1

Séance 1
Mise à niveau contours actifs

1) Problème

Dans une image monochrome $I : [0,1]^2 \to [0,1]$
(en pratique de $[0,W]\times[0,H] \to [0,255]$)
les contours d'un objet ont un fort gradient :

$$\boxed{\|\nabla I\| \text{ élevé}}$$

2) Seuillage par hystérésis

(a) - Débruiter l'image, par exemple en convoluant avec une gaussienne (en pratique, appliquer le noyau $\frac{1}{16}\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$)

(b) - Calculer les dérivées par différence finie (appliquer $(-\frac{1}{2} \ 0 \ \frac{1}{2})$ pour $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, \dots$)

<u>NB</u> : On réalise (a) et (b) en même tps avec par exemple Sobel $\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$. Mieux on utilise des <u>filtres récursifs</u> (Deriche) implémentant rapidement et exactement des filtres "optimaux" c'est-à-dire adaptés à un profil idéal de contour (Canny)

(c) Calculer $\|\nabla I\|$

(d) <u>NMS</u> : ne conserver dans la suite que les points max. $\overbrace{\text{dans}}^{}$ de $\|\nabla I\|$ la direction du gradient.

(e) Choisir deux seuils $S_1 > S_2$ et :

- extraire les points tq $\|\nabla I\| > S_1$ (<u>graine</u>)
- extraire les points de $\|\nabla I\| > S_2$ reliés aux graines par d'autres points de $\|\nabla I\| > S_2$

3) Snakes

Inconvénient de la méthode précédente : pas d'information globale sur le bord d'un objet (des contours à l'intérieur, pas de contour complet au bord, etc...)

→ on modélise maintenant un contour comme une courbe $C : [0,1] \to [0,1]^2$ dépendant de paramètres $(\alpha_i)_{1 \leq i \leq N}$ (en pratique, B-spline) et on cherche :

$$\max_{(\alpha_i)} E(C) \text{ avec } \boxed{E(C) = \int \|\nabla I(C(p))\| \, dp + \text{lissage}}$$

(en général, lissage $= \int \|C'\|$ ou $\int \|C''\|$)

→ on obtient ce maximum par descente de gradient

→ Problèmes : 1) Non intrinsèque (dépend de la forme de C mais aussi de la paramétrisation p)

2) Minima locaux → commencer la desc. de gradient près de la solution.

4) Contours actifs

$C(p)$ est maintenant fermée ($C(0) = C(1)$) et ne dépend plus de paramètres (α_i). On minimise $E(C)$ avec

$$\boxed{E(C) = \int g(\|\nabla I(C(p))\|) \, d\sigma(p)}$$

avec g fn° positive décroissante (par ex $\frac{1}{1 + c_1 x^2}$)

σ = abscisse curviligne de C

La descente de gradient devient :

$$\begin{cases} C(p,0) = C^0(p) \\ \frac{\partial C}{\partial t}(p,t) = -\nabla_C E(C)(p,t) \end{cases}$$