



## Filtrage adaptatif pour le prétraitement d'images naturelles

**I. Issa, Ph. Bolon**

Laboratoire d'Automatique et de MicroInformatique Industrielle  
LAMII / CESALP - Université de Savoie - B.P 806 - 74016 Annecy Cedex (France)  
(CNRS-GdR 134 Traitement du Signal et Image)  
e-mail: issa@esia.univ-savoie.fr, bolon@univ-savoie.fr

### RÉSUMÉ

Nous présentons dans cet article un filtre adaptatif pour le prétraitement d'images naturelles. Le filtre comprend deux étages:

- l'étage de décision est composé d'un détecteur de contours et d'un opérateur de caractérisation de la nature du bruit.
- l'étage de filtrage est basé sur un NL-filtre (filtre  $d\alpha$ ). Le paramètre  $\alpha$  du filtre est choisi en fonction de la réponse de l'étage de décision (présence de contours ou nature du bruit).

Les performances de ce filtre sont supérieures à celles de ceux proposés par Restrepo d'une part et de Rahim d'autre part, tant en ce qui concerne la réduction de bruit que la préservation des contours. Nous donnons quelques exemples d'application sur des images synthétiques et naturelles.

*Mots clés:* filtrage adaptatif, bruit, NL-filtre, détection de contours.

### ABSTRACT

In this paper we present an adaptive filter for the preprocessing of natural images. The filter has two stages:

- the decision stage is composed of an edge detector and a noise classifier.
- the filtering stage is based on NL-filtering ( $d\alpha$  filter). Filter parameter  $\alpha$  is chosen according to the output of the decision stage (edge detection or type of noise).

Regarding noise reduction and edge preservation, the performance of this filter is better than those proposed by either Restrepo or Rahim.

Experimental results obtained with real and synthetic images are presented.

*key words:* adaptive filtering, noise, NL-filter, edge detection.

### 1- Introduction

Dans une chaîne de traitement et d'analyse d'images, la phase de segmentation constitue une étape clé. Lorsque les images sont d'origine naturelle (par opposition à des scènes de production manufacturière), on est confronté à la présence de bruit d'image et à l'existence de contours peu marqués rendant difficile la formation des régions ou la localisation des frontières. Il faut alors procéder à un prétraitement destiné à réduire le bruit et renforcer les contrastes locaux. Du fait du caractère non stationnaire du processus image, on est amené à considérer des opérations de filtrage adaptatif.

Nous proposons ici un filtre adaptatif basé sur un traitement non linéaire des statistiques d'ordre (filtrage  $d\alpha$ ). Ceci constitue une extension des travaux de Restrepo et al. [1] et Rahim et al. [2].

### 2- Filtrage $d\alpha$

Pour un filtre  $d\alpha$  [3], la sortie  $y$  minimise la fonction de coût  $\epsilon(t)$  définie, pour  $\alpha > 0$ , par:

$$\epsilon(t) = \sum_{i=1}^N |t - x_i|^\alpha \quad (\text{Eq. 1})$$

où:

- Les  $x_i$  sont les intensités des pixels situés dans la fenêtre d'analyse.
- $N$  est le nombre de pixels dans la fenêtre d'analyse.

Dès que  $\alpha$  est différent d'un entier pair, la fonction  $\epsilon(t)$  peut être vue comme une fonction des statistiques d'ordre  $x_{(1)}, \dots, x_{(N)}$  c.a.d

$$\epsilon(t) = \sum_{i=1}^N |t - x_{(i)}|^\alpha \quad (\text{Eq. 2})$$

En fonction de la valeur de  $\alpha$  on peut retrouver les filtres d'ordre classiques comme:

le filtre médian  $y = x_{(N/2)}$  pour  $\alpha = 1$ .

le filtre moyenneur  $y = (1/N) \sum x_{(i)}$  pour  $\alpha = 2$ .

le filtre milieu  $y = [x_{(1)} + x_{(N)}] / 2$  lorsque  $\alpha \rightarrow \infty$ .

La sortie  $y$  est l'estimation MV dans le cas d'un bruit blanc ayant une densité de probabilité du type

$$f(x, \gamma) = k \exp(-c \cdot |x|^\gamma) \quad (\text{Eq. 3})$$

Cette famille comporte les bruits:

- gaussien pour ( $\gamma = 2$ ).
- exponentiel pour ( $\gamma = 1$ )
- uniforme pour ( $\gamma \rightarrow \infty$ ).

### 3- Caractérisation de la nature du bruit

Nous utilisons ici la statistique proposée dans [1]:



$$V(\beta) = \frac{U(\beta) - L(\beta)}{U(0,5) - L(0,5)} \quad (\text{Eq. 4})$$

où  $U(\beta)$  (resp.  $L(\beta)$ ) est la moyenne de  $\beta N$  valeurs supérieures (resp. inférieures). Contrairement à [1] nous proposons de calculer simultanément cette statistique pour trois valeurs du paramètre  $\beta$  (0.05, 0.1 et 0.2). La connaissance du comportement de  $V(\beta)$  vis-à-vis des différents types de bruit est primordiale pour l'élaboration d'un sélecteur de bruit assez efficace. Pour parvenir à ce but on a généré un bruit dont la densité de probabilité suit la loi donnée par (3). Le nombre d'échantillons de chaque type de bruit est  $256^2$ . Pour chaque valeur du paramètre  $\gamma$ , on a calculé sur une fenêtre de taille  $N = n \times n$  ( $n=3,5,7,\dots$ ) la valeur de  $V(\beta)$ . Sur l'ensemble des valeurs de  $V(\beta)$  obtenues, pour  $\beta$  et  $n$  donnés, la moyenne ( $m$ ) et les deux valeurs extrêmes  $\{a, b\}$  ont été déterminées.

La sélection de la valeur de  $\alpha$  est effectuée à l'aide de la règle de décision décrite ci-après. Les bruits sont repartis en 4 classes:

- plutôt exponentiel ( $0 < \gamma \leq 1.3$ )  $\Rightarrow \alpha=1.3$ .
- gaussien ( $g = 2$ )  $\Rightarrow \alpha = 2$  (filtre moyenneur).
- assez concentré, de type triangulaire ( $g = 3.5$ )  $\Rightarrow \alpha=3.5$ .
- quasi-uniforme ( $g \geq 9.0$ )  $\Rightarrow \alpha \rightarrow \infty$  (filtre milieu).

La valeur de  $\alpha$  sélectionnée est celle correspondant à la classe d'indice  $\gamma$  maximisant la fonction d'appartenance pour toutes les classes et toutes les valeurs de  $\beta$ .

Nous avons déterminé les fonctions d'appartenance d'un bruit à une classe donnée, pour différentes tailles de filtre et différentes valeur de  $\beta$ , en fonction de la valeur estimée de la statistique  $V(\beta)$  (cf. fig. 1). Ces fonctions, linéaires par morceaux, sont définies par des équations ayant les formes générales suivantes:

- Pour une distribution de type gaussien ( $g$ ) ou triangulaire ( $t$ ).

$$D_{g,t}(x) = \begin{cases} (x-a)/(m-a) & \text{si } a \leq x \leq m \\ (b-x)/(b-m) & \text{si } m \leq x \leq b \\ 0.0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{Eq. 5a})$$

- Pour une distribution de type uniforme.

$$D_u(x) = \begin{cases} 1.0 & \text{si } x \leq m \\ (b-x)/(b-m) & \text{si } m \leq x \leq b \\ 0.0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{Eq. 5b})$$

- Pour une distribution de type exponentielle

$$D_e(x) = \begin{cases} (x-a)/(m-a) & \text{si } a \leq x \leq m \\ 1.0 & \text{si } m \leq x \\ 0.0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{Eq. 5c})$$

Les tableaux 5 à 8 (voir Annexe) donnent les valeurs de  $a, m, b$  pour les 4 classes de bruit ainsi que pour les différentes tailles du filtre et les trois valeurs de  $\beta$  que nous avons adoptées.

Le calcul des fonctions d'appartenance a été fait pour des filtres de taille  $3 \times 3$  et  $5 \times 5$ . Pour des tailles plus importantes l'évolution est très faible. Les courbes de la figure n°2 montrent l'évolution de la fonction d'appartenance en fonction de  $n$ . On remarque que, lorsque  $n$  augmente la moyenne est quasi constante et que l'intervalle  $[a, b]$  est inclus dans celui obtenu avec des tailles inférieures.

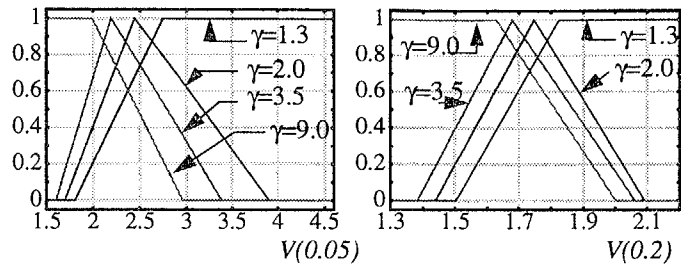


Fig. 1 : fonction d'appartenance, taille du filtre 5x5

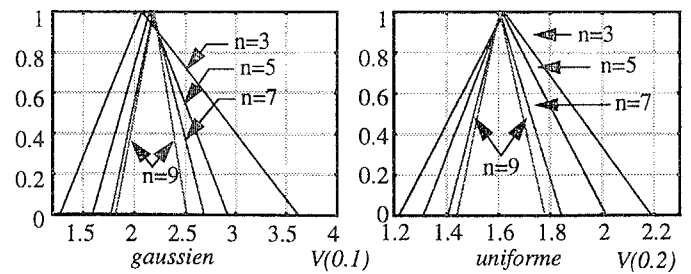


Fig. 2 : Evolution de la fonction d'appartenance en fonction de n.

### 4- Structure du filtre

Vu l'importance des contours dans la phase d'analyse il est nécessaire de les sauvegarder voire les renforcer. Pour garantir ceci on introduit, comme en [1], un détecteur de contours basé sur le calcul de la quasi-étendue dans la fenêtre d'analyse. Ce détecteur est défini par:

$$Q(p) = X_{(N-p)} - X_{(p)} \quad (\text{Eq. 6})$$

où  $p = N/3$ . On décide qu'il y a présence de contour si  $Q(p) \geq S_Q$ , où  $S_Q$  est un seuil dont il faut préciser la valeur. En cas de détection de contour on choisit  $\alpha < 1$ , ce qui assure un effet conjoint de rehaussement de contraste et de lissage [3]. Le schéma de principe du filtre est le suivant.

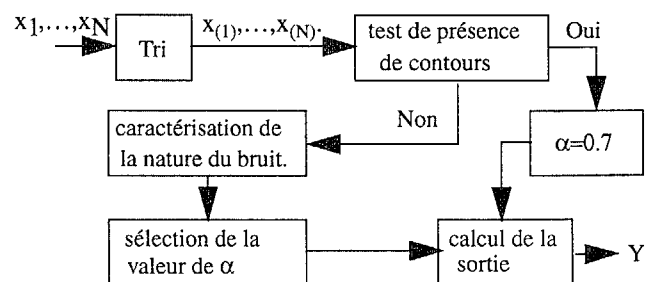


Fig. 3 : Schéma de principe du filtre.

### 5- Résultats expérimentaux

Dans cette partie nous présentons quelques résultats expérimentaux obtenus sur des images synthétiques et sur des images réelles de la banque du GdR 134.

#### Etape de décision.

Pour évaluer les performances du nouveau classifieur de bruit, nous l'avons testé sur les 4 types de bruits et on a calculé le pourcentage de bonne décision. Le tableau n°2 montre les résultats de

ce test. Le même test a été effectué en utilisant le sélecteur proposé par [1], pour les deux valeurs de  $\beta$  (0.05 et 0.2), Le tableau n° 1 donne les résultats obtenus. Il montre aussi la forte dépendance des performances en classification vis-à-vis de  $\beta$  et du caractère impulsionnel du bruit.

Une amélioration du pourcentage de bonnes décisions est obtenue grâce à la méthode proposée ici. Le principal avantage est qu'il n'est pas nécessaire d'avoir des connaissances a priori sur le caractère impulsionnel du bruit pour choisir  $\beta$ .

Signalons enfin le faible pouvoir de discrimination entre les classes gaussien et triangulaire. Ceci est dû au fait que les deux distributions sont relativement proches (cf. fig 1).

$\beta$	exponentiel	gaussien	triangulaire	uniforme
0.05	62%	23%	34%	85%
0.2	68%	19%	23%	66%

Tableau 1 : Pourcentage de bonnes décisions pour le classifieur de Restrepo, taille 5x5.

bruit	exponentiel	gaussien	triangulaire	uniforme
5x5	75%	32%	34%	87%
7x7	91%	43%	44%	94%

Tableau 2 : Pourcentage de bonnes décisions du nouveau classifieur, taille 5x5 et 7x7.

**Etage de filtrage.**

L'étude de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) et de l'Erreur Absolue Moyenne (EAM) met en évidence une amélioration sensible des performances par rapport au  $\gamma$ -filtre adaptatif de [2] (basé sur le  $\gamma$ -filtre introduit par Astola et Neuvo [4]) surtout dans le cas d'une distribution uniforme (cf. tableaux 3 et 4).

bruit	exponentiel	gaussien	triangulaire	uniforme
$\gamma$ -filtre	12.8	16.6	16.9	18.2
$d\alpha$ -filtre	12.6	14.3	14.3	13.9

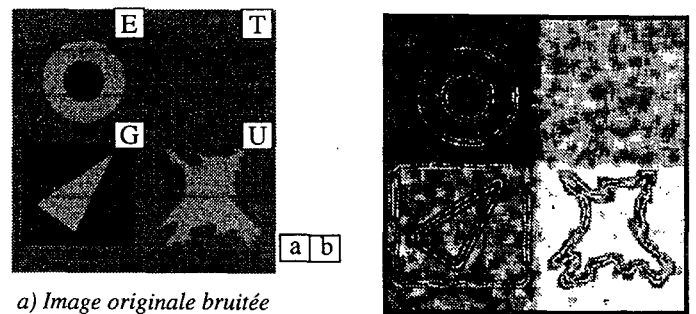
Tableau 3 : E.Q.M, taille 5x5,  $\sigma$  bruit = 10.

bruit	exponentiel	gaussien	triangulaire	uniforme
$\gamma$ -filtre	2.08	2.67	2.72	2.81
$d\alpha$ -filtre	1.89	2.32	2.30	1.88

Tableau 4 : E.A.M, taille 5x5,  $\sigma$  bruit = 10.

La figure 4 présente le résultat obtenu sur une image synthétique (image SAVOISE de la banque du GdR 134). L'image a) est l'image originale. Chaque quadrant comporte un bruit blanc additif d'écart-type  $\sigma = 10$ . L'image b) est l'image des décisions prises par l'étage de classification. On remarque une transition de décision au voisinage des contours. Cette transition

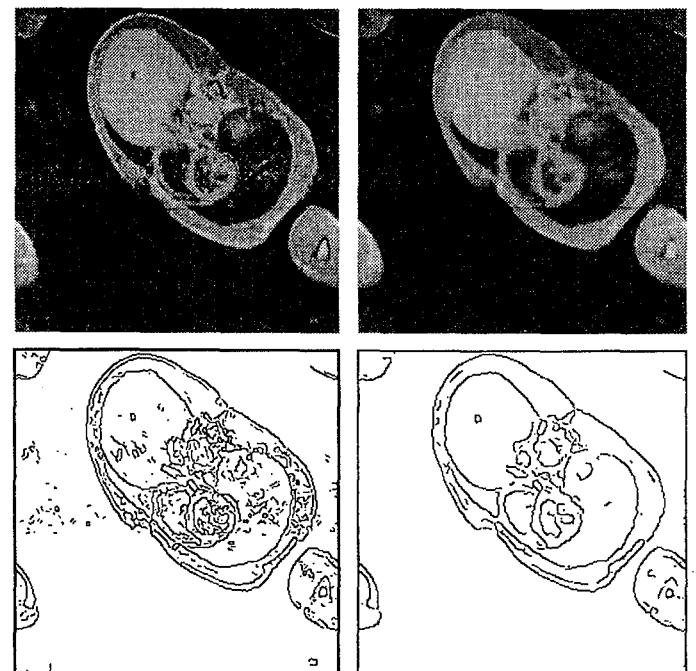
s'explique par le fait que le numérateur de  $V(\beta)$  est plus sensible aux variations locales d'intensité que le dénominateur.



a) Image originale bruitée avec les 4 types de bruit  $\sigma=10$ .  
 b) Image des décisions, les contours sont en noir, taille 7x7.  
 niveau 0 → contour. niveau 64 → bruit exponentiel.  
 niveau 128 → bruit gaussien. niveau 192 → bruit triangulaire.  
 niveau 255 → bruit uniforme.

Fig. 4 : Image SAVOISE

Sur l'image IRM (fig 5), on peut noter l'amélioration apportée par l'opération de filtrage (filtre de taille 5x5) tant en terme de lissage du bruit (5b) que d'amélioration de la netteté et de la continuité des contours (5d).



a) Image originale "irm.gdr".  
 b) Image filtrée, taille 5x5.  
 c) Image des contours de a), Opérateur de Deriche ( $\alpha = 1.5$ ).  
 d) Image des contours de b), (même Opérateur).

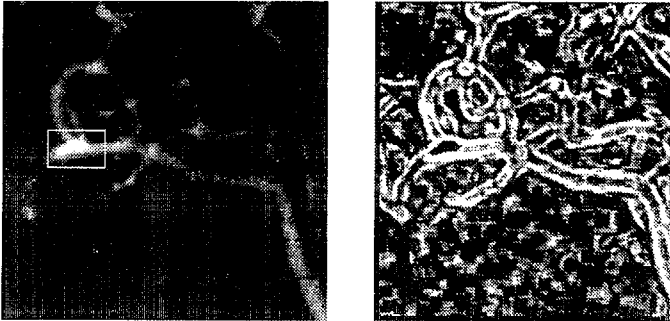
Fig. 5 : Image IRM.

La figure 6 présente une image d'angiographie. L'image originale est en a). L'image b) donne la carte des décisions effectuées à l'étage de classification pour un filtre de taille 9x9. Dans cet exemple l'opération de détection de contours est inhibée. On



remarque une continuité des décisions autour des contours. Dans la zone du fond de l'image le bruit est majoritairement exponentiel. A l'intérieur des vaisseaux, sa distribution est assez concentrée.

Toutes les données dans la région blanche de la zone encadrée en a) sont identiques, Par conséquent la classification du bruit y est sans objet.



a) image originale "angiogra.gdr".

b) Image des décisions, taille 9x9.



Fig. 6 : Image "angiogra.gdr".

### 6- Conclusion

L'opérateur proposé ici constitue un outil intéressant pour le prétraitement d'images naturelles, où les caractéristiques de bruit ne sont pas connues a priori. Il peut être considéré comme une extension des opérateurs proposés par Restrepo [1] et Rahim [2]. L'amélioration porte principalement sur l'étape de décision qui a été rendu plus robuste vis-à-vis de la nature du bruit et dont les paramètres peuvent être utilisés pour des filtres de taille quelconques. Dans l'étape de filtrage, on peut également renforcer la netteté des contrastes par un choix approprié du paramètre  $\alpha$ , et ne pas se contenter de les préserver.

Signalons enfin que, au delà du prétraitement, l'étape de classification de cet opérateur peut être utilisé pour le calcul d'attributs dans une phase de segmentation d'images texturées.

### 7- Références

- [1] A. Restrepo, A. C. Bovik, "Adaptative Trimmed Mean Filters for Image Restoration", IEEE Trans. ASSP vol. 36, August 1988, pp. 1326-1337
- [2] A. A. Rahim, T. Dobrowiecki, "Adaptative Nonlinear Filtre for Nonstationary Noise", Proceeding Eusipco 92, Bruxelles, Août 92, pp 1393-1396.
- [3] Ph. Bolon, "Filtrage d'Ordre, Vraisemblance et Optimalité des Prétraitements d'Image", Traitement du Signal, vol. 9 no. 3, Octobre 1992, pp. 225-250
- [4] J. Astola, and Y. Neuvo, "Optimal Type Filters for Exponential Noise Distribution", Signal processing, Vol. 17, pp. 95-104,1989.

## Annexe

### Paramètres des fonctions d'appartenance.

$\beta$	taille	a	m	b
0.05	N = 9	1.309	2.195	3.872
	N $\geq$ 25	1.691	2.750	4.912
0.1	N = 9	1.309	2.195	3.872
	N $\geq$ 25	1.560	2.331	3.404
0.2	N = 9	1.281	1.774	2.348
	N $\geq$ 25	1.419	1.816	2.224

Tableau 5 : Classe "exponentiel".

$\beta$	taille	a	m	b
0.05	N = 9	1.267	2.069	3.622
	N $\geq$ 25	1.607	2.452	4.131
0.1	N = 9	1.266	2.069	3.622
	N $\geq$ 25	1.519	2.146	3.024
0.2	N = 9	1.250	1.719	2.325
	N $\geq$ 25	1.386	1.741	2.139

Tableau 6 : Classe "gaussien".

$\beta$	taille	a	m	b
0.05	N = 9	1.266	1.959	3.500
	N $\geq$ 25	1.508	2.203	3.474
0.1	N = 9	1.267	1.959	3.500
	N $\geq$ 25	1.463	1.989	2.782
0.2	N = 9	1.231	1.671	2.294
	N $\geq$ 25	1.342	1.676	2.084

Tableau 7 : Classe "assez concentré".

$\beta$	taille	a	m	b
0.05	N = 9	1.235	1.871	3.321
	N $\geq$ 25	1.457	2.003	3.157
0.1	N = 9	1.235	1.871	3.321
	N $\geq$ 25	1.407	1.864	2.585
0.2	N = 9	1.210	1.633	2.278
	N $\geq$ 25	1.315	1.626	2.043

Tableau 8 : Classe "uniforme".