

Appariement dense, flot optique, stéréovision

Aurélien Plyer, Guy Le Besnerais



INSTITUT
d'OPTIQUE
GRADUATE SCHOOL
ParisTech

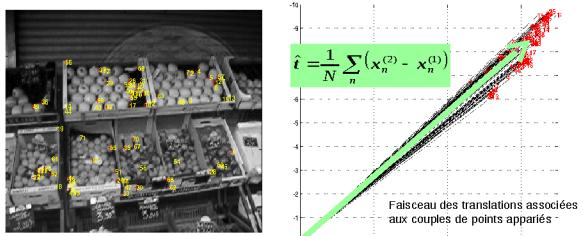
ONERA
THE FRENCH AEROSPACE LAB

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 1

Solution cours 1

- Appariement de points d'intérêt (Harris)
- Translation moyenne estimée aux moindres carrés

Détail : appariement entre les images 1 et 2 de la séquence "épicerie"



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 4

Plan

- Recalage dense (paramétrique)
- Mouvements inter-image
- Flot optique
- Stéréo dense

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 2

Recalage d'image : encore l'épicerie...



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 3

Autre approche : compensation de mouvement

- Trouver le mvt 2D qui rend les images superposables



Image I_1



Image I_2

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 5

Autre approche : compensation de mouvement

- Trouver le mvt 2D qui rend les images superposables



Image $I_1 - I_2$

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 6

Autre approche : compensation de mouvement

- Trouver le mvt 2D qui rend les images superposables
 - On cherche la translation pour minimiser la différence d'image

$$\hat{\mathbf{t}} = \arg \min_{\mathbf{t}} \sum_x (I_1(x) - I_2(x + \mathbf{t}))^2$$



Image $I_1 - I_2$



Image $I_1(x) - I_2(x + \hat{\mathbf{t}})$

⚠ résidus non linéaires en \mathbf{t}
⇒ optimisation itérative

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 7

Généralisation : déformation d'image

- Cas affine $(\hat{\mathbf{A}}, \hat{\mathbf{t}}) = \arg \min_{\mathbf{A}, \mathbf{t}} \sum_x (I_1(x) - I_2(\mathbf{Ax} + \mathbf{t}))^2$

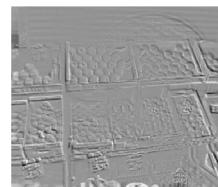


Image $I_1(x) - I_2(x + \hat{\mathbf{t}})$



Image $I_1(x) - I_2(\hat{\mathbf{A}}x + \hat{\mathbf{t}})$

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 10

Mise en œuvre : Gauss-Newton

- Minimiser itérativement une différence d'images

$$J(\mathbf{t}) = \sum_x (I_1(x) - I_2(x + \mathbf{t}))^2$$

- Algorithme de Gauss-Newton

- Initialisation : $\hat{\mathbf{t}}_0 = 0$

- Connaissant $\hat{\mathbf{t}}_{n-1}$, on cherche $\hat{\mathbf{t}}_n = \hat{\mathbf{t}}_{n-1} + \delta\mathbf{t}$

- Développement des résidus au premier ordre

$$J(\delta\mathbf{t}) = \sum_x (I_1(x) - I_2(x + \hat{\mathbf{t}}_{n-1}) - \nabla I_2(x + \hat{\mathbf{t}}_{n-1})^T \delta\mathbf{t})^2$$

- Résolution en $\delta\mathbf{t}$ linéaire

$$\mathbf{M}_n \delta\mathbf{t} = \mathbf{c}_n$$

CoursIM3D - UNERHA - IOGS 3A - I 8

Généralisation : déformation d'image

- Cas affine
- Cas général (*image warping*)

$$\hat{\mathbf{p}} = \arg \min_{\mathbf{p}} \sum_x (I_1(x) - I_2(\mathbf{w}(x; \mathbf{p})))^2$$

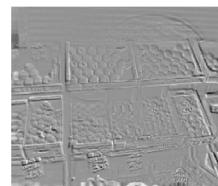


Image $I_1(x) - I_2(x + \hat{\mathbf{t}})$



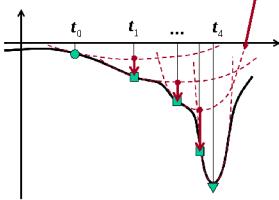
Image $I_1(x) - I_2(\hat{\mathbf{A}}x + \hat{\mathbf{t}})$

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - I 11

Gauss-Newton : comment ça marche

$$J(\mathbf{t}) = \sum_x (I_1(x) - I_2(x + \mathbf{t}))^2$$

$$J(\delta\mathbf{t}) = (\delta\mathbf{t} - \hat{\delta\mathbf{t}}_n)^T \mathbf{M}_n^T \mathbf{M}_n (\delta\mathbf{t} - \hat{\delta\mathbf{t}}_n)$$



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 9

Mise en œuvre : Gauss-Newton

- Minimiser itérativement une différence d'images

$$\min_p \sum_x (I_1(x) - I_2(\mathbf{w}(x; p)))^2$$

- Algorithme de Gauss-Newton

- Initialisation : $\hat{\mathbf{p}}_0$

- Connaissant $\hat{\mathbf{p}}_{q-1}$, on cherche un incrément $\delta\mathbf{p}$

- Développement des résidus au premier ordre

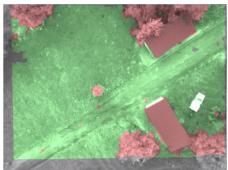
$$\sum_x \left| I_1(x) - I_2(\mathbf{w}(x; \hat{\mathbf{p}}_{q-1}) - \nabla I_2(x) \frac{\partial \mathbf{w}}{\partial p} \Big|_{\hat{\mathbf{p}}_{q-1}} \delta\mathbf{p} \right|^2$$

- Résolution en $\delta\mathbf{p}$ linéaire

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 12

Limites des modèles paramétriques

- Ces modèles décrivent bien le mouvement image global dû au déplacement de la caméra mais pas les effets stéréoscopiques liés au relief ni les mouvements locaux des objets mobiles dans la scène



- Scène fixe et translation caméra : effets stéréo



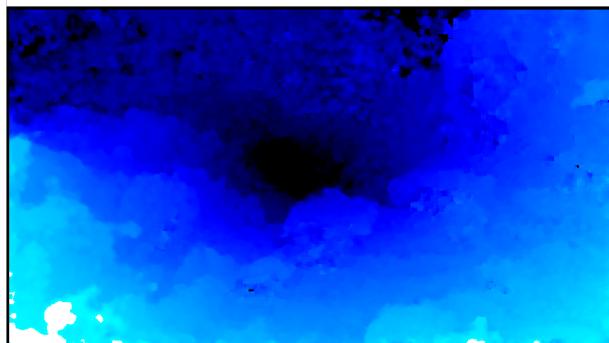
Plan

- Recalage dense (paramétrique)
- Mouvements inter-image
- Flot optique
- Stéréo dense

CoursIM3D – ONERA–IOGS 3A-T 14

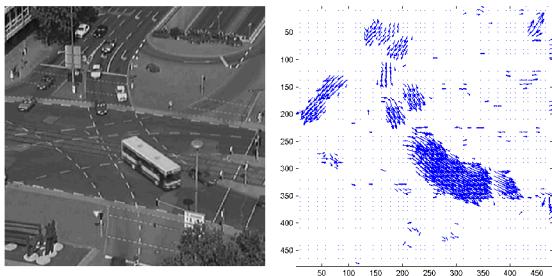
- Scène fixe et translation caméra : effets stéréo

Norme du déplacement



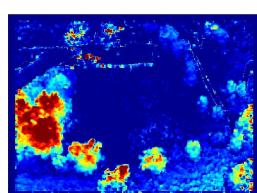
Mouvements inter-images

- Point de vue fixe et objets mobiles



CoursIM3D – ONERA–IOGS 3A-T 15

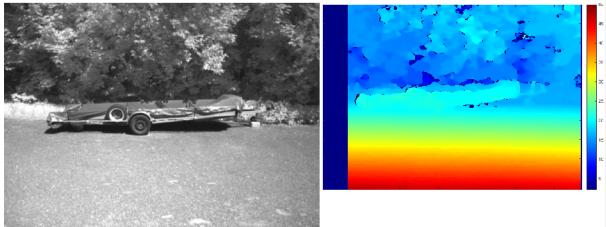
- Utilisation caméra frontale d'un drone
Application au suivi de terrain



Images et traitement ONERA

CoursIM3D – ONERA–IOGS 3A-T18

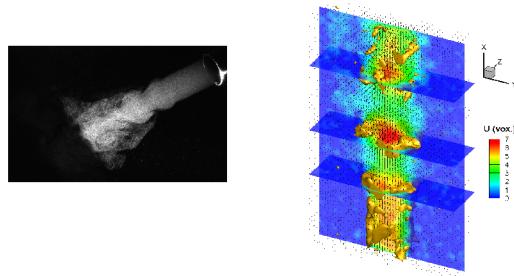
- Cas particulier : banc stéréo rectifié



Images ONERA, traitement SGBM (OpenCV)

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 19

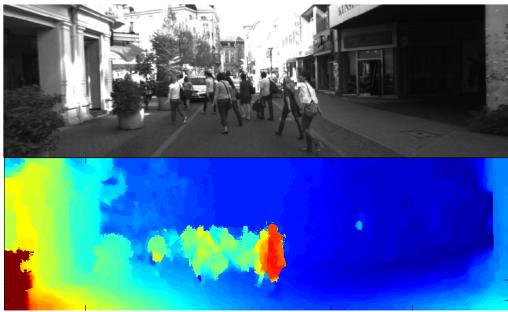
- Vélocimétrie de particules 3D



Images et traitement ONERA

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 22

- Translation caméra, scène fixe et objets mobiles



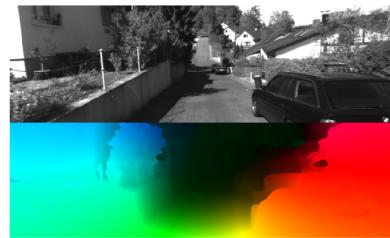
Images kitti www.cvlibs.net/datasets/kitti/

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 20

Estimation de mouvement inter-image : deux contextes

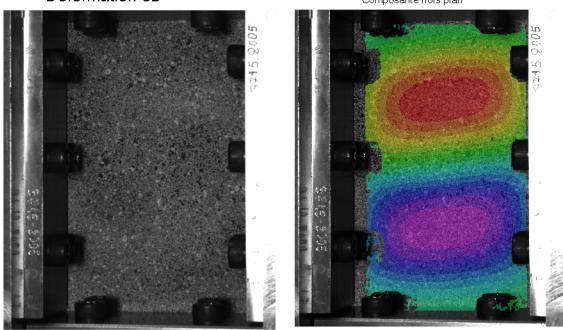
- Flot optique

$$x \rightarrow x + u(x) = \begin{bmatrix} x + u(x)_x \\ y + v(x)_y \end{bmatrix}$$
 - Champ de mouvement à deux composantes
 - Mouvement différentiel souvent subpixellique
 - Applications : odométrie, détection mobiles, déformation, vélocimétrie, etc.



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 23

- Déformation 3D



Etude du flamboiement d'un matériau (ONERA, traitement vic3D)

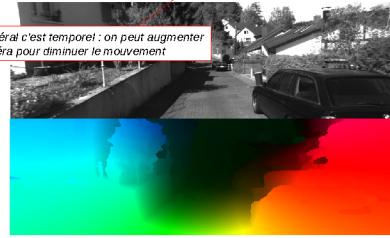
CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 21

Estimation de mouvement inter-image : deux contextes

- Flot optique

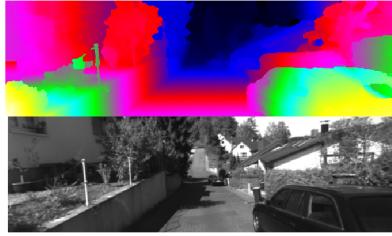
$$x \rightarrow x + u(x) = \begin{bmatrix} x + u(x)_x \\ y + v(x)_y \end{bmatrix}$$
 - Champ de mouvement à deux composantes
 - Mouvement différentiel souvent subpixellique
 - Applications : odométrie, détection mobiles, déformation, vélocimétrie, etc.

Parce qu'en général c'est temporel : on peut augmenter la cadence caméra pour diminuer le mouvement



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 24

Estimation de mouvement inter-image : deux contextes



- Stéréo
 - Champ de mouvement scalaire (disparité si rectifié)
 - Cadre classique : mouvement pixellique important
 - Application : reconstruction 3D

$$x \rightarrow \begin{bmatrix} x + u(x) \\ y + v(x) \end{bmatrix}$$

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 25

Estimation de mouvement inter-image : deux contextes

- Flot optique

$$x \rightarrow x + u(x) = \begin{bmatrix} x + u(x) \\ y + v(x) \end{bmatrix}$$
 - Champ de mouvement à deux composantes
 - Mouvement différentiel souvent subpixellique
 - Applications : odométrie, détection mobiles, déformation, vélocimétrie, etc.

$$\forall x \quad I_1(x) \approx I_2(x + u(x))$$

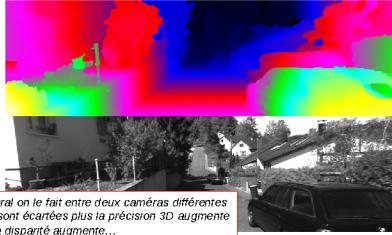
$$I_L(x) \approx I_R(x + \begin{bmatrix} d(x) \\ 0 \end{bmatrix})$$

Une constante : la conservation de l'intensité

- Stéréo
 - Champ de mouvement scalaire (disparité si rectifié)
 - Cadre classique : mouvement pixellique important
 - Application : reconstruction 3D

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 28

Estimation de mouvement inter-image : deux contextes



Parce qu'en général on le fait entre deux caméras différentes et que plus elles sont écartées plus la précision 3D augmente mais aussi plus la disparité augmente...

- Stéréo
 - Champ de mouvement scalaire (disparité si rectifié)
 - Cadre classique : mouvement pixellique important
 - Application : reconstruction 3D

$$x \rightarrow \begin{bmatrix} x + u(x) \\ y + v(x) \end{bmatrix}$$

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 28

Conservation de l'intensité

$$I_1(x) \approx I_2(x + u(x))$$

- L'idée : les différences entre deux images peuvent s'expliquer par des "mouvement de pixels"
 - Souvent vrai dans les vidéos
 - Exceptions nombreuses mais localisées



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 29

Estimation de mouvement inter-image : deux contextes

- Flot optique

$$x \rightarrow x + u(x) = \begin{bmatrix} x + u(x) \\ y + v(x) \end{bmatrix}$$
 - Champ de mouvement à deux composantes
 - Mouvement différentiel souvent subpixellique
 - Applications : odométrie, détection mobiles, déformation, vélocimétrie, etc.



- Stéréo
 - Champ de mouvement scalaire (disparité si rectifié)
 - Cadre classique : mouvement pixellique important
 - Application : reconstruction 3D

$$x \rightarrow \begin{bmatrix} x + d(x) \\ y \end{bmatrix}$$

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 27

Conservation de l'intensité

$$I_1(x) \approx I_2(x + u(x))$$

- L'idée : les différences entre deux images peuvent s'expliquer par des "mouvement de pixels"
 - Souvent vrai dans les vidéos
 - Exceptions nombreuses mais localisées



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 30

Conservation de l'intensité

$$I_1(x) \approx I_2(x + u(x))$$

- L'idée : les différences entre deux images peuvent s'expliquer par des "mouvement de pixels"
 - Souvent vrai dans les vidéos
 - Exceptions nombreuses mais localisées

Cette équation est classiquement présentée sous forme différentielle

$$I_1(x) - I_2(x) - \nabla I_2 \cdot \delta u = 0$$

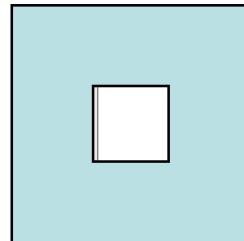
$$\text{ou } \frac{\partial I}{\partial t} + \nabla I \cdot \delta u = 0$$

et est appelée "équation du flot optique" ("optical flow constraint")



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 31

Problème d'ouverture



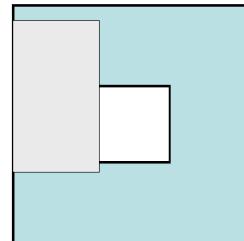
CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 34

Plan

- Recalage dense (paramétrique)
- Mouvements inter-image
- Flot optique**
- Stéréo dense

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 32

Problème d'ouverture



Le mouvement d'un point de contour n'est pas entièrement observable

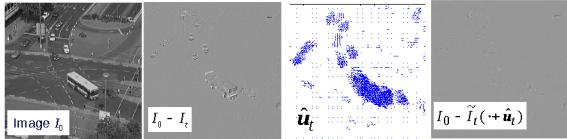
CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 35

Comment estimer le flot optique ?

Problème sous-déterminé !

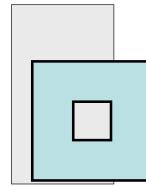
- Réponse 1
 - Chercher le champ de vecteur qui permet de superposer au mieux les deux images

$$\min_{\mathbf{u}_t} \int (I_0(x) - I_t(x + \mathbf{u}_t(x))^2 dx$$



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 33

Problème d'ouverture



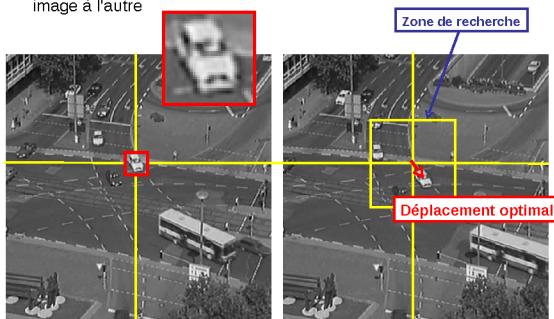
Le mouvement d'un point de zone homogène n'est pas observable du tout...

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 36

Recalage de fenêtre locale

(Block matching)

- Rechercher une fenêtre, contenant des éléments contrastés, d'une image à l'autre

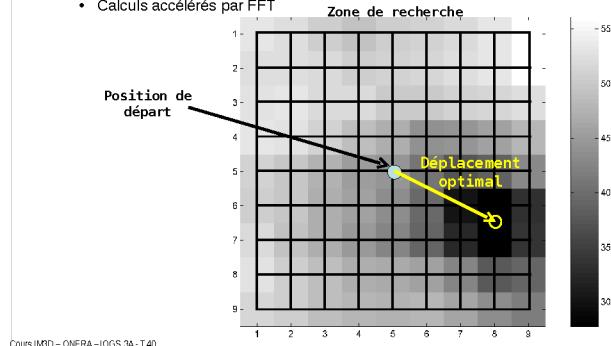


CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 37

Méthodes de calcul du déplacement

- Recherche exhaustive

- Calculs accélérés par FFT



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 40

Recalage de fenêtre locale

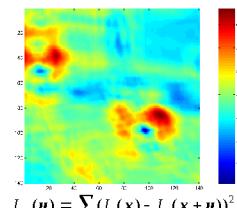


Zone de recherche



Ca commence à nous rappeler quelque chose...

Carte de scores SSD

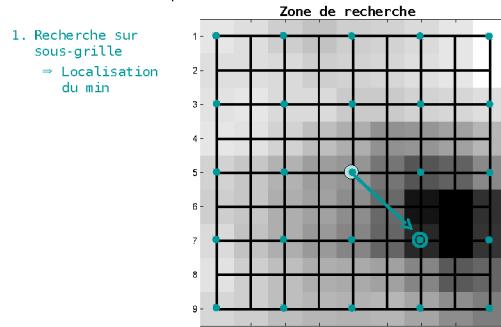


$$J_W(\mathbf{u}) = \sum_{x \in W} (I_1(x) - I_2(x + \mathbf{u}))^2$$

CoursIM3D - UNERIA - IOGS 3A-T 38

- Recherche logarithmique 2D

- Utilisée en compression vidéo



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 41

Recalage de fenêtre locale

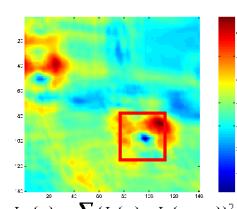


Zone de recherche



Ca commence à nous rappeler quelque chose...

Carte de scores SSD

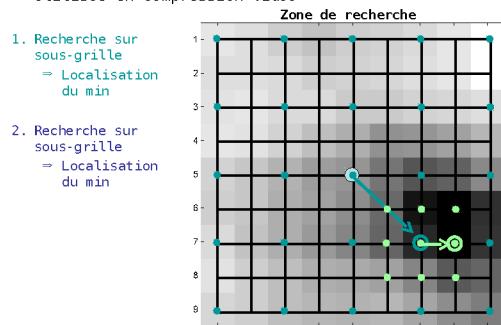


$$J_W(\mathbf{u}) = \sum_{x \in W} (I_1(x) - I_2(x + \mathbf{u}))^2$$

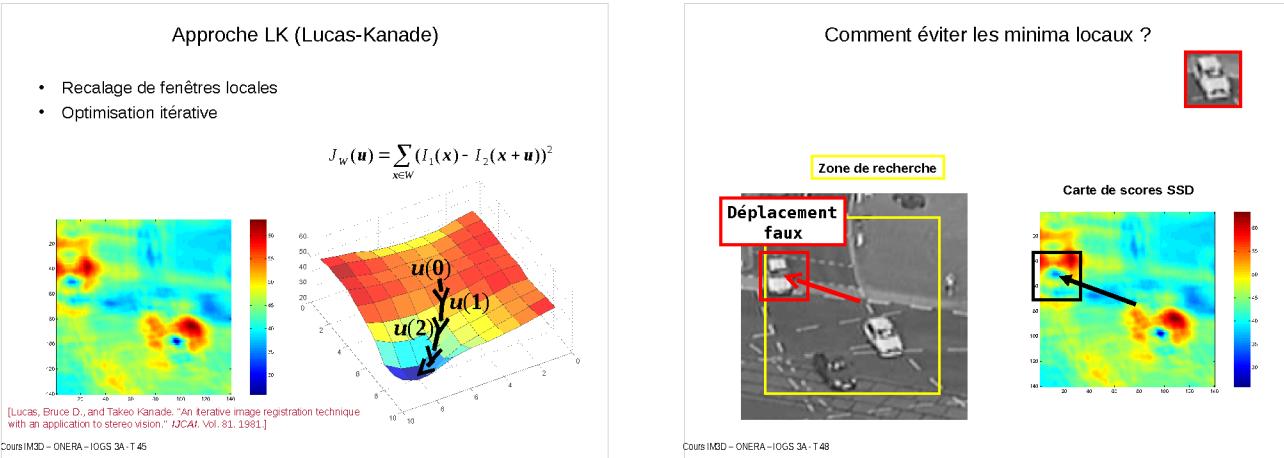
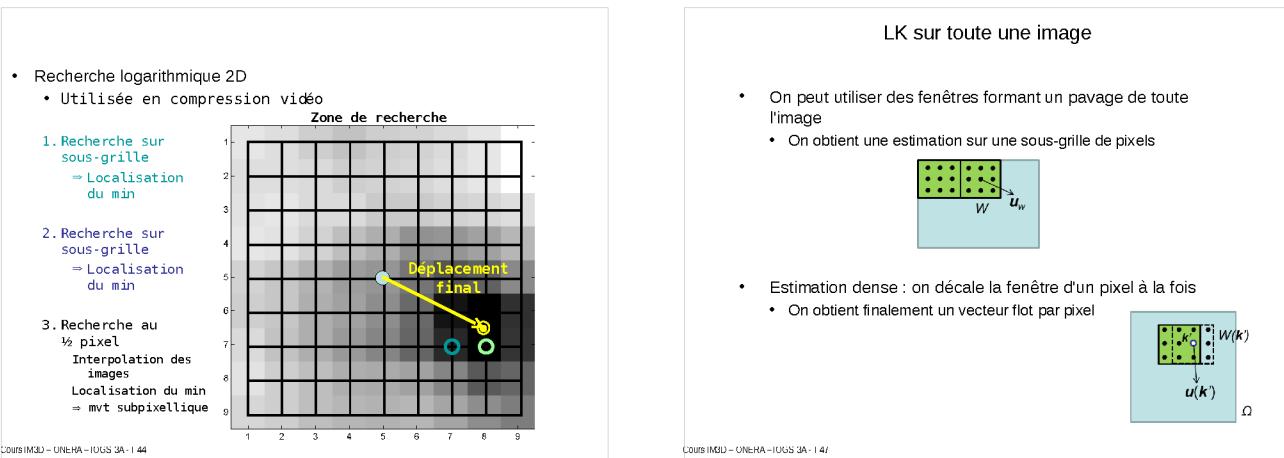
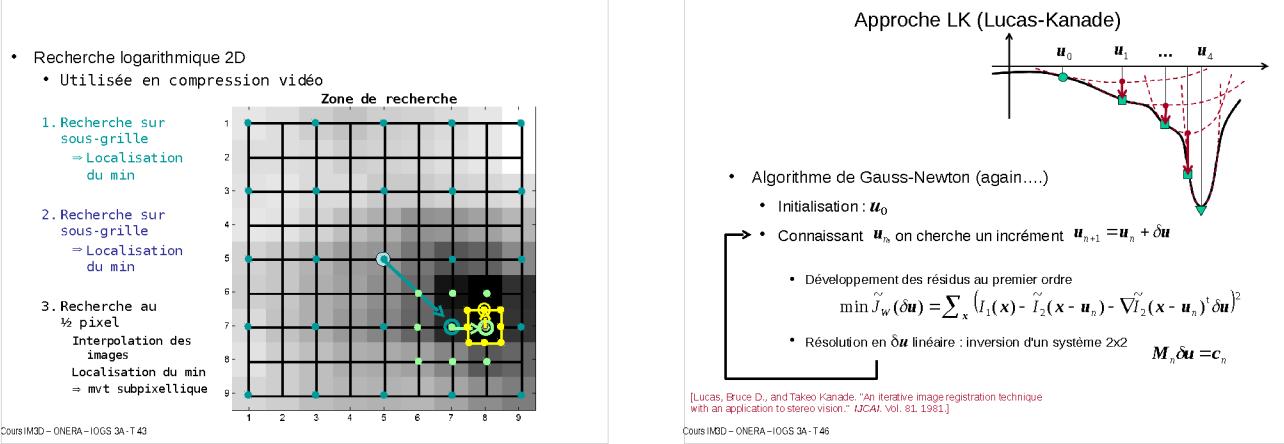
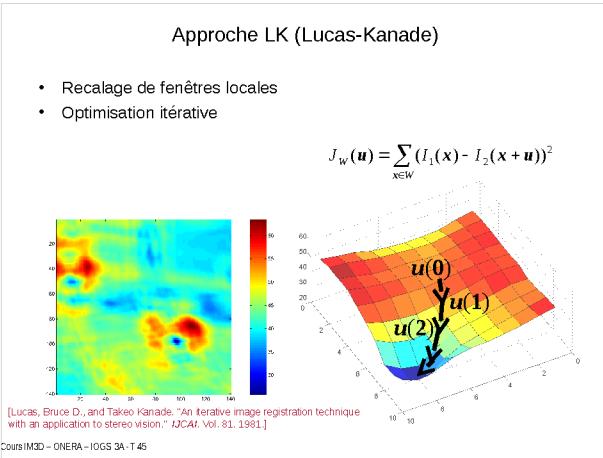
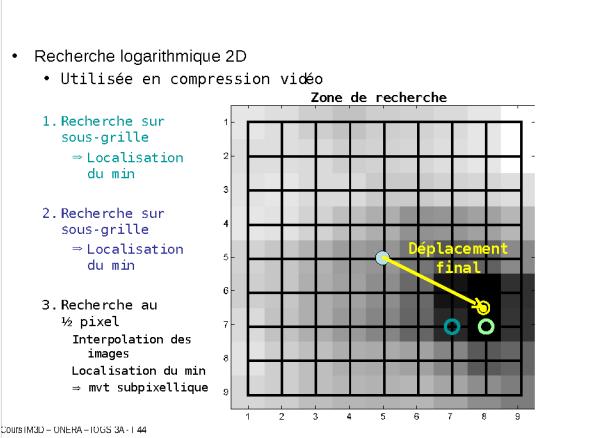
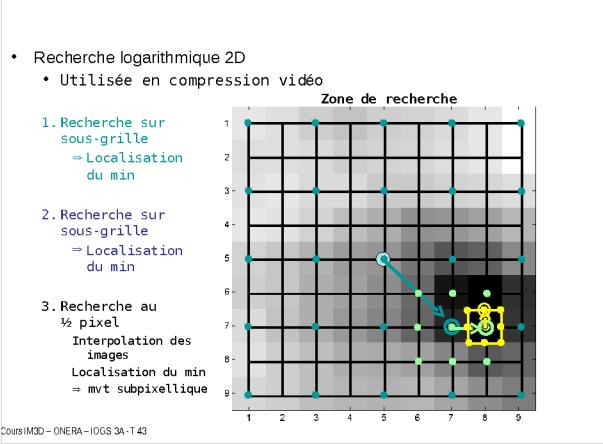
CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 39

- Recherche logarithmique 2D

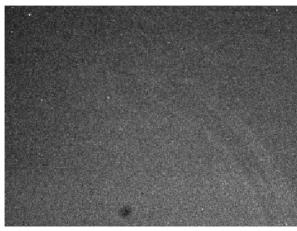
- Utilisée en compression vidéo



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 42



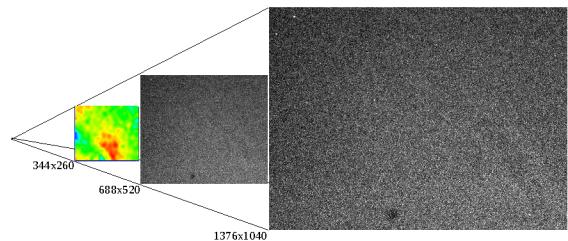
Un exemple en mécanique des fluides :
images PIV d'un vortex (ONERA)



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T49

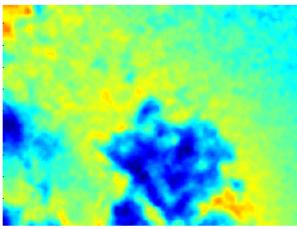
Approche multirésolution

- Utilise les pyramides d'images (cf. cours d'introduction)
- Stratégie d'optimisation "coarse-to-fine"
 - On initialise à l'échelle la plus grossière



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T52

Norme de la vitesse estimée par LK

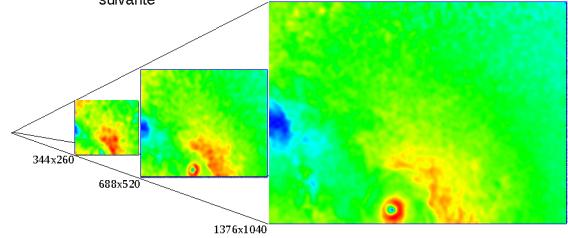


Mmm... c'est pas l'idée qu'on se fait
d'un vortex

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T50

Approche multirésolution

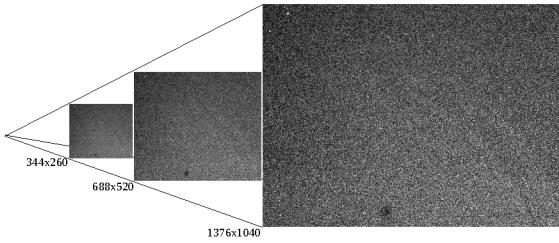
- Utilise les pyramides d'images (cf. cours d'introduction)
- Stratégie d'optimisation "coarse-to-fine"
 - On initialise à l'échelle la plus grossière
 - L'estimation à une échelle sert à initialiser l'échelle plus fine suivante



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T53

Approche multirésolution

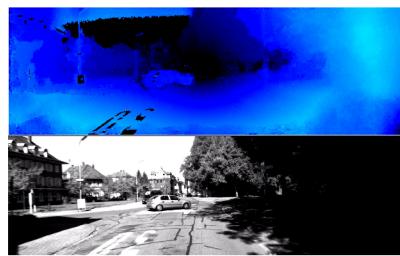
- Utilise les pyramides d'images (cf. cours d'introduction)



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T51

Une version très rapide du LK dense

- eFOLKI : LK dense "temps réel"
 - Préfiltrage pour la robustesse
 - Implémentation GPU
 - Traitement fullHD en moins de 20ms

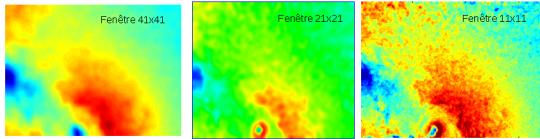


[Images kitti www.cvlibs.net/datasets/kitti/
Traitement A. Piyer et al. ONERA, 2009-2014]

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T54

Approches locales : résumé

- Méthodes basées sur le recalage de fenêtres locales
- Avantages
 - Simplicité, peu de paramètres (taille de fenêtre)
 - Implémentations rapides (convergence très rapide)
 - Universelles



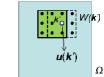
- Inconvénients
 - Limites : discontinuités de mouvement, les petits objets rapides, etc.
 - Peu de paramètres : pas de bcp de possibilité d'amélioration

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 55

Comment estimer le flot optique ?

- Réponse 1
 - le champ de vecteur qui permet de superposer les deux images

$$\min_u \int (I_0(x) - I_t(x + u(x)))^2 dx \quad (1)$$



- Réponse 2 : approche locale (Lucas-Kanade)
 - Champ de vecteur par recalage de fenêtres locales

$$\min_u J(u) = \int (I_t(x) - I_0(x + u(x)))^2 dx + \lambda \int \|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2 dx$$

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 56

Comment estimer le flot optique ?

- Réponse 1
 - le champ de vecteur qui permet de superposer les deux images

$$\min_u \int (I_0(x) - I_t(x + u(x)))^2 dx \quad (1)$$

- Réponse 2 : approche locale (Lucas-Kanade)
 - Champ de vecteur par recalage de fenêtres locales



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 56

Approche globale régularisée

- Critère global régularisé

$$J(u) = \int (I_t(x) - I_0(x + u(x)))^2 dx + \lambda \underbrace{\int \|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2 dx}_{R(u)}$$



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 59

Comment estimer le flot optique ?

- Réponse 1
 - le champ de vecteur qui permet de superposer les deux images

$$\min_u \int (I_0(x) - I_t(x + u(x)))^2 dx \quad (1)$$

- Réponse 2 : approche locale (Lucas-Kanade)
 - Champ de vecteur par recalage de fenêtres locales



- Réponse 3 : approche globale
 - Un champ de vecteur qui minimise (1) tout en étant le plus lisse possible

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 57

Approche globale régularisée

- Critère global régularisé

$$J(u) = \int (I_t(x) - I_0(x + u(x)))^2 dx + \lambda \underbrace{\int \|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2 dx}_{R(u)}$$

- Résolution itérative (Gauss-Newton !) $u_{n+1} = u_n + \delta u$
 $J(\delta u) = \int (I_t(x) - I_0(x + u_n) - \nabla I^T \delta u)^2 dx + \lambda R(u)$
- Approches multi-résolution
- Conduit toujours à une solution très lisse
 - Réglage d'un seul paramètre : λ .

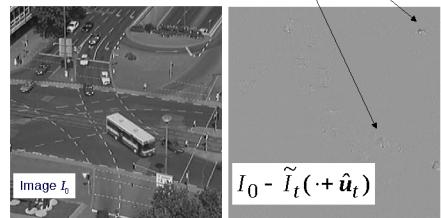
[Horn, Berthold K., and Brian G. Schunck. "Determining optical flow." 1981 Technical symposium east. International Society for Optics and Photonics, 1981.]

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 60

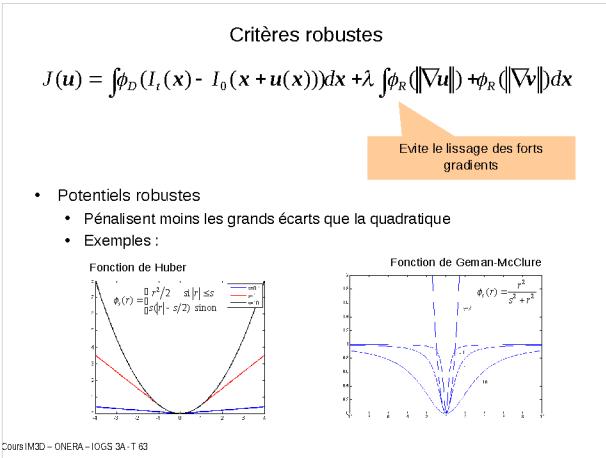
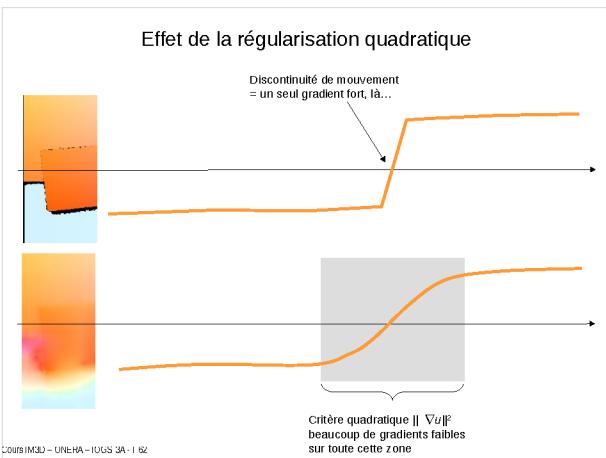


Un autre problème rare et localisé

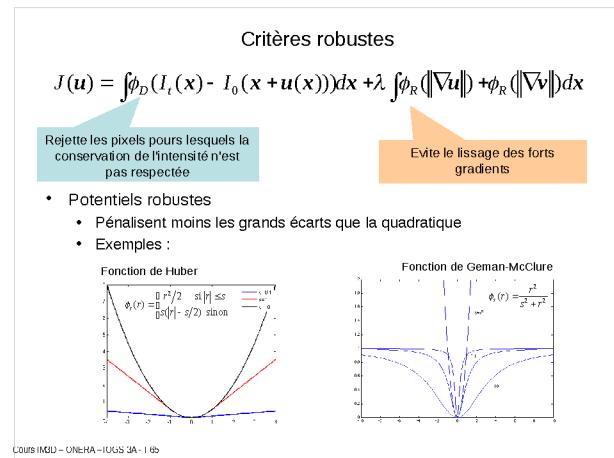
Exceptions à la conservation de l'intensité



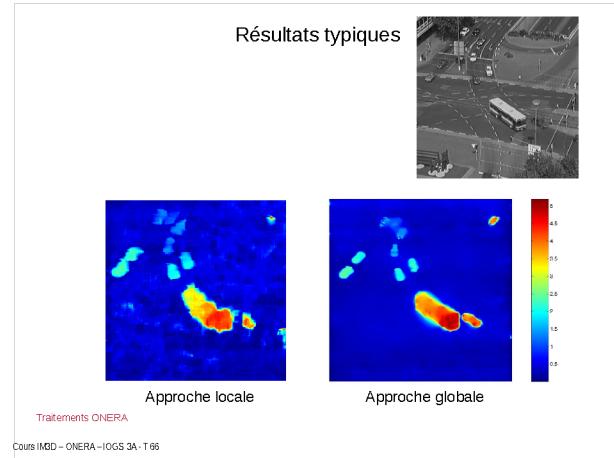
CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 64



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 63

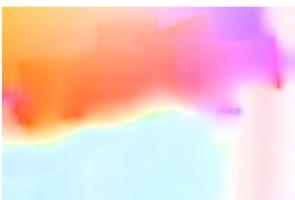


CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 65



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 66

Résultats typiques



Critère quadratique (HS)



Critère robuste (Brox)

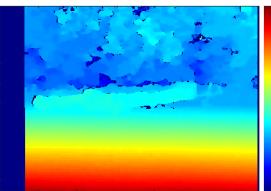
Brox, Thomas, et al. "High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping." Computer Vision-ECCV 2004. Springer Berlin Heidelberg, 2004. 25-36.

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 67

Stéréo dense

$$x \rightarrow \begin{bmatrix} x + d(x) \\ y \end{bmatrix}$$

- Dans la suite, on considère uniquement le cas rectifié
- ⇒ Estimation d'un champ de déplacement scalaire : la disparité

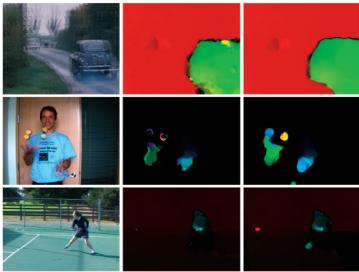


Images OHNERA, traitement SGBM (OpenCV)

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 70

Flot et primitives

- L'approche multirésolution est efficace mais élimine les détails fins qui bougent trop rapidement (ex. une balle de tennis)
- Idée : combiner flot optique et appariement de primitives



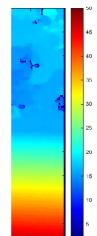
Brox, Thomas, and Jitendra Malik. "Large displacement optical flow: descriptor matching in variational motion estimation." *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* 33.3 (2011): 500-513.

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - I 88

Stéréo dense

$$x \rightarrow \begin{bmatrix} x + d(x) \\ y \end{bmatrix}$$

- Dans la suite, on considère uniquement le cas rectifié
- ⇒ Estimation d'un champ de déplacement scalaire : la disparité



- La disparité est souvent importante
 - On recherche d'abord un appariement pixellique (i.e. une disparité entière)
 - On affine la disparité en subpixellique ensuite
- En général, stéréo = problème d'optimisation discrète (combinatoire)

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - I 11

Plan

- Recalage dense (paramétrique)
- Mouvements inter-image
- Flot optique
- Stéréo dense

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 69

Recherche 1D le long des épipolaires



- On recherche une solution d'appariement indépendamment sur chaque ligne
- Contraintes actives
 - Unicité

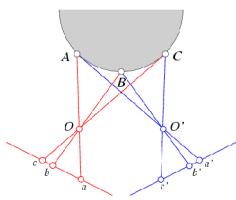


CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 72

Transparent : Y. Boykov

Contrainte d'ordre

- L'ordre des points est en général respecté sur une ligne épipolaire



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 73

Recherche 1D le long des épipolaires

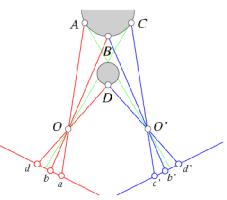
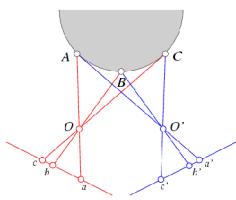
- On recherche une solution d'appariement indépendamment sur chaque ligne
- Contraintes actives
 - Unicité
 - Contrainte d'ordre
 - Continuité par morceaux



Transparent : Y. Boykov

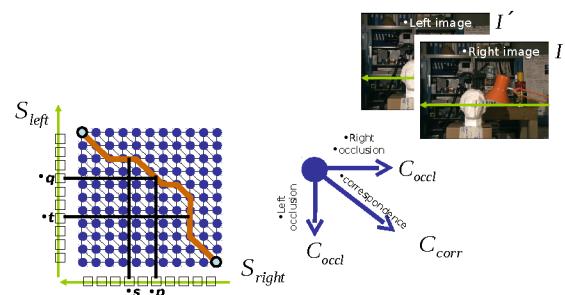
Contrainte d'ordre

- L'ordre des points est en général respecté sur une ligne épipolaire



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 74

Recherche d'un chemin minimal 1D

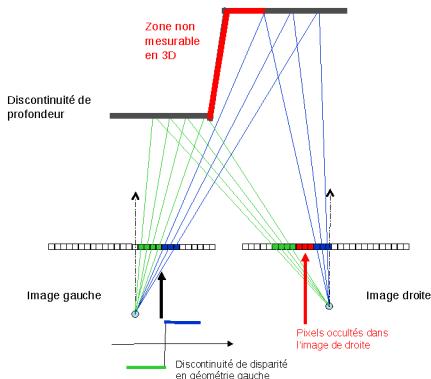


Implémentation par programmation dynamique

Cf. Ohta & Kanade '85, Cox et al. '96

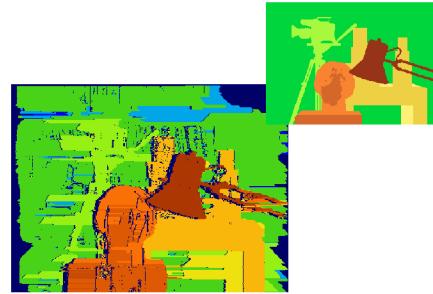
Transparent : Y. Boykov

Discontinuité et occultation



CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 75

Problème de la recherche d'un chemin minimal 1D

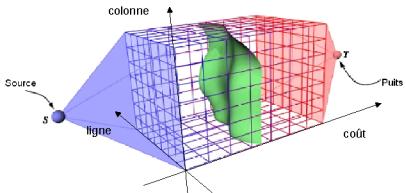


Chaque ligne est traitée indépendamment, cela donne des erreurs en ligne très visibles
=> on gagnerait un peu de continuité verticale...

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A - T 78

Extensions 2D : recherche d'une surface minimale

- Cube de coût



- En général un problème NP complet

- Optimisation approximatives

- Algorithmes de graph cut

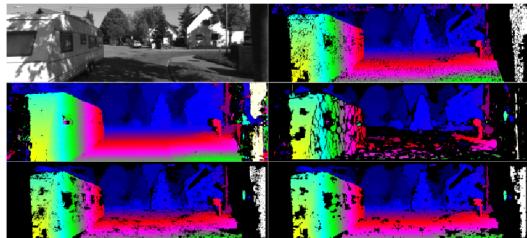
Roy Sébastien, and Ingemar J. Cox. "A maximum-flow formulation of the n-camera stereo correspondence problem." Computer Vision, 1998. Sixth International Conference on. IEEE, 1998.
Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts, PAMI 2001.

- Algorithme SGM (Semi-Global Matching)

Hirschmuller, Heiko. "Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information." Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. Vol. 2. IEEE, 2005.

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 79

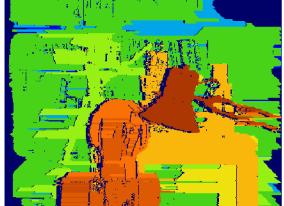
...à tester et comparer pour son problème!



Comparaison ACTF, SGM, BM, ELAS, ELAS2
M. Derome, ONERA

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 82

Résultat



Minimisation 1D



Minimisation 2D (graph cut)

Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih, Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts, PAMI 2001.

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 80

Plan

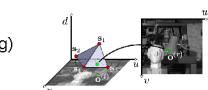
- Recalage dense (paramétrique)
- Mouvements inter-image
- Flot optique
- Stéréo dense
- Conclusion

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 83

Autres idées...

- SGM (Semi-Global Matching)

- Approximation de la minimisation 2D
- Nombreux pré et post-traitements
- Un algorithme de référence actuel



Hirschmuller, Heiko. "Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information." Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. Vol. 2. IEEE, 2005.

Sziranyi, Mihály, and Richard D. Williams. Coarse-to-Fine Stereo Vision with Accurate 3D Boundaries. Image and Vision Computing 28, no. 3 (March 2010).

Gengor, Andreas, Martin Röser, and Raquel Urtasun. "Efficient large-scale stereo matching." Computer Vision - ACCV 2010. Springer Berlin Heidelberg, 2011. 25-39.

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 81

Pour conclure

- L'appariement dense d'images, sous forme flot optique ou stéréo, est un domaine très actif depuis 30 ans
 - Quelques principes
 - Méthodes locales/globales
 - Multirésolution
 - Respect des discontinuités
 - Etc.
 - Beaucoup de recettes
 - préfiltrage de l'image, filtrage médian entre les itérations, shifted window, etc.
 - Des milliers de publications, des dizaines de méthodes...
 - Chacune des avantages/inconvénients
 - Evaluation indispensable
 - Plusieurs sites de comparaison de méthodes, les plus connus :
 - Université de Middlebury : images réelles condition labo
 - <http://vision.middlebury.edu/flow/>
 - Kitti (Karlsruhe) : images réelles de navigation urbaine
 - <http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/>

CoursIM3D - ONERA - IOGS 3A-T 84

Optical flow evaluation results													
Average error	Method	Average			SIFT			HOG			AoS		
		PSNR	SSIM	MSE	PSNR	SSIM	MSE	PSNR	SSIM	MSE	PSNR	SSIM	MSE
Blur													
VF-Flow [38]	4.2	2.69	7.55	1.94	1.87	7.01	1.52	2.15	5.50	1.55	1.07	3.14	1.06
HOOT [11]	9.5	4.87	8.13	2.11	4.24	7.51	1.77	4.22	3.91	1.91	1.26	3.24	1.02
PWNet [16]	12.2	4.10	7.61	2.46	2.33	8.39	2.50	2.81	6.91	2.46	1.67	3.73	0.78
FlowNet [27]	14.3	3.00	7.43	2.29	2.74	7.24	2.06	3.03	6.24	1.40	1.22	3.02	0.76
FlowNet2 [28]	15.5	2.87	7.43	2.29	2.74	7.24	2.06	3.03	6.24	1.40	1.22	3.02	0.76
Compnet [18]	16.5	2.01	8.09	2.03	4.04	7.37	1.90	2.20	6.78	1.81	1.20	3.19	0.74
TCD-Flow [29]	15.1	2.26	7.77	1.87	2.50	7.22	1.71	3.31	6.19	1.40	2.05	2.71	0.74
FlowNet3 [30]	15.1	2.26	7.77	1.87	2.50	7.22	1.71	3.31	6.19	1.40	2.05	2.71	0.74
VLDF-Flow [33]	22.6	2.03	7.67	2.40	2.41	7.74	2.16	2.28	7.63	1.97	2.27	3.65	1.55
Lenn-Marr [17]	25.8	2.11	7.93	2.79	2.42	7.83	2.22	3.41	5.77	2.18	2.33	3.11	1.44
FlowNet2.7 [28]	26.1	2.11	7.93	2.79	2.42	7.83	2.22	3.41	5.77	2.18	2.33	3.11	1.44
FlowNet3 [30]	26.1	2.11	7.93	2.79	2.42	7.83	2.22	3.41	5.77	2.18	2.33	3.11	1.44
VLDF-AL [39]	74.5	2.39	8.75	2.78	2.72	8.95	2.58	2.27	8.74	2.46	2.05	3.37	0.90
LME [17]	24.4	2.15	8.24	2.31	1.95	6.61	1.88	2.02	9.73	2.28	2.31	3.16	1.72
FlowNet2 [27]	24.6	2.08	8.29	2.22	1.97	6.64	2.00	2.45	9.74	2.46	2.30	3.27	1.72
ALDF-Flow [33]	25.2	2.02	7.96	2.14	2.04	6.59	1.91	3.72	9.48	2.40	2.29	3.29	1.72
VLDF-Flow [33]	26.7	2.02	7.96	2.14	2.04	6.59	1.91	3.72	9.48	2.40	2.29	3.29	1.72
VLDF-Flow [33] [38]	36.7	2.37	8.89	2.61	2.28	9.81	2.39	3.43	9.88	2.86	2.28	4.09	1.52
TCD-Flow [29]	27.1	2.10	8.27	2.14	2.05	7.73	2.04	2.22	6.44	1.51	2.61	3.23	1.74
VLDF-Flow [33] [38]	27.1	2.10	8.27	2.14	2.05	7.73	2.04	2.22	6.44	1.51	2.61	3.23	1.74
VLDF-Flow [33] [38] [39]	28.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67] [68]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67] [68] [69]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67] [68] [69] [70]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67] [68] [69] [70] [71]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67] [68] [69] [70] [71] [72]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67] [68] [69] [70] [71] [72] [73]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [47] [48] [49] [50] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58] [59] [60] [61] [62] [63] [64] [65] [66] [67] [68] [69] [70] [71] [72] [73] [74]	31.7	2.14	8.72	2.78	3.22	6.64	2.43	3.87	9.98	2.58	2.28	4.27	1.62
VLDF-Flow [33] [38] [39] [40] [41] [42] [43] [44] [45] [46] [4													