Traitement de l'image
Filtrage II : renforcement de contours

Dans une image, les variations d'intensité représentent des changements de propriétés physiques ou géométriques de la scène ou de l'objet observé. Dans un certain nombre de cas, ces variations d'intensité sont des informations importantes pour les opérations situées en aval de la segmentation. Les approches basées sur le filtrage sont les plus immédiates pour renforcer ou détecter les variations du signal.

1 Filtrage linéaire

1.1 Généralités

Si l'on considère que la transition d'un signal est repérée par son point d'inflexion, sa localisation peut se faire par recherche du maximum local de la valeur absolue de la dérivée première ou par recherche du passage par 0 de la dérivée seconde. On doit donc pour cela calculer la dérivée première ou seconde de l'image. Dans le cas discret, les dérivées directionnelles suivant une direction sont approchées par de simples différences finies :

$$\frac{\partial I}{\partial n}(n_0, m_0) \approx I_1(n_0, m_0) = I(n_0+1, m_0) - I(n_0, m_0) \quad (1)$$

$$\frac{\partial I}{\partial m}(n_0, m_0) \approx I_2(n_0, m_0) = I(n_0, m_0+1) - I(n_0, m_0) \quad (2)$$

$$(3)$$

La norme du gradient est alors donnée par :

$$|\nabla(n_0, m_0)| = \sqrt{(I_1)(n_0, m_0)^2 + (I_2(n_0, m_0))^2}$$

1.2 Opérateurs de Prewitt et Sobel

Pour ces opérateurs, les dérivées directionnelles horizontale et verticale se calculent à partir des masques :

$$h_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \text{ et } h_2 = \begin{pmatrix} -1 & -c & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & c & 1 \end{pmatrix}$$

(pour Prewitt $c = 1$, pour Sobel $c = 2$)

1. **Montrer que l'application de l'un de ces filtres permet d'approximer la dérivée première selon une certaine direction et la moyenne dans l'autre direction.**
2. **quel est le rôle de c ?**

Étudions par exemple les opérateurs Sobel ($c = 2$).Définir h_1 et h_2 en tapant par exemple

```
h1=[1 0 -1; 2 0 -2; 1 0 -1]
```

— Appliquer ces filtres sur les images *onde4* et *boisbruit*.

3. **A partir de cette étude, commenter la nature de ces filtrages et les principales caractéristiques (par exemple face au bruit).**
4. **En appliquant la transformation de Fourier avant et après le filtre, faire le lien avec les propriétés de la dérivée vue en TD. C'est plus facile à visualiser en superposant une seule ligne des TF avant après.**

Une fois le calcul du gradient effectué, on cherche en général à détecter les principales discontinuités du signal. Pour cela,

a On calcule la norme du gradient en tapant (si res1 et res2 sont les résultats des 2 filtrages précédents).

```
D=np.sqrt(np.square(res1)+ np.square(res2));
```

b Puis on seuille l'image de la norme (pour fixer le seuil on examine l'histogramme de la norme du gradient avec la fonction `plt.hist(image.flatten()))`

5. **Appliquer la procédure proposée ci-dessus en explicitant vos choix afin d'extraire les contours les plus importants de l'image objet.**

Toutefois, nous remarquons que ces masques n'approximent la dérivée que selon une direction horizontale ou verticale. On peut étudier le gradient selon des directions diagonales en utilisant, en plus des précédents, les masques : $h_3 = \begin{pmatrix} c & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -c \end{pmatrix}$ et $h_4 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & c \\ -1 & 0 & 1 \\ -c & -1 & 0 \end{pmatrix}$

6. **Appliquer ces filtres sur l'image *bois*. Commenter.**

2 Filtrage non-linéaire

2.1 Filtre de Kramer et Bruckner

Le filtre de Kramer et Bruckner F [1] est défini en 1975 par :
On note $J = F(I)$. Soit $\min_p = \min(I(q)|q \in W(p)), \max_p = \max(I(q)|q \in W(p))$; alors J(p) est donné par

$$J(p) = \begin{cases} \max_p & \text{si } I(p) \geqslant (\max_p + \min_p)/2, \\ \min_p & \text{si } I(p) < (\max_p + \min_p)/2. \end{cases}$$

7. **Programmer le filtre de Kramer et Bruckner.Le tester sur les images bois, et ses versions bruitées.**
8. Réhaussement de contraste :
   (a) **appliquer le filtre lisseur l'image objet et appliquer le filtre de Kramer et Bruckner à l'image lissée,**
   (b) **tester plusieurs valeurs des paramètres.**

2.2 Filtre de Pérona-Malik

L'introduction des équations de diffusion non-linéaires dans le domaine du traitement des images remonte à un article de Malik et Perona de 1990 [2]. La faiblesse de l'équation de la chaleur est que la diffusion est identique en tout point de l'image (cette équation modélise initialement la diffusion de la chaleur dans un milieu isotrope). En particulier, comme nous l'avons vu au paragraphe précédent, l'image est lissée aussi bien dans les zones homogènes que le long des contours. L'idée de Malik et Perona est de lisser l'image dans les zones homogènes, et de ne pas faire évoluer l'image le long des contours, voire de rehausser ces derniers, comme nous allons le voir plus précisément. L'équation correspondante s'écrit : $\frac{\partial u}{\partial t} = div(g(|\nabla u|)\nabla u)$ avec g une fonction décroissante, valant 1 en zéro, et tendant vers 0 en l'infini. L'équation se rapproche donc de l'équation de la chaleur aux points où $|\nabla u|$ est proche de 0. A titre d'exemple, nous considérerons $g(s) = \frac{1}{1+(\lambda s)^2}$, un des choix de fonction proposé par l'article original de Malik et Perona. Cette métrique impose une diffusion plus faible pour des valeurs de gradients (en norme) d'autant plus élevées. Donc les contours sont préservés. Le paramètre λ permet de régler une diffusion plus ou moins importante par rapport à la valeur de la norme du gradient. En effet un paramètre λ plus important préservera des contours avec des gradients d'autant plus faibles en norme.

Description Le schéma de discrétisation explicite en tous points (i, j) et à l'instant $t + \Delta t$ est le suivant :

$$u((i,j), t + \Delta t) = u_{i,j}^{t+\Delta t} = u_{i,j}^t + \Delta t \left(c_{E_{i,j}}^t \nabla E u_{i,j}^t + c_{W_{i,j}}^t \nabla W u_{i,j}^t + c_{N_{i,j}}^t \nabla N u_{i,j}^t + c_{S_{i,j}}^t \nabla S u_{i,j}^t \right)$$

où, N,S,E et W représentent les directions spatiales nord, sud, est et ouest, le symbole ∇ dénote le gradient spatial (cf questions précédentes) dans la direction indiquée par l'indice, enfin les coefficients c sont définis par :

$$\begin{aligned} c_{N_{i,j}}^t &= g(|\nabla N u_{i,j}^t|), \quad & c_{S_{i,j}}^t &= g(|\nabla S u_{i,j}^t|), \\ c_{E_{i,j}}^t &= g(|\nabla E u_{i,j}^t|), \quad & c_{W_{i,j}}^t &= g(|\nabla W u_{i,j}^t|), \end{aligned}$$

Valeurs par défaut des paramètres :
— $g(s) = \frac{1}{1+(\lambda s)^2}$
— nombre d'iterations = 15 ;
— $\Delta t = 1/7$;

— $\lambda = 30$;

9. **Mettre en œuvre le modèle de Perona et Malik. et tester sur les images ondes 4 et 5 du tp 1.**

Remarque : si votre fonction est lente, c'est que vous n'utilisez pas le calcul matriciel.

Références

[1] H.P. Kramer et J.B. Bruckner, *Iterations of a non-linear transformation for enhancement of digital images*, Pattern Recognition,1975,**7**,pp 53–58,

[2] P. Perona et J. Malik, *Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion*, IEEE Trans. Pat. Anal. and Machine Intel., 1990, **12**, pp. 629–639,