

Appariement de primitives
mineur robotique : perception

Aurélien Plyer
Guy Le Besnerais, Martial Sanfourche
François Goudail, Caroline Kulcsár


INSTITUT d'OPTIQUE GRADUATE SCHOOL
ParisTech



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 1

Filtrage numérique des images



Image I en entrée Filtre 2D, FEP h ,
FT du filtre Image y en sortie

- Filtrage = convolution discrète 2D

$$y(m,n) = (h * I)(m,n) = \sum \sum h(k,l) I(m-k, n-l)$$

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 4

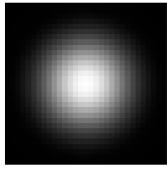
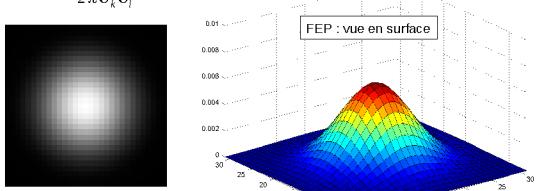
Plan

1. Introduction au traitement d'image
 - Gradients / contours / points caractéristiques
2. Appariement par corrélation et incertitude
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude locale
 - Appariement par SSD
 - Lien entre matrice de Harris et SSD
3. Estimation robuste de modèles de déformation d'image
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude globale
 - Modèles paramétriques de déformation d'image
 - Quelques méthodes d'estimation robustes
4. Détection et appariement invariants par changement d'échelle et rotation
 - Le problème
 - Détection invariant par changement d'échelle
 - SIFT
5. Conclusion

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 2

Filtrage numérique des images

- Exemple : Filtre gaussien 2D

$$h(k,l) = \frac{C}{2\pi\sigma_k\sigma_l} e^{-\frac{k^2}{2\sigma_k^2}} e^{-\frac{l^2}{2\sigma_l^2}}$$



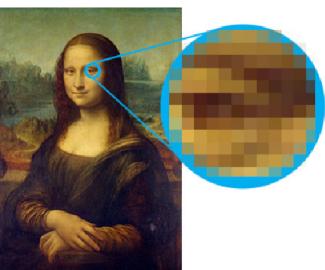
FEP : vue en surface

⇒ Le filtre gaussien remplace un point par une tache gaussienne

Filtre gaussien = filtre passe-bas

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 5

Qu'est-ce qu'une image?



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 3

Calcul de gradient

- Filtres dérivateurs élémentaires

Dérivation horizontale

$g_x = 1/2 [1 \ 0 \ -1]$

Dérivation verticale

$g_y = 1/2 [-1 \ 0 \ 1]^t$

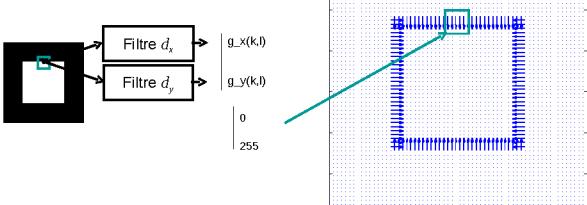
Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 6

- En chaque pixel, dérivée horizontale et dérivée verticale

- Le gradient pointe vers les zones claires

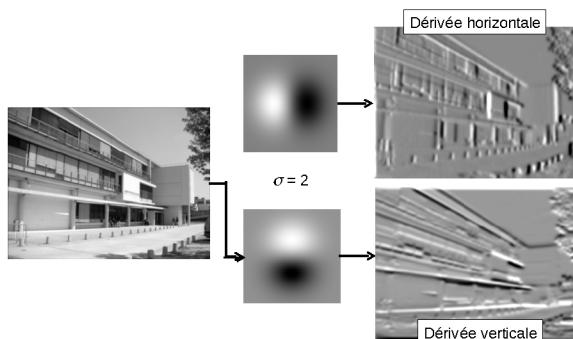
- Images de gradient : G_x, G_y

- Exemple simple



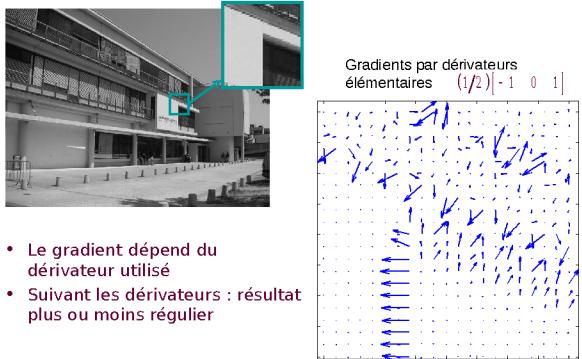
Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 7

Calcul de gradient avec DoG : exemple



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 10

Gradient sur image issue d'un capteur

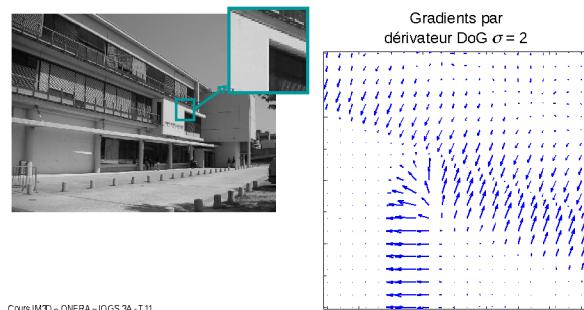


- Le gradient dépend du déivateur utilisé
- Suivant les déivateurs : résultat plus ou moins régulier

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 8

Calcul de gradient avec DoG : exemple

- Suivant l'échelle : résultat plus ou moins régulier



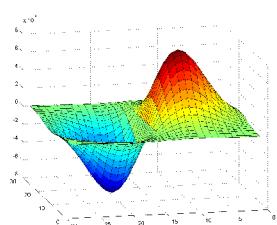
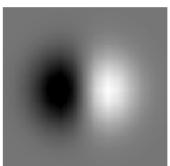
Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 11

Gradient lissé : filtre DoG

- DoG = difference of gaussian

- DoG = Dérivée d'une Gaussienne
- Convolution d'un déivateur simple et d'un filtre gaussien
- Exemple : DoG horizontal d'écart-type σ

$$dog_{y,\sigma} = d_y * h_\sigma$$

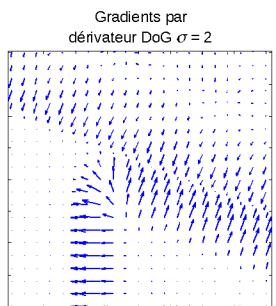
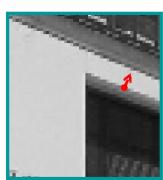


Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 9

Représentation et primitives

Représentation d'images par primitives

- Résumer une image par des éléments simples
- Primitive : élément localisé et associé à une description
- Exemple : points de contour



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 13

Détection de contours

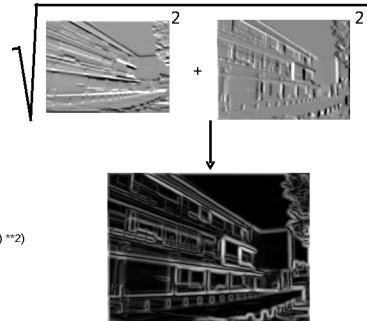
- Notion d'échelle
- Canny utilise un préfiltrage gaussien d'écart-type σ
- Détails d'échelle plus ou moins fine en fonction de σ



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 13

Détection de contours

Norme du gradient



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 14

Détection de contours

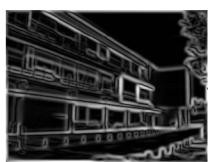
- Notion d'échelle
- Canny utilise un préfiltrage gaussien d'écart-type σ
- Détails d'échelle plus ou moins fine en fonction de σ



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 14

Détection de contours

Notion intuitive : pixels tels que norme du gradient > seuil



Seuillage norme > 10

Norme du gradient DoG $\sigma=2$

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 15

Détection de contours

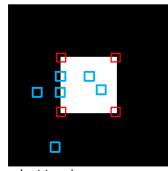
- Notion d'échelle
- Canny utilise un préfiltrage gaussien d'écart-type σ
- Détails d'échelle plus ou moins fine en fonction de σ



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 15

Représentation par points d'intérêt

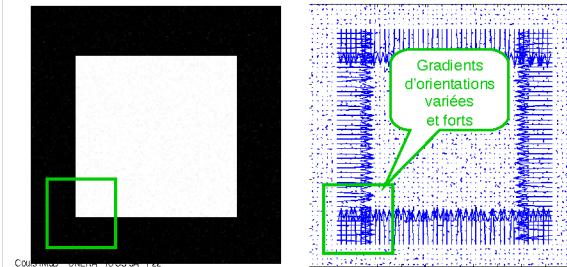
- Une autre description ?
- Coins
- 4 coins décrivent un carré, chacun a un voisinage (fenêtre) différent
- Descripteurs = 
- Un extracteur automatique de coins : le détecteur de Harris



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 19

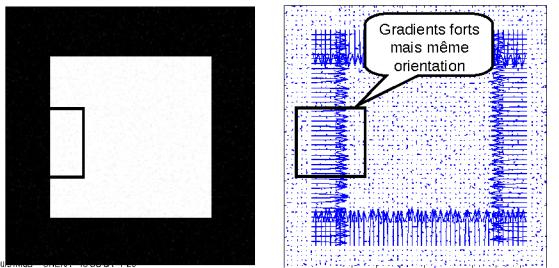
L'extracteur de Harris

- Sélectionner les points qui sont au centre de zones avec
 - des gradients forts (norme importante)
 - des orientations variées
- Exemple : carré bruité



L'extracteur de Harris

- Sélectionner les points qui sont au centre de zones avec
 - des gradients forts (norme importante)
 - des orientations variées
- Exemple : carré bruité



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 20

L'extracteur de Harris

Matrice de covariance empirique des gradients

$$C(m,n) = \begin{bmatrix} \sum_{(k,\ell) \in F_{m,n}} g_x^2(k,\ell) & \sum_{F_{m,n}} g_x(k,\ell)g_y(k,\ell) \\ \sum_{F_{m,n}} g_x(k,\ell)g_y(k,\ell) & \sum_{F_{m,n}} g_y^2(k,\ell) \end{bmatrix}$$

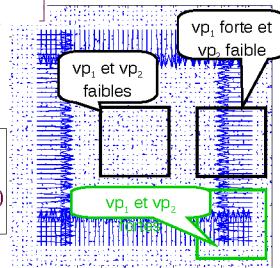
Fenêtre $F_{m,n}$ centrée au point m,n

Les valeurs propres décrivent la dispersion des gradients dans la fenêtre

Score de Harris

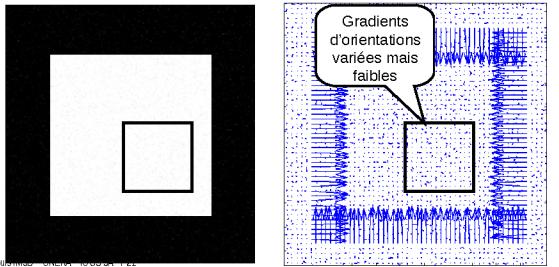
$$S(m,n) = \det C(m,n) - \alpha \operatorname{trace} C(m,n)$$

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 23



L'extracteur de Harris

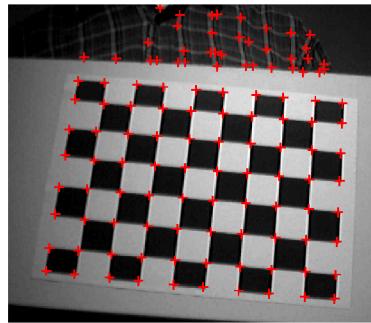
- Sélectionner les points qui sont au centre de zones avec
 - des gradients forts (norme importante)
 - des orientations variées
- Exemple : carré bruité



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 24

L'extracteur de Harris...

... un bon détecteur de coins !



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 24

Et en vidéo ?

Grande stabilité aux mouvements d'image

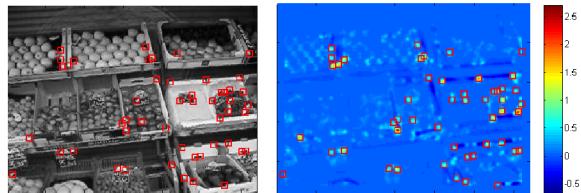
Exemple : séquence « épicerie »



l'appariement de points de Harris

- Calcul de la matrice de Harris
- Calcul du score de Harris \Rightarrow détection

$$H = \sum_{(k,l) \in \mathbb{P}_{\text{en1}}} g(k,l) (\nabla I_1^t(k,l) \nabla I_1(k,l)) \quad \text{score}(H) = \det(H) - \alpha \text{trace}(H)^2$$



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 25

Plan

1. Introduction au traitement d'image

- Gradients / contours / points caractéristiques

2. Appariement par corrélation et incertitude

- Retour sur appariement de points de Harris : étude locale
- Appariement par SSD
- Lien entre matrice de Harris et SSD

3. Estimation robuste de modèles de déformation d'image

- Retour sur appariement de points de Harris : étude globale
- Modèles paramétriques de déformation d'image
- Quelques méthodes d'estimation robustes

4. Détection et appariement invariants par changement d'échelle et rotation

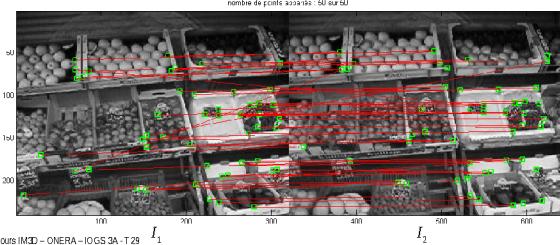
- Le problème
- Détection invariant par changement d'échelle
- SIFT

5. Conclusion

l'appariement de points de Harris

- Calcul de la matrice de Harris
- Calcul du score de Harris \Rightarrow détection
- Appariement par maximum de corrélation

$$\text{CCN} = \sum_{(k,l) \in \mathbb{P}_{\text{en1}}} \frac{(I_1(k,l) - \hat{m}_1)(I_2(k,l) - \hat{m}_2)}{\hat{\sigma}_1 \hat{\sigma}_2}$$

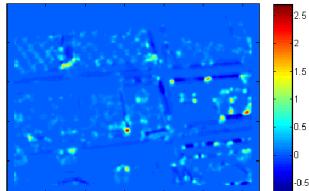


Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 25

l'appariement de points de Harris

- Calcul de la matrice de Harris
- Calcul du score de Harris

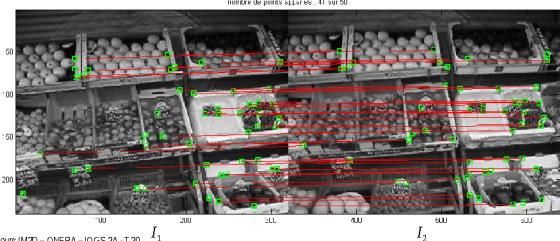
$$H = \sum_{(k,l) \in \mathbb{P}_{\text{en1}}} g(k,l) \begin{bmatrix} I_x^2(k,l) & I_x(k,l)I_y(k,l) \\ I_x(k,l)I_y(k,l) & I_y^2(k,l) \end{bmatrix} \quad \text{score}(H) = \det(H) - \alpha \text{trace}(H)^2$$



l'appariement de points de Harris

- Calcul de la matrice de Harris
- Calcul du score de Harris \Rightarrow détection
- Appariement par maximum de corrélation
- Seuillage ou aller/retour

$$\text{CCN} = \sum_{(k,l) \in \mathbb{P}_{\text{en1}}} \frac{(I_1(k,l) - \hat{m}_1)(I_2(k,l) - \hat{m}_2)}{\hat{\sigma}_1 \hat{\sigma}_2}$$



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 30

Etude locale

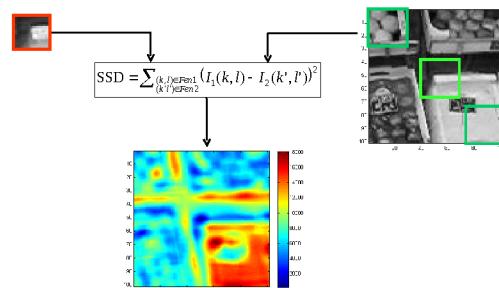
- Les points appariés
 - Numérotés dans l'ordre du score de Harris



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 31

Appariement local précis par SSD

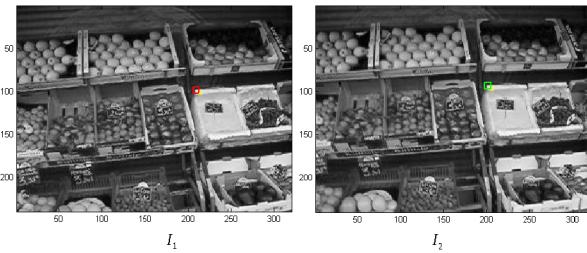
- Recherche dans une petite zone de I_2 par SSD
 - SSD : "Sum of Squared Differences" = norme 2 au carré



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 34

Etude locale

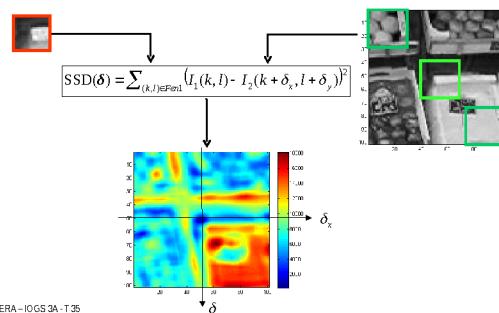
- Les points appariés
 - Numérotés dans l'ordre du score de Harris : regardons le n° 4



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 32

Appariement local précis par SSD

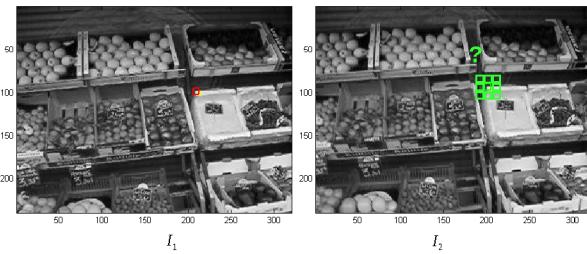
- Recherche dans une petite zone de I_2 par SSD
 - SSD : "Sum of Squared Differences" = norme 2 au carré



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 35

Etude locale

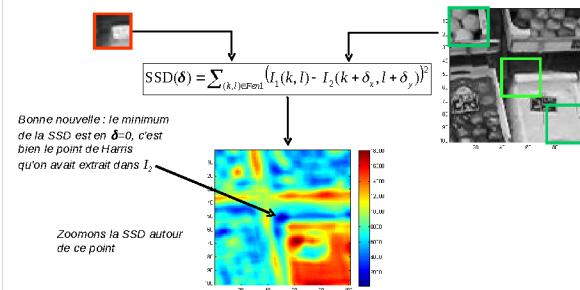
- Les points appariés
 - Numérotés dans l'ordre du score de Harris : regardons le n° 4
 - Est-il vraiment apparié précisément avec le bon point de I_2 ?



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 33

Appariement local précis par SSD

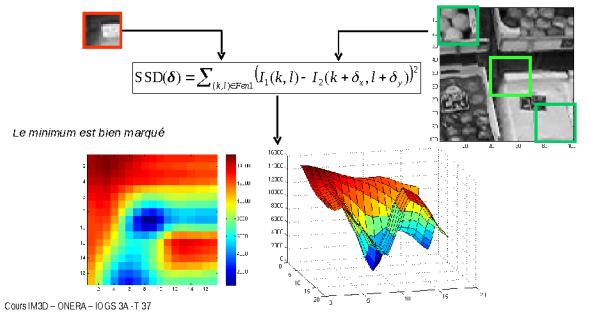
- Recherche dans une petite zone de I_2 par SSD
 - SSD : "Sum of Squared Differences" = norme 2 au carré



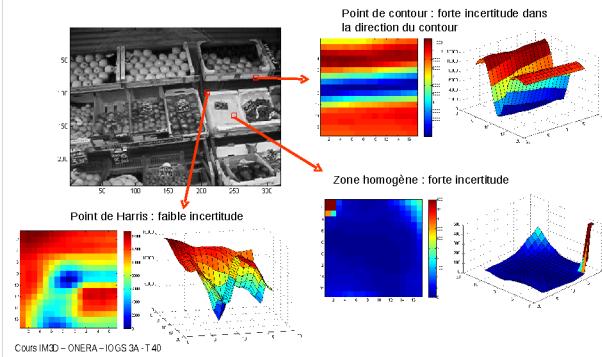
Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 36

Appariement local précis par SSD

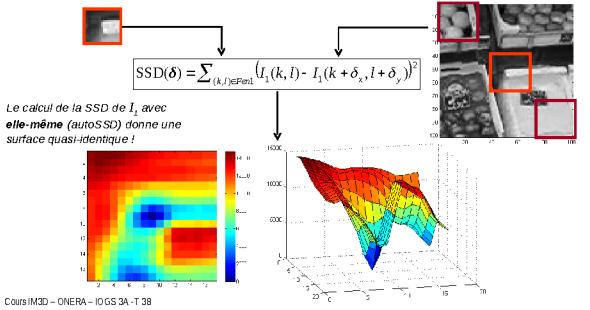
- Recherche dans une petite zone de I_2 par SSD
 - SSD : "Sum of Squared Differences" = norme 2 au carré



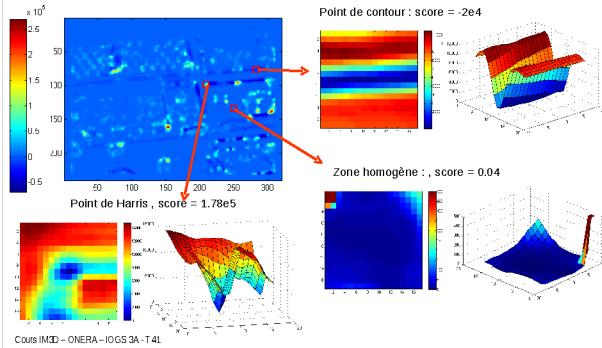
AutoSSD et incertitude d'appariement



Un nouveau concept : l'autoSSD !

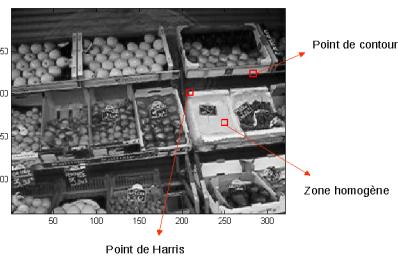


Lien Harris - autoSSD



AutoSSD et incertitude d'appariement

Comparons les surfaces "autoSSD" autour de 3 points



Lien Harris - autoSSD

$$SSD = \sum_{(k,l) \in \text{Pon}} (I_1(k, l) - I_1(k + \delta_x, l + \delta_y))^2$$

$$\approx \sum_{(k,l) \in \text{Pon}} (I_1(k, l) - I_1(k, l) - \nabla I_1^\top \delta)^2$$

$$\approx \delta^\top \underbrace{\left(\sum_{(k,l) \in \text{Pon}} (\nabla I_1^\top \nabla I_1) \right)}_{\text{Matrice de Harris } H} \delta$$

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 42

Lien Harris - autoSSD

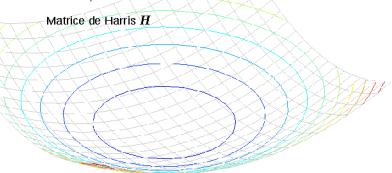
$$SSD = \sum_{(k,l) \in \text{P}en} (I_1(k,l) - I_1(k+\delta_x, l+\delta_y))^2$$

$$\approx \sum_{(k,l) \in \text{P}en} (I_1(k,l) - I_1(k,l) - \nabla I_1^T \delta)^2$$

$\approx \delta^T \left(\sum_{(k,l) \in \text{P}en} (\nabla I_1^T \nabla I_1) \right) \delta$

Au premier ordre, l'autoSSD est une parabole de Hessian H

Courbes de niveau



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 43

Etude locale : résumé

$$H = \langle \nabla I^T \nabla I \rangle_{\text{Pen}}$$

- Les valeurs propres de la matrice de Harris indiquent la dispersion des gradients

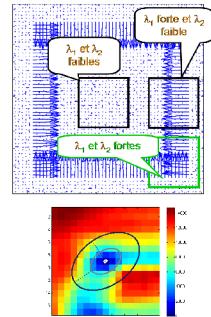
- L'incertitude de recalage est proportionnelle à la racine de l'inverse des vp

$$\sigma_1 = \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}$$

$$\sigma_2 = \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}}$$

- Le score de Harris $\det(H) \cdot \alpha \text{trace}(H)^2$ sélectionne les zones qu'on peut recaler par corrélation avec une faible

C.Harris and J.Stephens, "A Combined Corner and Edge Detector," Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference: Pages 147-151, 1988
Shi Jianbo, and Carlo Tomasi, "Good features to track," Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR'94., 1994 IEEE Computer Society Conference on. IEEE, 1994.



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 46

Lien Harris - autoSSD

$$SSD = \sum_{(k,l) \in \text{P}en} (I_1(k,l) - I_1(k+\delta_x, l+\delta_y))^2$$

$$\approx \sum_{(k,l) \in \text{P}en} (I_1(k,l) - I_1(k,l) - \nabla I_1^T \delta)^2$$

$\approx \delta^T \left(\sum_{(k,l) \in \text{P}en} (\nabla I_1^T \nabla I_1) \right) \delta$

Courbes de niveau

$\delta^T H \delta = \text{cte}$

$$\sigma_1 = \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}}$$

$$\sigma_2 = \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}}$$

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 44

Plan

- Introduction au traitement d'image
 - Gradients / contours / points caractéristiques
- Appariement par corrélation et incertitude
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude locale
 - Appariement par SSD
 - Lien entre matrice de Harris et SSD
- Estimation robuste de modèles de déformation d'image
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude globale
 - Modèles paramétriques de déformation d'image
 - Quelques méthodes d'estimation robustes
- Détection et appariement invariants par changement d'échelle et rotation
 - Le problème
 - Détection invariant par changement d'échelle
 - SIFT
- Conclusion

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 47

Lien Harris - autoSSD

Point de contour, score = -2e4

$$\lambda_1 = 2.7, \lambda_2 = 740.3$$

$$\sigma_1 = 0.61, \sigma_2 = 0.04$$

Zone homogène, score = 0.04

$$\lambda_1 = 0.1, \lambda_2 = 0.7$$

$$\sigma_1 = 3.16, \sigma_2 = 1.2$$

Point de Harris, score = 1.78e5

$$\lambda_1 = 304.4, \lambda_2 = 724.7$$

$$\sigma_1 = 0.06, \sigma_2 = 0.04$$

Harris et corrélation : étude globale

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

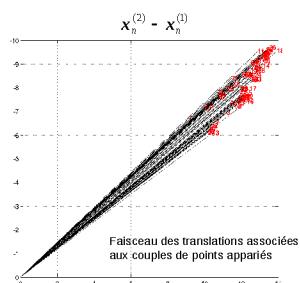


Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 48

Harris et corrélation : étude globale

- Estimation du mouvement global de l'image

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

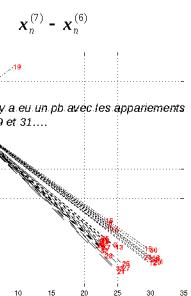


Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 49

Erreurs d'appariement

- Estimation en présence de données aberrantes (*outliers*)

Détail : appariement entre les images 6 et 7 de la séquence "épicerie"



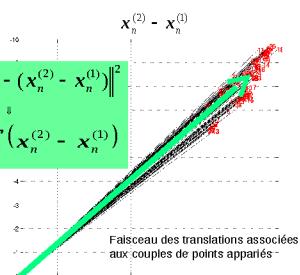
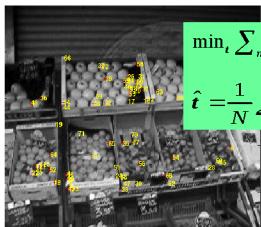
Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 52

Harris et corrélation : étude globale

- Estimation du déplacement global de l'image

- Translation moyenne, estimée aux moindres carrés

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



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 50

Erreurs d'appariement

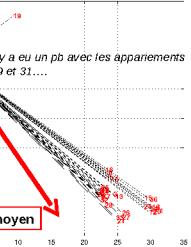
- Estimation en présence de données aberrantes (*outliers*)

- Echec de l'estimation aux moindres carrés

Détail : appariement entre les images 6 et 7 de la séquence "épicerie"



$$\min_t \sum_n \|t - (x_n^{(7)} - x_n^{(6)})\|^2$$



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 53

Erreurs d'appariement

Détail : appariement entre les images 6 et 7 de la séquence "épicerie"



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 51

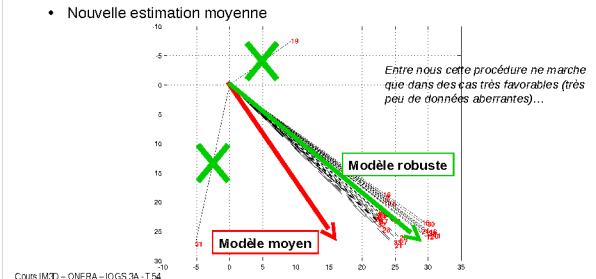
- Estimation du mouvement global de l'image

- Echec de l'estimation moyenne

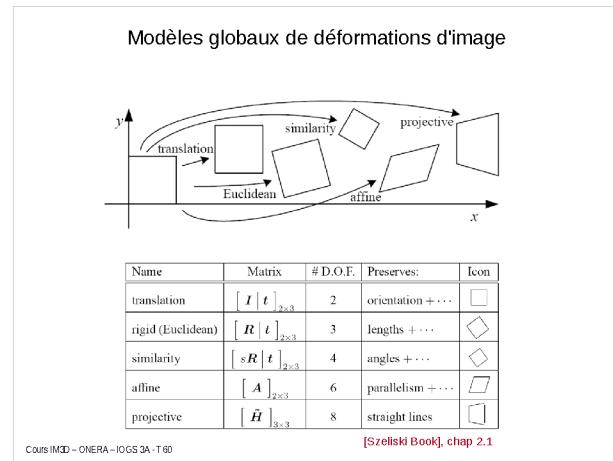
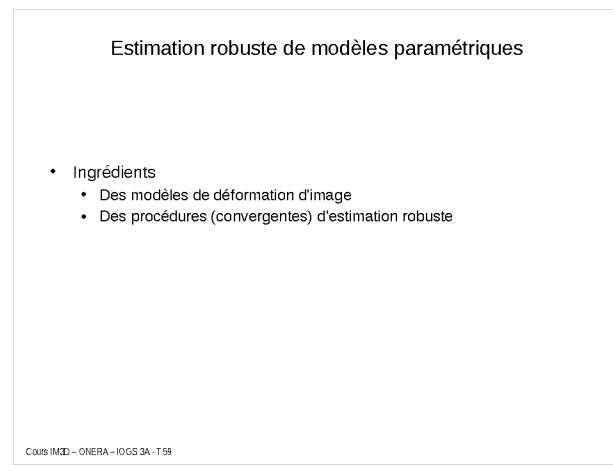
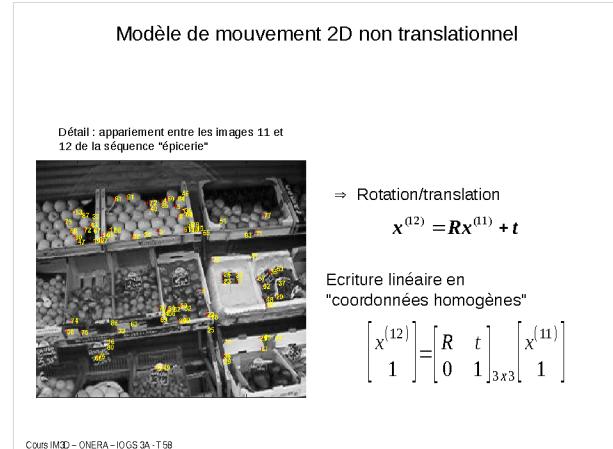
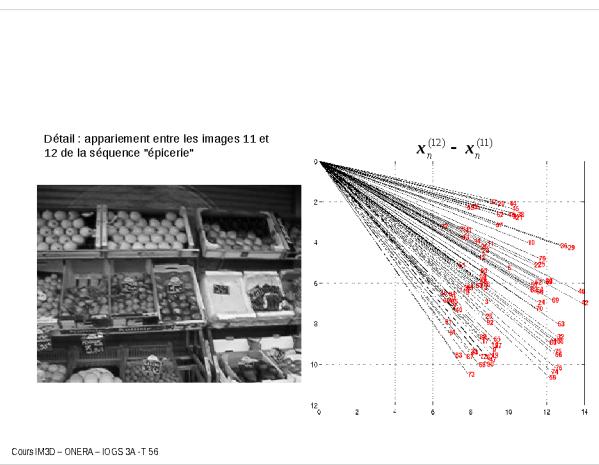
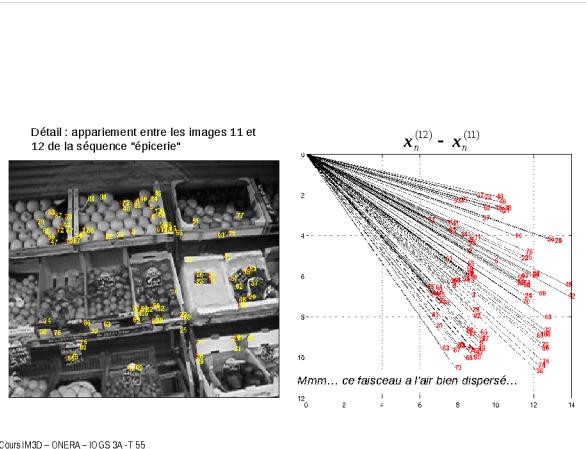
- Une estimation robuste élémentaire

- Calcul du modèle moyen
- Calcul des distances résiduelles
- Rejet des couples trop lointains
- Nouvelle estimation moyenne

$$d_n = \|\hat{t}^{\text{MC}} - (x_n^{(7)} - x_n^{(6)})\|^2 \stackrel{?}{\leq} \text{seuil}$$



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 54



Modèle affine

- Un modèle "couteau suisse"
 - Linéaire en paramètres
 - Estimation aux moindres carrés très simple (TD)
- $$\begin{bmatrix} x' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ 1 \end{bmatrix} \quad x' = Ax + t$$

Application du recalage affine

- Suivi de points $\Rightarrow \{x_n, x'_n\}_{1 \leq n \leq N}$
 - Elimination des outliers (cf. plus loin)
 - Estimation du modèle affine aux moindres carrés
- $$\min_{[A,t]} \sum_n \|x'_n - (Ax_n + t)\|^2$$
- Déformation d'image : on calcule $I'_{[A,t]}(x) = I'(Ax + t)$
- NB : nécessite d'interpoler des valeurs entre les pixels, cf. fct cv2.remap

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 61

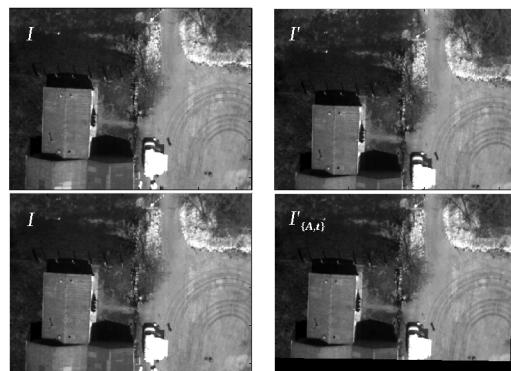
Modèle affine

- Un modèle "couteau suisse"
- Linéaire en paramètres
- Estimation aux moindres carrés très simple
- Application : détection d'obstacles au sol par un drone hélicoptère



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 62

Application du recalage affine



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 65

Application du recalage affine

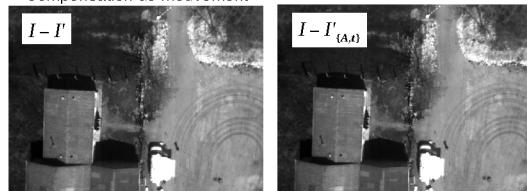
- Deux images de la séquence d'origine : I et I'



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 63

Application du recalage affine

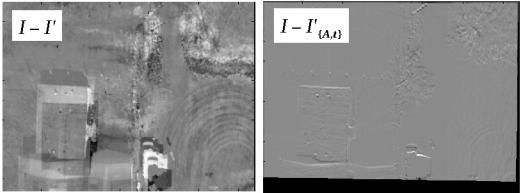
- Suivi de points $\Rightarrow \{x_n, x'_n\}_{1 \leq n \leq N}$
 - Elimination des outliers (cf. plus loin)
 - Estimation du modèle affine aux moindres carrés
- $$\min_{[A,t]} \sum_n \|x'_n - (Ax_n + t)\|^2$$
- Déformation d'image : on calcule $I'_{[A,t]}(x) = I'(Ax + t)$
- Compensation de mouvement



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 66

Application du recalage affine

- Suivi de points $\Rightarrow \{x_n, x'_n\}_{1 \leq n \leq N}$
- Elimination des outliers (cf. plus loin)
- Estimation du modèle affine aux moindres carrés
- Déformation d'image : on calcule
- Compensation de mouvement
- Test sur l'image de résidu $I - I'_{(A,t)}$

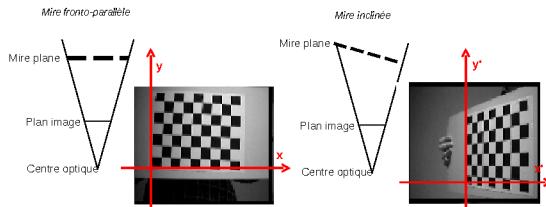


Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 67

Modèle homographique

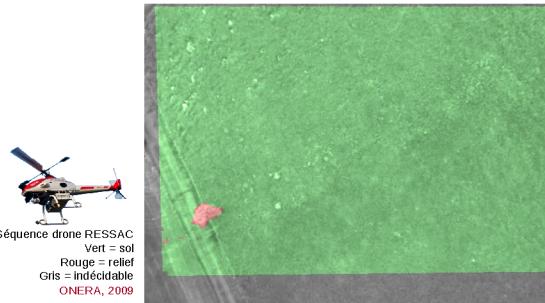
- Modèle à 8 paramètres
 - Fraction rationnelle

Exemple : images de mire de calibration



Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 70

Détection d'obstacles par un drone hélicoptère



Séquence drone RESSAC

Vert = sol

Rouge = relief

Gris = indécidable

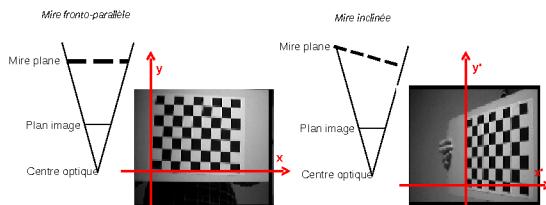
ONERA, 2009

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 68

Modèle homographique

- Modèle à 8 paramètres
 - Fraction rationnelle

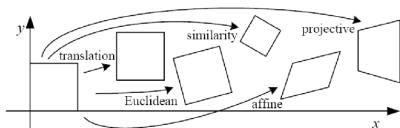
Exemple : images de mire de calibration



- Non linéaire en paramètres
 - Estimation délicate...

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 71

Modèles globaux de déformations d'image (again)



Name	Matrix	# D.O.F.	Preserves:	Icon
translation	$[I t]_{2 \times 3}$	2	orientation + ...	
ici, on parle plutôt de modèle homographique ou homographie plane	$[R t]_{2 \times 3}$	3	lengths + ...	
	$[sR t]_{2 \times 3}$	4	angles + ...	
affine	$[A]_{2 \times 3}$	6	parallelism + ...	
projective	$\tilde{H}_{3 \times 3}$	8	straight lines	

[Szeliški Book], chap 2.1

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 69

Estimation robuste de modèles paramétriques

• Ingédients

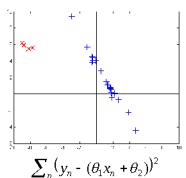
- Des modèles de déformation d'image
- Des procédures (convergentes) d'estimation robuste

Cours IM3D - ONERA - IOGS 3A-T 72

Estimation robuste (quelques notions)

- Des données $\{x_n\}$, un modèle dépendant de paramètres θ
- Critère des moindres carrés

$$\sum_n r(x_n; \theta)^2$$



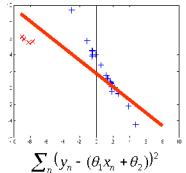
Zhengyou Zhang, Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting. Image and Vision Computing Journal, Vol.15, No.1, pages 59-76, 1997

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 73

Estimation robuste (quelques notions)

- Des données $\{x_n\}$, un modèle dépendant de paramètres θ
- Critère des moindres carrés
- ...mais il y a des outliers

$$\sum_n r(x_n; \theta)^2$$



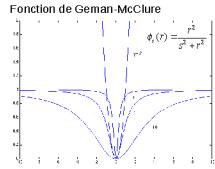
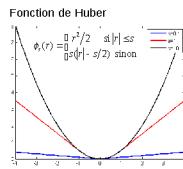
Zhengyou Zhang, Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting. Image and Vision Computing Journal, Vol.15, No.1, pages 59-76, 1997

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 74

Cas plutôt simple : potentiel robuste

$$\sum_n r(x_n; \theta)^2 \longrightarrow \sum_n \phi_s(r(x_n; \theta))$$

- Une fonction qui croît moins vite que la quadratique
- Dépendant d'un seuil s (transition avec la quadratique pour $r \ll s$)



⇒ Optimisation itérative

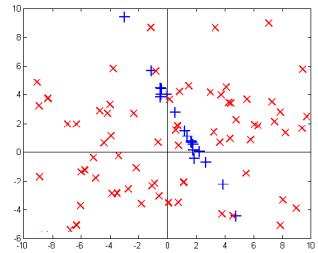
Zhengyou Zhang, Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting. Image and Vision Computing Journal, Vol.15, No.1, pages 59-76, 1997

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 75

Outliers plus nombreux : RANSAC

• Random Sample Consensus

- Choisir au hasard un jeu de données suffisant pour estimer un modèle
- Estimer un modèle
- Seuiller les distances des autres données au modèle
 - Les données suffisamment proches sont les *inliers* de ce modèle
- Compter le nombre d'*inliers*
- Test d'arrêt
- Sélectionner le modèle avec le nombre maximal d'*inliers* (consensus)
- Recalculer le modèle en utilisant tous les *inliers*



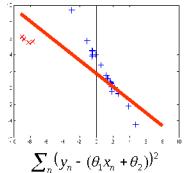
Fischler, Martin A. et Bolles, Robert C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Comm. of the ACM, 1981, vol.24, no 6, p.381-395.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 76

Estimation robuste (quelques notions)

- Des données $\{x_n\}$, un modèle dépendant de paramètres θ
- Critère des moindres carrés
- ...mais il y a des outliers

$$\sum_n r(x_n; \theta)^2$$



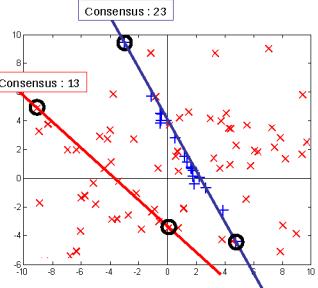
Zhengyou Zhang, Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting. Image and Vision Computing Journal, Vol.15, No.1, pages 59-76, 1997

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 74

Outliers plus nombreux : RANSAC

• Random Sample Consensus

- Choisir au hasard un jeu de données suffisant pour estimer un modèle
- Estimer un modèle
- Seuiller les distances des autres données au modèle
 - Les données suffisamment proches sont les *inliers* de ce modèle
- Compter le nombre d'*inliers*
- Test d'arrêt
- Sélectionner le modèle avec le nombre maximal d'*inliers* (consensus)
- Recalculer le modèle en utilisant tous les *inliers*



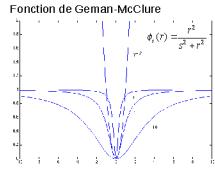
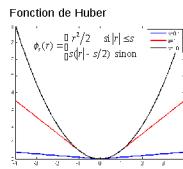
Fischler, Martin A. et Bolles, Robert C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Comm. of the ACM, 1981, vol.24, no 6, p.381-395.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 77

Cas plutôt simple : potentiel robuste

$$\sum_n r(x_n; \theta)^2 \longrightarrow \sum_n \phi_s(r(x_n; \theta))$$

- Une fonction qui croît moins vite que la quadratique
- Dépendant d'un seuil s (transition avec la quadratique pour $r \ll s$)



⇒ Optimisation itérative

Zhengyou Zhang, Parameter Estimation Techniques: A Tutorial with Application to Conic Fitting. Image and Vision Computing Journal, Vol.15, No.1, pages 59-76, 1997

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 75

Outliers plus nombreux : RANSAC

• Random Sample Consensus

- Choisir au hasard un jeu de données suffisant pour estimer un modèle
- Estimer un modèle
- Seuiller les distances des autres données au modèle
 - Les données suffisamment proches sont les *inliers* de ce modèle
- Compter le nombre d'*inliers*
- Test d'arrêt
- Sélectionner le modèle avec le nombre maximal d'*inliers* (consensus)
- Recalculer le modèle en utilisant tous les *inliers*

Choisir une méthode d'estimation utilisant le moins de données possibles et rapide

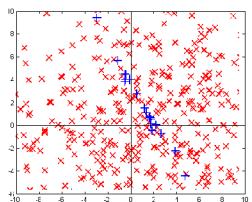
Le test d'arrêt dérive d'un calcul de probabilité de tirer le bon modèle, en fonction du %age supposé d'outliers

Fischler, Martin A. et Bolles, Robert C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Comm. of the ACM, 1981, vol.24, no 6, p.381-395.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 78

Outliers encore plus nombreux : Hough

- Transformée de Hough = méthode de vote
- Hypothèse : paramètre discréte sur espace de faibles dimensions (typiquement 2D)
 - Parcourir les données et recueillir les votes (accumulation)
 - Choisir le modèle qui a reçu le plus de votes
 - Sélectionner les "inliers" et enchaîner sur une autre technique d'estimation

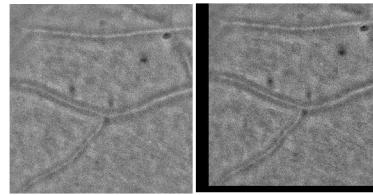


P.V.C. Hough, Machine Analysis of Bubble Chamber Pictures, Proc. Int. Conf. High Energy Accelerators and Instrumentation, 1959

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 79

Application : imagerie rétinienne

- Ophtalmoscope à optique adaptative
 - Très bonne résolution mais images bruitées
 - Amélioration d'image par recalage et moyennage



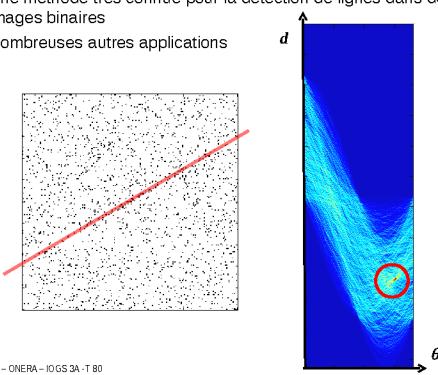
Images : ImagineEyes et Institut de la Vision, 2012

Traitement : C. Kutsch, (IOGS) G. Le Besnerais (ONERA), 2012-2013

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 82

Outliers encore plus nombreux : Hough

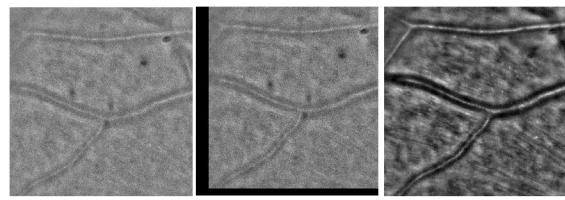
- Une méthode très connue pour la détection de lignes dans des images binaires
- Nombreuses autres applications



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 80

Application : imagerie rétinienne

- Ophtalmoscope à optique adaptative
 - Très bonne résolution mais images bruitées
 - Amélioration d'image par recalage et moyennage



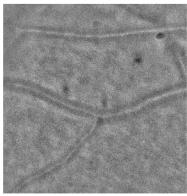
Images : ImagineEyes et Institut de la Vision, 2012

Traitement : C. Kutsch, (IOGS) G. Le Besnerais (ONERA), 2012-2013

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 83

Application : imagerie rétinienne

- Ophtalmoscope à optique adaptative
 - Très bonne résolution mais images bruitées
 - Amélioration d'image par recalage et moyennage



Images : ImagineEyes et Institut de la Vision, 2012
Traitement : C. Kutsch, (IOGS) G. Le Besnerais (ONERA), 2012-2013

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 81

Plan

- Introduction au traitement d'image
 - Gradients / contours / points caractéristiques
- Appariement par corrélation et incertitude
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude locale
 - Appariement par SSD
 - Lien entre matrice de Harris et SSD
- Estimation robuste de modèles de déformation d'image
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude globale
 - Modèles paramétriques de déformation d'image
 - Quelques méthodes d'estimation robustes
- Détection et appariement invariants par changement d'échelle et rotation
 - Le problème
 - Détection invariant par changement d'échelle
 - SIFT
- Conclusion

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 84

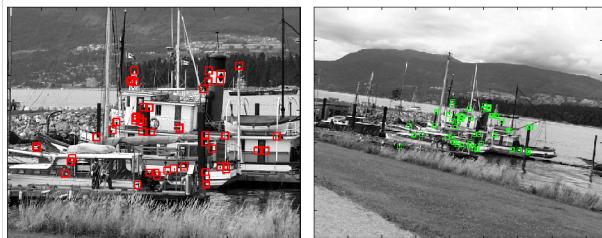
Appariement en présence de rotation



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A -T 85

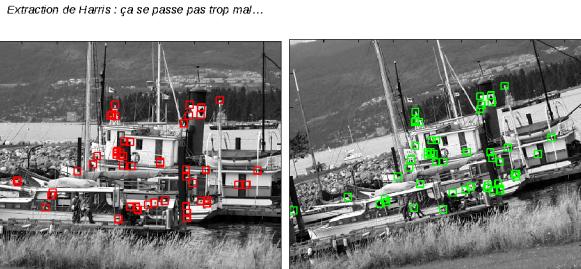
Appariement en présence de rotation et zoom

Pas de stabilité des points de Harris au zoom



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A -T 88

Appariement en présence de rotation



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A -T 85

Appariement en présence de rotation et zoom

Pas de stabilité des points de Harris au zoom



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A -T 89

Appariement en présence de rotation

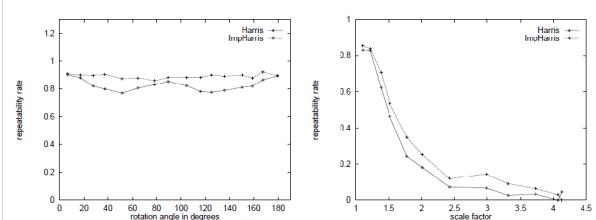
Appariement par corrélation : beaucoup trop d'échecs...



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A -T 87

Appariement en présence de rotation et zoom

- Etude de stabilité des points de Harris



Cordelia Schmid, Roger Mohr, Christian Bauckhage, Evaluation of Interest Point Detectors, International Journal of Computer Vision, Springer Verlag (Germany), 37 (2), pp.151-172, 2000.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A -T 90

Appariement en présence de rotation et zoom

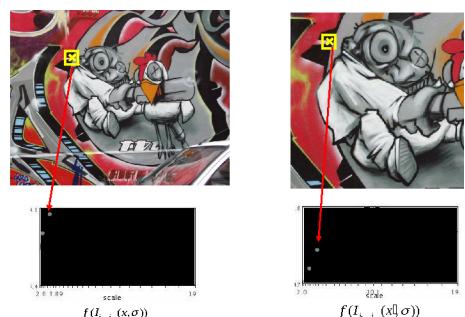
- Les méthodes standard ne fonctionnent pas
 - Extraction de Harris instable au zoom
 - Appariement par corrélation en échec sur rotation et zoom
- Fin 90, les travaux se focalisent sur
 - un extracteur donnant des points stables malgré rotation et (surtout) zoom
 - Un descripteur permettant de faire les appariements



Imaginons qu'on détecte les deux points homologues, comment décider que ce sont les mêmes ?

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 91

Sélection d'échelle automatique



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 94
Transparents repris de Tinne Tuytelaars, K.

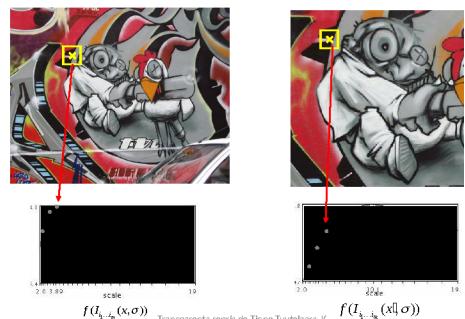
Sélection d'échelle automatique



- Détection en position et échelle
 - Détecter dans l'image I un point en x et à l'échelle σ
 - Détecter dans l'image I' un point en x' et à l'échelle σ'

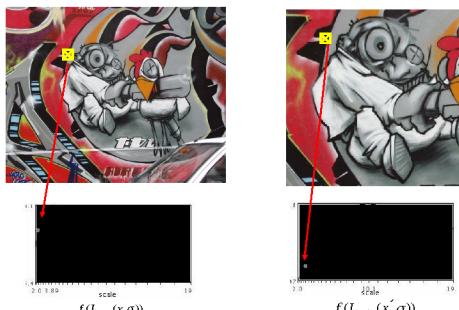
Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 92

Sélection d'échelle automatique



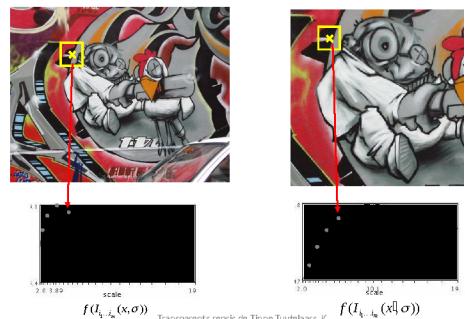
Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 95
Transparents repris de Tinne Tuytelaars, K.

Sélection d'échelle automatique



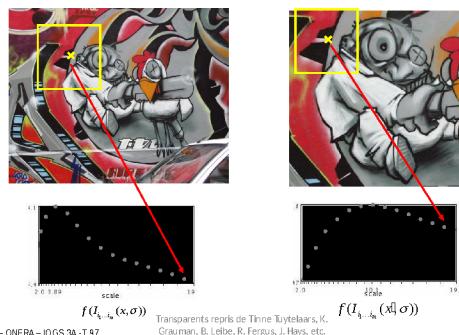
Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 93
Transparents repris de Tinne Tuytelaars, K.

Sélection d'échelle automatique



Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T 96
Transparents repris de Tinne Tuytelaars, K.

Sélection d'échelle automatique



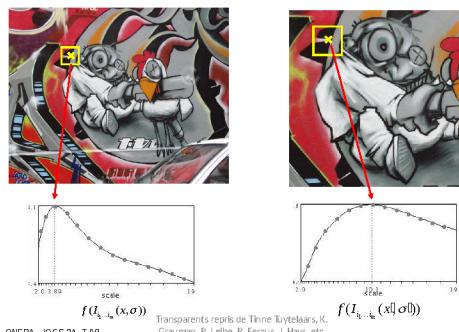
Détection de *blobs* multi-échelle



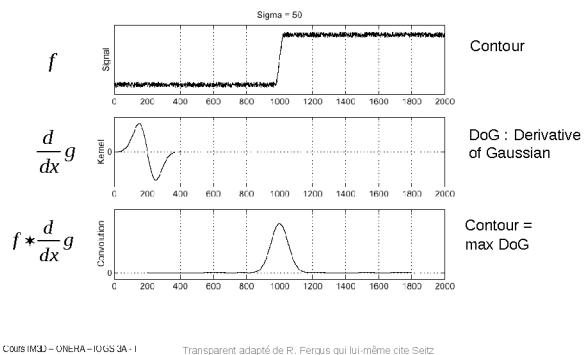
T. Lindeberg (1998). "Feature detection with automatic scale selection." International Journal of Computer Vision 30 (2): pp 77-116.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A -T 97

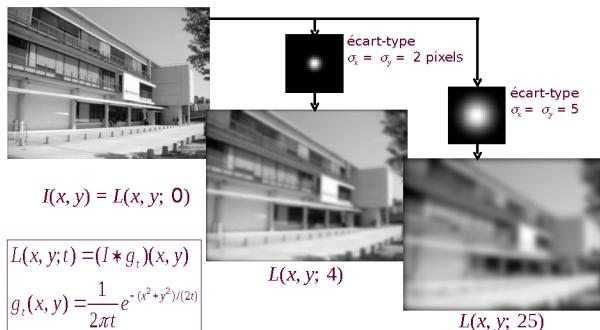
Sélection d'échelle automatique



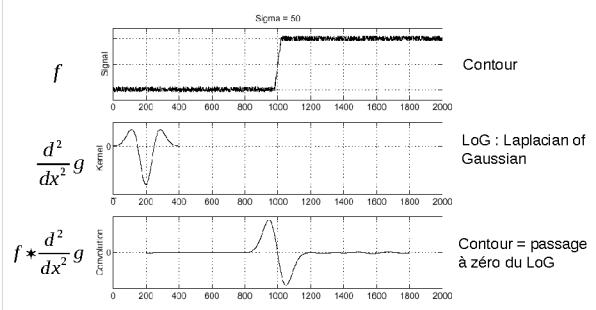
Rappels : détection de contour



Un outil : le "scale space"

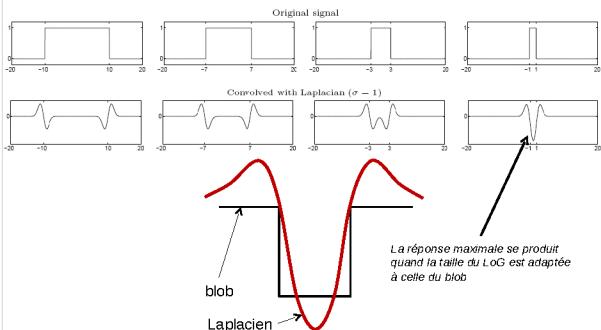


Rappels : détection de contour



Des contours aux "blobs"

En 1D, un blob c'est juste monter puis descendre une marche



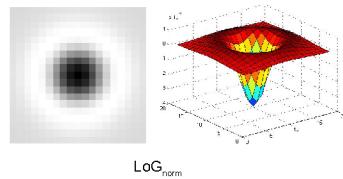
Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Blobs en 2D

- LoG 2D normalisé

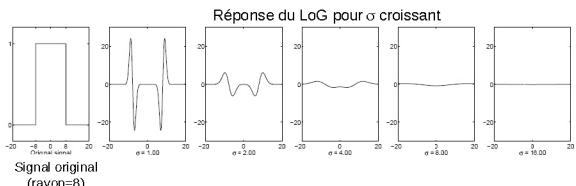
$$\text{LoG}_{\text{norm}} \nabla^2_{\text{norm}} g = \sigma^2 \left\| \frac{\partial^2 g}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g}{\partial y^2} \right\| = \frac{1}{\pi \sigma^2} \left\| 1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right\| e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}$$



Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Détection de blob par LoG multi-échelle



- LoG à différentes échelles = différents σ de la Gaussienne

- Problème : l'intensité max du LoG diminue qd σ croît
⇒ Normalisation par σ^2

Cours IM3D – UNERHA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Echelle caractéristique d'un blob 2D

- On définit l'échelle caractéristique d'un blob comme l'échelle où le LoG_{norm} centré sur le blob donne sa valeur maximale

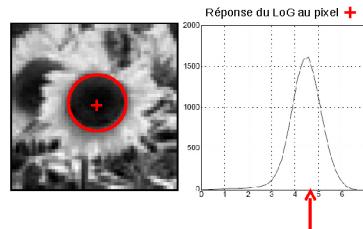
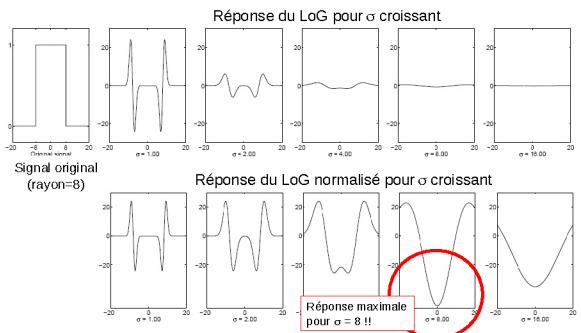


Image issue de T. Lindeberg, 1998

Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Détection de blob par LoG multi-échelle normalisé



Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Détection multi-échelle par LoG_{norm} : exemple



Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Détection multi-échelle par LoG_{norm} : exemple

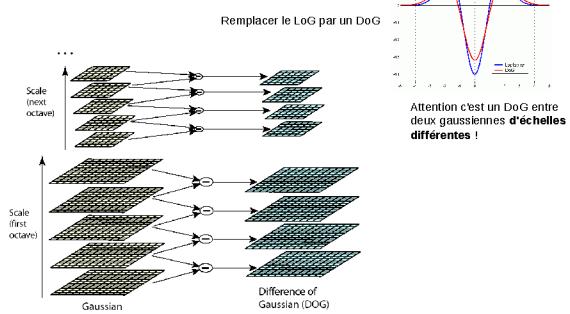


$\sigma_{\text{min}} = 11.9612$

Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Implémentation efficace

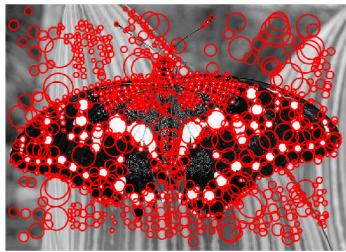


David G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." IJCV 60 (2), pp. 91-110, 2004.

Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

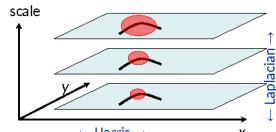
Détection multi-échelle par LoG_{norm} : exemple



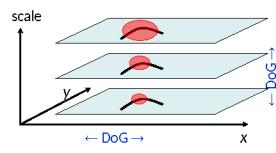
Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Localisation spatiale

- Harris-Laplace (¹)



- SIFT (²)



(1) K.Mikolajczyk, C.Schmid, "Indexing Based on Scale Invariant Interest Points". ICCV 2001

(2) David G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." IJCV 60 (2), pp. 91-110, 2004.

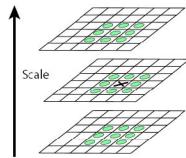
Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Détection multi-échelle par LoG_{norm}

- Principe

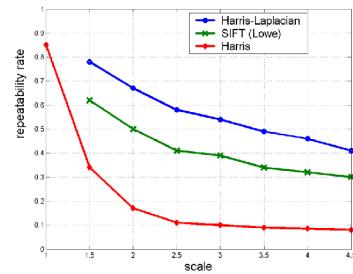
- Convolution par des LoG normalisés pour σ croissant
- Détection des maxima locaux en échelle



Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Et ça marche...



K.Mikolajczyk, C.Schmid, "Indexing Based on Scale Invariant InterestPoints". ICCV 2001

Cours IM3D – ONERA – ILOGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Détecteurs de blobs

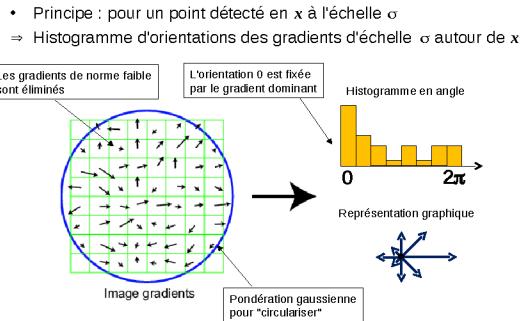
- Détection invariante par chgt d'échelle
 - SIFT, Harris-Laplace, Hessian-Laplace
 - Détection invariante par chgt affine
 - Harris-Affine, Hessian-Affine, MSER, EBR, IBR, Kadir-Brady, etc.
- K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir and L. Van Gool, A comparison of affine region detectors. In IJCV 65(1/2):43-72, 2005.
- Codes
 - *Affine covariant features* (Oxford)
 - www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/index.html
 - Code SIFT de D. Lowe
 - [VLFeat](http://www.vlfeat.org/) (A. Vedaldi)
 - Matlab Computer Vision Toolbox
(reprise de OpenCV)



Cours IM3D – ONERA – ICGS 3A -T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Et le descripteur ? SIFT again



David G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." IJCV 60 (2), pp. 91-110, 2004.

Cours IM3D – ONERA – ICGS 3A -T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

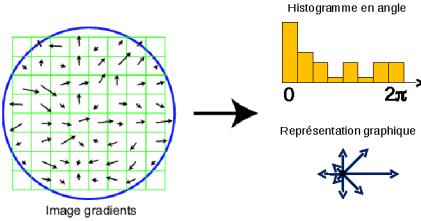
Et le descripteur ?

- Pour un point détecté en x à l'échelle σ : quel descripteur ?
- Objectif : associer deux points détectés à des échelles différentes

Cours IM3D – UNERHA – ICGS 3A -I

Et le descripteur ? SIFT again

- Principe : pour un point détecté en x à l'échelle σ
 - ⇒ Histogramme d'orientations des gradients d'échelle σ autour de x



David G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." IJCV 60 (2), pp. 91-110, 2004.

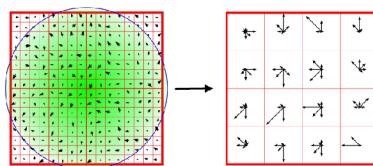
Cours IM3D – ONERA – ICGS 3A -T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

110

Et le descripteur ? SIFT again

- Descripteur SIFT : un vecteur 128 de norme 1
 - 4x4 histogrammes autour du point
 - 8 bins d'orientations par histogramme
 - On normalise le vecteur 128 obtenu à 1



- Appariement très simple : calcul de distance entre vecteurs

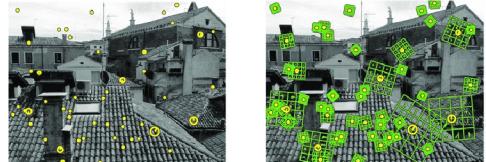
David G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints." IJCV 60 (2), pp. 91-110, 2004.

Cours IM3D – ONERA – ICGS 3A -I

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

110

SIFT demo

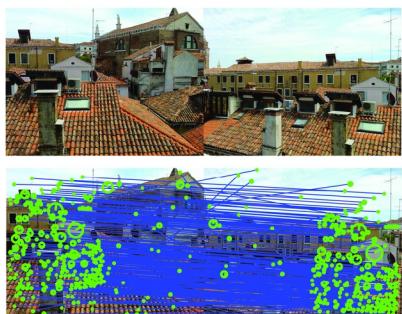


Images A. Vedaldi, www.vlfeat.org/

Cours IM3D – ONERA – ICGS 3A -T

110

SIFT demo



Images A. Vedaldi, www.vlfeat.org/

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T

Applications

- Construction de panoramas
 - Images recalées par appariement de SIFT
 - Mise en géométrie et blending



Brown, Matthew, and David G. Lowe. "Automatic panoramic image stitching using invariant features." *International journal of computer vision* 74.1 (2007): 59-73.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T

Transparent de R. Fergus (NYU)

Une méthode d'appariement incroyablement robuste



Exemple d'appariement SIFT jour/nuit, cf. cours R. Fergus, NYU

- Nombreuses implémentations et extensions
 - Dont certaines rapides, cf. SURF

Bay, Herbert, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool. "Surf: Speeded up robust features." *Computer vision–ECCV 2006*. Springer Berlin Heidelberg, 2006. 404-417.

Cours IM3D – UNIBA – IUGS 3A-T

Transparent adapté de R. Fergus (NYU)

Application : Photo Tourism

- Exploiter des bases de photographies sur internet
- Fondé sur la localisation 3D automatique de chaque prise de vue
 - Et donc sur leur appariement par des primitives types SIFT...



<http://research.microsoft.com/en-us/um/redmond/groups/lvm/Phototours/>
Snavely, Noah, Steven M. Seitz, and Richard Szeliski. "Photo tourism: exploring photo collections in 3D." *ACM transactions on graphics (TOG)*, Vol. 25. No. 3. ACM, 2006.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T

Plan

1. Introduction au traitement d'image
 - Gradients / contours / points caractéristiques
2. Appariement par corrélation et incertitude
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude locale
 - Appariement par SSD
 - Lien entre matrice de Harris et SSD
3. Estimation robuste de modèles de déformation d'image
 - Retour sur appariement de points de Harris : étude globale
 - Modèles paramétriques de déformation d'image
 - Quelques méthodes d'estimation robustes
4. Détection et appariement invariants par changement d'échelle et rotation
 - Le problème
 - Détection invariant par changement d'échelle
 - SIFT
5. Conclusion

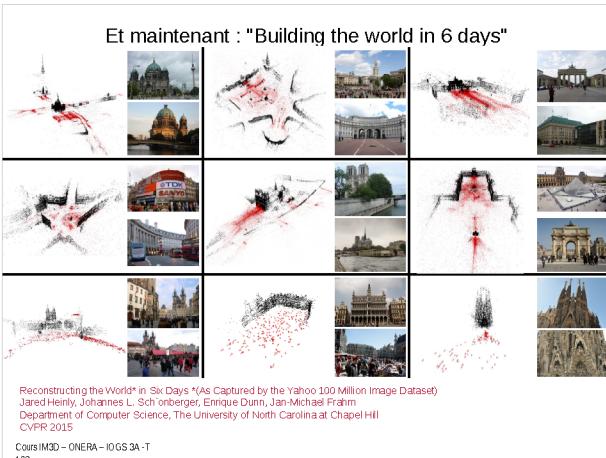
Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T

Application : Photo Tourism



<http://research.microsoft.com/en-us/um/redmond/groups/lvm/Phototours/>
Snavely, Noah, Steven M. Seitz, and Richard Szeliski. "Photo tourism: exploring photo collections in 3D." *ACM transactions on graphics (TOG)*, Vol. 25. No. 3. ACM, 2006.

Cours IM3D – ONERA – IOGS 3A-T



Pour conclure

- 30 ans d'évolution de l'appariement par primitives
- SIFT ne résoud pas tous les problèmes de matching !
 - Les méthodes type Harris/corrélation restent très utilisées
- Quelque soit la méthode, l'appariement n'est pas une technique 100% fiable
 - Des techniques robustes pour rejeter les outliers sont indispensables
- Tendances
 - Histogrammes, y compris pour la reconnaissance (ex. HOG(1))
 - Apprentissage de primitives plus efficaces (ex. FAST(2))

(1) Dalal, Navneet, and Bill Triggs. "Histograms of oriented gradients for human detection." *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005.*

(2) Rosten, Edward, and Tom Drummond. (2006). "Machine learning for high-speed corner detection" [PDF]. European Conference on Computer Vision 1: 430–443. .

CoursIM3D – UNIBA – ILOGS 3A-T

Références

Cours

- [Szeliški Book] Computer Vision, Algorithms and application, R. Szeliški, (Springer), disponible en ligne : <http://szeliski.org/Book/>
- Computer Vision, J. Hays, Brown Univ.
- Computer Vision, Rob Fergus, NYU.

CoursIM3D – ONERA – ILOGS 3A-T