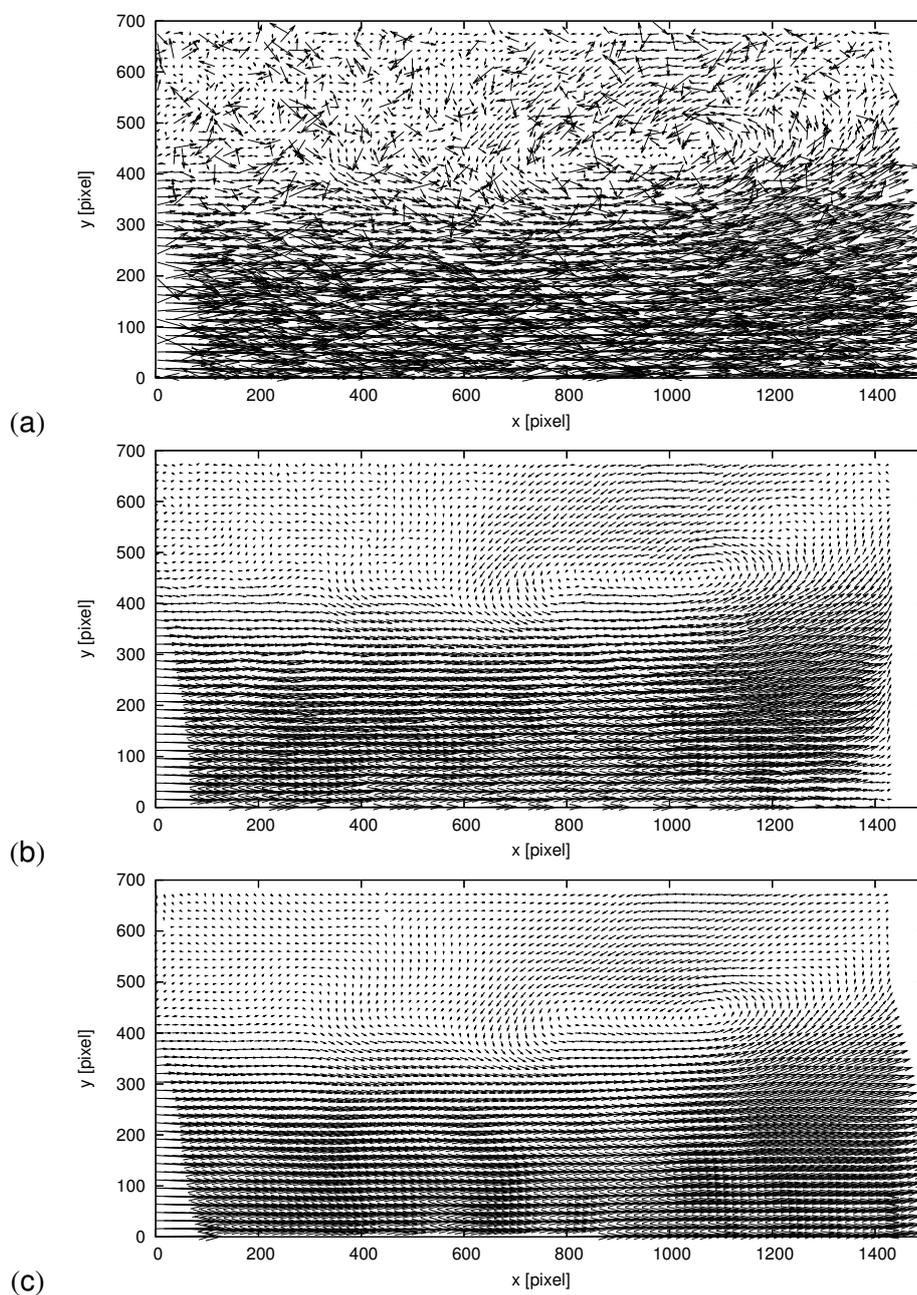


FIG. 1 – PIV Challenge 2005, cas B proposé par C. Kähler (Images synthétiques de particules construites à partir d'une DNS d'une séparation laminaire). Champ de vecteurs instantanés obtenus avec : (a), Méthode de corrélation sans post-traitement ; (a), Méthode de flot-optique dédiée au fluides (Corpetti *et al.*, 2006) ; (c), Approche collaborative corrélation-flot optique.

120 images. Afin d'étudier l'influence du rapport signal sur bruit sur la précision des mesures, la puissance du laser virtuel est réduite par pallier en fonction du temps, le rapport signal sur bruit décroissant en fonction du temps. Le couple d'images considéré dans la présente étude correspond à la fin de la séquence temporelle, pour laquelle les images sont fortement bruitées (codées sur seulement 8 niveaux de gris).

La figure 1 présente les champs de vecteurs obtenus avec une technique de corrélation, avec une méthode de flot optique dédié aux fluides (Corpetti *et al.*, 2006), et avec l'approche collaborative proposée dans cette étude. La technique de corrélation qui a été utilisée est celle du logiciel commercial Davis 6.2 de LaVision. Un algorithme multipasses avec une fenêtre d'interrogation finale de taille 32×32 px² et 50 % de recouvrement a été mis en œuvre. Les vecteurs faux peuvent facilement être identifiés avec un filtre médian et remplacés par la médiane. Le champ de vitesse obtenu par corrélation et présenté figure 1, n'a bénéficié d'aucun post-traitement. Bien que très bruité, il contient l'information des grandes échelles en particulier dans la partie inférieure de l'écoulement. La technique de flot optique fournit une solution plus lisse mais ne trouve pas les grands déplacements dans la partie basse en sortie d'écoulement. Comme discuté en introduction, ce problème est lié à la multirésolution qui gomme les particules ayant une grande vitesse. Enfin, la méthode collaborative proposée, estime un champ de vitesse dense, non bruité, contenant les grands déplacements. Ce résultat montre la robustesse de cette nouvelle méthode qui permet de débruiter une initialisation tout en densifiant le champ des vitesses. Une analyse complète quantitative et plus exhaustive de cette nouvelle approche collaborative est présentée dans Heitz *et al.* (2007a) ainsi que dans Heitz *et al.* (2007b). Il y est en particulier montré que la technique collaborative permet d'élargir la dynamique spectrale du champ de vecteurs estimés. Le lecteur y trouvera également une discussion sur la sensibilité de la méthode au bruit contenu dans le champ de corrélation initial.

Enfin, l'approche collaborative a également été évaluée sur des images de particules d'écoulements réels. Dans cette expérience les particules sont de petites tailles, i.e. de un à deux pixels de diamètres. La figure 2 présente les résultats obtenus par la méthode de flot optique de Corpetti *et al.* (2006) ainsi que par la présente approche collaborative. Les grands déplacements de la zone d'écoulement potentiel du sillage sont sous estimés par le flot-optique. En raison de la caractéristique *globale* de la technique, les erreurs se propagent dans l'ensemble de la zone de sillage. L'approche collaborative fournit au niveau des grandes échelles un champ de vitesse conforme à celui de la corrélation, avec une densification de l'information vers les petites échelles contenues dans l'écoulement.

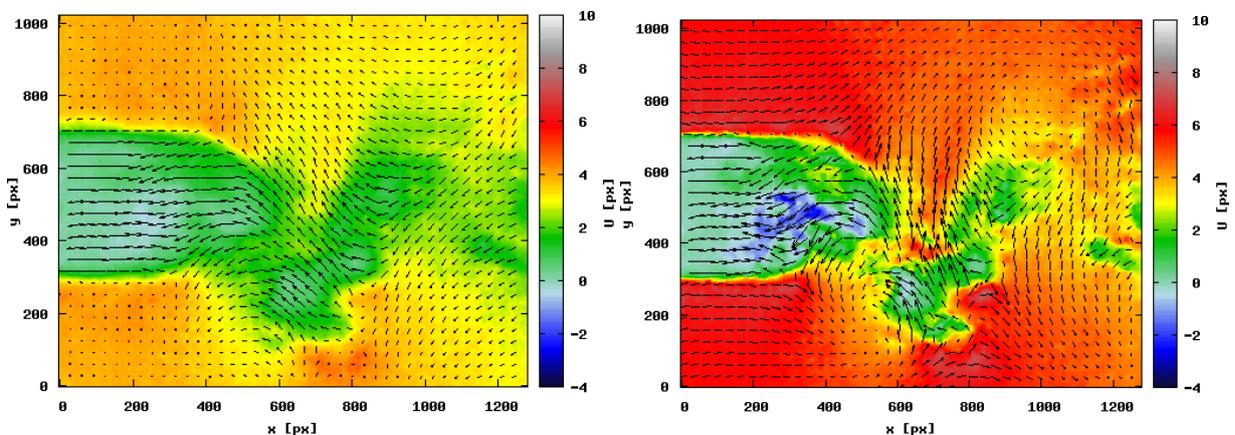


FIG. 2 – Champ de vitesse instantanée, dans le sillage d'un cylindre à $Re = 3900$, obtenus par : A gauche, flot-optique ; A droite, méthode collaborative.

Références

- Bergen, J., Anandan, P., Anna, K. & Hingorani, R. 1992 Hierarchical model-based motion estimation. In *Proc. Europ. conf. Computer Vision* (ed. G. Sandini), pp. 237–252. Springer-Verlag.
- Bertero, M., Poggio, T. & Torre, V. 1988 Ill-posed problems in early vision. *Proceedings of the IEEE* **76** (8), 869–889.
- Bigün, J. & Granlund, G. 1988 Optical flow based on the inertia matrix in the frequency domain. In *Proc. SSAB Symposium on Picture Processing*. Lund, Sweden.
- Black, M. & Anandan, P. 1996 The robust estimation of multiple motions : Parametric and piecewise-smooth flow fields. *Computer Vision and Image Understanding* **63** (1), 75–104.
- Bruhn, A., Weickert, J. & Schnörr, C. 2005 Lucas/Kanade meets Horn/Schunck : combining local and global optic flow methods. *International Journal of Computer Vision* **63** (3), 211–231.
- Corpetti, T., Heitz, D., Arroyo, G., Mémin, E. & Santa-Cruz, A. 2006 Fluid experimental flow estimation based on an Optical-flow scheme. *Exp. in Fluids* **40**, 80–97.
- Corpetti, T., Mémin, E. & Pérez, P. 2002 Dense estimation of fluid flows. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **24** (3), 365–380.
- Heitz, D., Héas, P., Navaza, V., Carlier, J. & Mémin, E. 2007a Spatio-temporal correlation-variational approach for robust optical flow estimation. In 7th *International Symposium on Particle Image Velocimetry - PIV2007*. Roma.
- Heitz, D., Navaza, V. & Carlier, J. 2007b Final report on the evaluation of the tasks of the workpackage 2, Fluid project deliverable 5.4. European Project 'Fluid image analysis and description' (FLUID) – <http://www.fluid.irisa.fr/>.
- Horn, B. & Schunck, B. 1981 Determining optical flow. *Artificial Intelligence* **17**, 185–203.
- Lucas, B. & Kanade, T. 1981 An iterative image registration technique with application to stereo vision. In *Proc. Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 674–679. Vancouver, Canada.
- Mémin, E. & Pérez, P. 2002 Hierarchical estimation and segmentation of dense motion fields. *Int. J. Computer Vision* **46** (2), 129–155.
- Ruhnau, P., Kohlberger, T., Schnörr, C. & Nobach, H. 2005 Variational optical flow estimation for particle image velocimetry. *Exp. in Fluids* **38**, 21–32.
- Suter, D. 1994 Motion estimation and vector splines. In *Proc. Conf. Comp. Vision Pattern Rec.*, pp. 939–942. Seattle, USA.