

Détection de points-clés

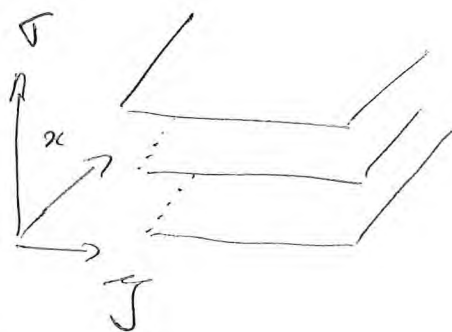
①

1/ Espace-échelle linéaire

Image $I(x, y)$

Noyau gaussien $G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$

Espace-échelle linéaire : ensemble des I_{σ} pour $\sigma > 0$
où $I_{\sigma} = G_{\sigma} * I$



σ : paramètre d'échelle


2/ Deux détecteurs de points-clés (ou points caractéristiques)
ou points d'intérêt
a) "Laplacien de gaussienne" (LOG pour Laplacian of Gaussian)

extrema (localement en x, y, σ) de $\sigma^2 \Delta I_{\sigma}$

→ détection de bords, jointures, coins, "blobs" (taches).

→ le point-clé est associé à une échelle caractéristique : ∇

Exemples

•  disque : centre (x_0, y_0) détecté à l'échelle $\nabla = \frac{R}{\sqrt{2}}$

• gaussienne : détectée pour $\nabla = \text{ecart type}$.

b) "Différence de gaussiennes" (DOG)

On se fixe la suite d'échelles $\nabla_k = \nabla_0 2^k$

On construit les différences $D_{\nabla_k} = I_{\nabla_{k+1}} - I_{\nabla_k}$

On détecte les extrema locaux (en x, y et σ)

Remarque : DOG est une approximation de LOG :

$$\begin{aligned} I_{\nabla_{k+1}} - I_{\nabla_k} &= (G_{\nabla_{k+1}} - G_{\nabla_k}) * I \\ &\approx (\nabla_{k+1} - \nabla_k) \underbrace{\frac{\partial G}{\partial \nabla}}_{= \nabla \Delta G_{\nabla}} * I \\ &\approx \nabla_k^2 (2-1) \Delta (G_{\sigma} * I) \end{aligned}$$

En pratique : on utilise des versions sous-échantillonnées des I_{σ_k} (une pyramide gaussienne)

3/ Suppression des points peu informatifs

On supprime :
 - les points peu contrastés (seuil sur $\sigma^2 \Delta I_{\sigma}$)
 - les points de contours

Pour cette deuxième étape, deux méthodes principales :

a) Utilisation de la matrice hessienne

$$H_{\sigma} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 I_{\sigma}}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I_{\sigma}}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I_{\sigma}}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 I_{\sigma}}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$

on garde les points tels que $\det(H_{\sigma}) > t \cdot \text{Tr}(H_{\sigma})^2$
 (points présentant de fortes variations dans 2 directions distinctes)

ordre de grandeur des paramètres : $t \approx 10$

b) Critère de Harris multi-échelles

(4)

$$A_T = \sigma^2 G_a \times \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial I_T}{\partial n}\right)^2 & \left(\frac{\partial I_T}{\partial n}\right)\left(\frac{\partial I_T}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial I_T}{\partial n}\right)\left(\frac{\partial I_T}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I_T}{\partial y}\right)^2 \end{pmatrix}$$

on garde les points tels que $\det(A) - k T_n(A)^2 > t$
(ordres de grandeur : $k \approx 0,05$ $t \approx 1000$)

Ce critère est une version multi-échelles du critère de Harris, servant à détecter des cas :

$$\det(A) - k T_n(A)^2 > t \quad \text{avec} \quad A = G_a \times \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial I}{\partial n}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial n}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial I}{\partial n}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2 \end{pmatrix}$$