

I | Mesure de photo-consistance

- la plus courante est la corrélation croisée normalisée (NCC)
- Soit  $W$  un voisinage autour des pixels:

$$\left\{ \begin{aligned} \langle I_i, m_i, I_j, m_j \rangle &= \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} \left[ (I_i(m_i+w) - \bar{I}_i(m_i)) \right. \\ &\quad \left. \times (I_j(m_j+w) - \bar{I}_j(m_j)) \right] \\ \text{avec } \bar{I}_i(m_i) &= \frac{1}{|W|} \sum_{w \in W} I_i(m_i+w) \end{aligned} \right.$$

$$\text{puis } \boxed{\text{NCC}(I_i, m_i, I_j, m_j) = \frac{\langle I_i, m_i, I_j, m_j \rangle}{(\langle I_i, m_i, I_i, m_i \rangle \langle I_j, m_j, I_j, m_j \rangle)^{1/2}}$$

On a  $-1 \leq \text{NCC} \leq 1$ . Plus NCC est grande, plus les "textures" autour de  $m_i$  et  $m_j$  sont "similaires".

- Si deux images sont reliées par une transformation affine,  $\text{NCC} = 1$
- Limitations:
  - invariante seulement par translation
  - pb de l'ouverture: ambiguïtés, par ex. le long d'un contour

II | Points "saillants"

1- Points de Harris:

- $G_\sigma$  gaussienne
- $H = \begin{pmatrix} (I_x)^2 * G_\sigma & (I_x I_y) * G_\sigma \\ (I_x I_y) * G_\sigma & (I_y)^2 * G_\sigma \end{pmatrix}$

tenseur de structure. ( $I_x, I_y$  dérivés)

- points max locaux (et au dessus d'un seuil donné) de "score":  $\det(H) - k[\text{Tr}(H)]^2$   
(empiriquement,  $k=0,04$ )

## 2- DOG

- Espace d'échelle  $I_\sigma = I * G_\sigma$ 
  - extrema de  $\sigma^2 \Delta I_\sigma$ : "blobs" et non plus les "coins"
  - attention: extrema 3D en  $(x, y, \sigma)$
  - le laplacien est approximé par différence entre  $I_\sigma$  et  $I_{k\sigma}$  ( $k$  proche de 1)
  - parmi ces blobs, on élimine les contours avec un critère sur  $\frac{\text{Tr}(H)^2}{\det(H)}$  ( $H = \text{tens. struct.}$ )
  - Fournit positions et échelle

## 3- SIFT

- on peut comparer les points saillants par NCC mais les SIFT procèdent autrement:
  - (1) extraction des "DOG"
  - (2) chaque voisinage  $(x, y, \sigma)$  est "caractérisé" par un vecteur  $\Pi^{128}$ :
    - histogramme de la direct° du gradient
      - orientat° que l'on ramène à l'horizontale
    - 4x4 zones caractérisées chacune par histogramme de direction du gradient à 8 cases →  $4 \times 4 \times 8 = 128$

→ invariance en échelle et orientation (donc similitude mais pas affine ni projectif!)

# II Estimation de paramètres

## 1) Moindres carrés

$$AX = b \text{ avec } A: m \times n, m > n, \text{rg}(A) = n$$

$$\rightarrow \begin{cases} X = A^+ b & (\text{pseudo inverse}) \text{ minimise} \\ \|AX - b\| & (A^+ = (A^T A)^{-1} A^T) \end{cases}$$

## 2) Homogènes

$$\min_{\|x\|=1} \|AX\| \rightarrow \text{SVD} : A = UDV^T$$

$$\rightarrow X = \text{dernière colonne de } V$$

(plus petite valeur singulière)

## 3) Levenberg-Marquardt (LM)

$$\min \|f(x)\|^2$$

- itératif :  $x_n, \epsilon_n = f(x_n)$
- Taylor :  $\epsilon_{n+1} \approx \epsilon_n + J(x_{n+1} - x_n)$  (Jacobienne)

minimiser  $\epsilon_{n+1} \rightarrow$  prendre  $x_{n+1} = x_n - J^+ \epsilon_n$

- LM : mélange entre second ordre et premier ordre ; dans  $J^+$ , multiplier la diagonale de  $(J^T J)$  par  $(1+\lambda)$ .

Règle :  $\left[ \begin{array}{l} \text{si } \|\epsilon_{n+1}\| < \|\epsilon_n\|, \text{ on divise } \lambda \text{ par } 10, \text{ sinon on} \\ \text{multiplie } \lambda \text{ par } 10 \text{ et on recalcule } x_{n+1} \end{array} \right.$

## 4) TRANSAC : ~~est INESSR~~

$\rightarrow$  besoin de deux fonctions

- (1) Estimer les param. par un échantillon réduit
- (2) Calculer l'erreur de chaque mesure pour des paramètres donnés

$\rightarrow$  INLIERS / OUTLIERS

## 5) Principe général

(a) - mesures bruitées et avec OUTLIERS

→ RANSAC avec estimateur linéaire

(b) - Sur les INLIERS : moindres carrés

(c) A partir de cette estimation linéaire, raffinement non linéaire par LM. sur une erreur ayant un sens géométrique

NB : normaliser les données (recentrer et normaliser la variance)

## 6) Exemples

### 6.1 Triangulation

Trouver  $X$  pour  $x_i, P_i$  connus  $x_i = P_i X$  (homogène)

- écrire  $x_i \wedge P_i X = 0$  et prendre les 2 premières équations

- min  $\|AX\|$  avec  $A = \begin{pmatrix} u_i L_i^3 - L_i^1 \\ v_i L_i^3 - L_i^2 \\ \vdots \end{pmatrix}$

$(x_i = (u_i, v_i, 1)^T, P_i = \begin{pmatrix} L_i^1 \\ L_i^2 \\ L_i^3 \end{pmatrix})$

- raffiner : min  $\sum_i d^2(x_i, P_i X)$  (non homogène)

### 6.2 Homographie

- 4 paires suffisent → estimateur pour RANSAC :  $x_i = Hx'_i$

- Moindres carrés (non homogènes si  $H = \begin{pmatrix} \equiv \\ \equiv \\ -1 \end{pmatrix}$  ou homogènes si  $H = \begin{pmatrix} \equiv \\ \equiv \\ \equiv \end{pmatrix}$ ) sur les INLIERS

- Raffinement : min  $\sum_i d^2(x_i, Hx'_i) + d^2(H^{-1}x_i, x'_i)$

### 6.3 Mat. fondamentale

- RANSAC avec 8 paires (ev<sup>t</sup> algo. des 7 paires avec eq<sup>o</sup> du 3<sup>o</sup> degré) :  $x_i'^T F x_i = 0$
  - Moindres carrés sur INLIÈRES
  - Raffinement:  $\min \sum_i d^2(x_i, \text{epi}(x_i')) + d^2(x_i', \text{epi}(x_i))$
  - Forcer  $\text{rg}(F) = 2$  par SVD
-