

# Système aveugle de filtrage d'images numériques

Kacem CHEHDI, Benoit VOZEL, Chafik KERMADE, Vlad PITURESCU

ENSSAT-LASTI

6 rue de Kérampont, BP 447, 22 303 Lannion Cedex, France

chehdi@enssat.fr, vozels@enssat.fr, kermad@enssat.fr

**Résumé** – Dans cet article, nous nous intéressons à l'optimisation des critères de décision permettant l'identification de la nature du bruit à partir de l'image observée puis à l'application de l'algorithme de filtrage le mieux adapté. Nous nous limitons aux trois types de bruit les plus couramment rencontrés en pratique à savoir le bruit additif, multiplicatif ou impulsionnel.

**Abstract** – In this paper, we focus on the optimization of decision criteria to be able to firstly identify the nature of the noise from the observed image and then to apply the most appropriate algorithm afterwards. We limit ourselves to three kinds of noisy degraded images : the first one being degraded by an impulsive noise, the second one by an additive noise and the latter by a multiplicative noise.

## 1 Introduction

Lors de la conception d'un système de filtrage numérique, l'identification de la nature du bruit affectant une image est une étape importante dans tout système d'interprétation de l'information quand la nature de la dégradation est inconnue. La majorité des algorithmes de filtrage (Lee, Kuan, Nagao, ...) et certains algorithmes de détection de contours (Canny, Deriche, ...) suppose que la nature du bruit et ses paramètres statistiques sont connues. Or dans la majorité des cas, nous n'avons pas de connaissances a priori sur ces données [1]. C'est pour ces raisons qu'elles doivent être estimées car elles conditionnent la qualité du filtrage ou l'analyse des images [2]. En effet, lorsqu'on applique un détecteur de contours insensible au bruit additif alors que l'image est dégradée par un bruit multiplicatif, le résultat de détection ne sera pas optimal.

Dans cet article, nous nous intéressons à l'optimisation des critères de décision permettant l'identification de la nature du bruit à partir de l'image observée puis à l'application de l'algorithme de filtrage le mieux adapté. Nous nous limitons aux trois types de bruit les plus couramment rencontrés en pratique à savoir le bruit additif, multiplicatif ou impulsionnel.

Dans [3], nous avons démontré qu'il est possible d'identifier la nature du bruit en analysant les variations des statistiques locales déterminées sur les régions homogènes de l'image observée. Lorsque la variation de l'écart-type en fonction de la moyenne est une constante, le bruit est additif (l'écart-type estimé du bruit correspond à la moyenne des écarts-type); si elle correspond à une droite passant par zéro le bruit est multiplicatif (dont la pente donne l'estimée de son écart-type); si la droite ne passe pas par zéro, le bruit est impulsionnel. Les différentes méthodes présentées dans [3],[4],[5] sont basés sur le critère du maximum

de vraisemblance pour sélectionner les masques (Lee, Nagao, ...) à partir desquels sont calculés des écarts-type dits locaux qui servent à estimer l'écart-type du bruit. L'inconvénient de cette approche est l'estimation des paramètres à partir des pixels appartenant à des masques définis a priori. Ceci se traduit par des estimées d'écart-type parfois erronées et donc des taux moyens d'identification quand les images sont dégradées par un faible bruit multiplicatif ou impulsionnel.

Dans le but d'augmenter le taux d'identification, et d'optimiser la qualité de l'estimation des statistiques du bruit, et celle du filtrage, nous proposons un nouveau système. Le principe consiste tout d'abord à présegmenter et labéliser l'image bruitée. L'image des labels est utilisée pour sélectionner les régions les plus homogènes à partir desquelles sont effectuées les étapes d'identification et d'estimation. Cette démarche présente l'avantage de ne pas utiliser un découpage a priori suivant des masques. Dans l'étape d'identification, nous avons introduit des critères décisionnels utilisant des paramètres déterminés à partir des histogrammes locaux des régions homogènes détectées. Pour l'étape de filtrage, trois filtres ont été retenus: Le filtre de Wiener à horizon fini pour le bruit additif, le filtre de Kuan pour le bruit multiplicatif et un filtre que nous avons développé pour le bruit impulsionnel. Les deux premiers filtres ont été optimisés pour ne pas éliminer les structures fines (contours) lors de l'estimation.

## 2 Système développé

Ce système est composé de **trois modules**: segmentation et labélisation de l'image bruitée, identification de la nature du bruit et estimation de ses paramètres statistiques, filtrage.

## 2.1 Premier module

Le **premier module** consiste à **segmenter** et à **labeliser** l'**image bruitée** de manière grossière. L'image des labels est ensuite utilisée pour sélectionner les pixels de l'image bruitée qui seront pris en compte au cours des différents traitements pour estimer les paramètres statistiques du bruit.

La segmentation s'effectue en deux étapes: la première étape classe automatiquement par multi-seuillage les pixels de l'image. Les différents seuils sont déterminés par l'analyse de l'histogramme global construit à partir des seuils des histogrammes locaux transformés. La transformation met en évidence les différents modes de chaque histogramme local et facilite donc la recherche des seuils. La deuxième étape fusionne les régions qui présentent une dynamique de luminances et de configurations similaires et leur affecte le même label [6]. L'image des labels obtenue permet de définir des régions homogènes de l'image observée (une région est dite homogène si tous pixels ont le même label dans l'image présegmentée) dont les formes quelconques serviront à l'identification du bruit et à l'estimation de son écart-type.

## 2.2 Deuxième module

Le **second module** est dédié à l'**identification de la nature du bruit**.

La méthode d'identification est effectuée en deux étapes: la première détecte la présence du bruit impulsif. Si le résultat est négatif, un deuxième critère est introduit pour identifier la présence du bruit additif ou multiplicatif.

### 2.2.1 Détection du bruit impulsif

Le principe de la détection est basé sur l'analyse de la dynamique  $\Delta[n]$  des niveaux de gris des  $K$  régions locales homogènes de l'image observée  $1 \leq n \leq K$ .

Le critère d'identification est le suivant: la nature du bruit est impulsive si la distribution est uniforme et proche de 255 (image codée sur 8 bits) sinon, il est additif ou multiplicatif.

Cela suppose que la distribution du bruit est uniforme et prend ses valeurs sur l'intervalle de la dynamique des luminances de l'image dégradée.

### 2.2.2 Identification du bruit additif ou multiplicatif et estimation de son écart-type

Chaque région homogène  $R_h$  de l'image observée est caractérisée par son histogramme  $H_{R_h}(l)$  ( $l$  le niveau de gris de  $R_h$  ayant le même label dans l'image présegmentée). Chaque histogramme est ensuite représenté par sa dynamique. L'étude du comportement de la dynamique permet d'identifier la nature additive ou multiplicative du bruit [7].

Dans le cas du bruit additif, l'évolution de la dynamique  $\Delta[n]$  fluctue autour d'une valeur constante; par contre dans le cas du bruit multiplicatif elle fluctue autour d'une

droite passant par zéro.

Le critère de décision pour la procédure d'identification, consiste à comparer les paramètres du modèle réel:

$$Y = AX + B \quad (1)$$

à ceux des modèles théoriques :

$$Y = CX \text{ pour un bruit multiplicatif} \quad (2)$$

$$Y = D \text{ pour un bruit additif} \quad (3)$$

tous estimés à partir des enregistrements de  $\Delta[n]$ .

Il est défini par:

$$\begin{cases} \text{si } \frac{A}{C} \leq \frac{B}{D} \text{ le bruit est additif} \\ \text{sinon le bruit est multiplicatif} \end{cases} \quad (4)$$

Pour estimer l'écart type du bruit, l'image des labels obtenue et l'image observée sont divisées en  $N$  blocs de taille  $m \times m$ , notés respectivement  $L_i$  et  $B_i$  avec  $1 \leq i \leq N$ . A chaque bloc  $B_i$  correspond alors un bloc  $L_i$  (chaque bloc  $L_i$  doit posséder un seul label). Les pixels pris en compte pour exprimer l'écart-type local sont les pixels du bloc  $B_i$ . L'histogramme des  $N$  écarts-type locaux calculés sur chaque bloc de taille  $m \times m$  permet d'extraire la moyenne  $\mu_\sigma(m)$  des écarts-type locaux et l'écart-type local  $\sigma_f(m)$  dont la fréquence d'apparition est la plus élevée. Les paramètres  $\mu_\sigma(m)$  et  $\sigma_f(m)$  sont obtenus pour différentes tailles de blocs  $m = 3, 4, \dots$ . L'écart-type  $\sigma_f(m)$  minimisant la différence  $|\mu_\sigma(m) - \sigma_f(m)|$  correspond à l'estimée de l'écart-type du bruit. Grâce à l'utilisation de l'histogramme, les écarts-type locaux non significatifs ne sont pas pris en compte lors de l'estimation de l'écart-type du bruit.

Pour le bruit impulsif, il n'est pas nécessaire d'estimer ses paramètres statistiques car les filtres utilisés pour le traiter n'utilisent pas ce type de paramètres.

L'expression d'un écart-type local diffère suivant le type du bruit. Dans le cas d'un bruit additif, l'histogramme est formé des écarts-type locaux calculés sur chaque bloc  $B_i$ . Pour un bruit multiplicatif, il est constitué des écarts-type locaux divisés par la moyenne des pixels sélectionnés dans le bloc  $B_i$ .

## 2.3 Troisième module

Le **troisième module** traite le problème de **filtrage**. Pour le bruit impulsif, nous avons utilisé un algorithme de filtrage itératif que nous avons mis au point [8]. Son principe consiste à introduire des critères de détection des pixels dégradés puis à les classer en plusieurs catégories en tenant compte de leur configuration locale. Le traitement est ensuite adapté à chaque catégorie de pixels où un filtre différent est appliqué: filtre médian classique, médian itératif prenant en considération les pixels appartenant à des contours. La procédure est itérée tant que la probabilité estimée du bruit à l'itération  $j$  est différente de celle estimée à l'itération  $j - 1$ .

Pour le bruit additif et multiplicatif, nous avons utilisé des filtres classiques (Wiener et Kuan dans le domaine spatial). Pour préserver les détails fins, nous faisons une

recherche fine des régions homogènes à partir desquelles chaque pixel est estimé. Par exemple un pixel se trouvant dans le prolongement d'un contour est estimé à partir des pixels appartenant à ce contour.

### 3 Résultats

Le système a été testé sur quatre images de la banque GDR-PRC-ISIS (" imline ", " savoise ", " femme ", " bateau "), que nous avons dégradées artificiellement par les trois types de bruits.

Ces images présentent des caractéristiques différentes: texturées, non texturées, structures fines ou grossières, ... Elles permettent donc de mieux valider les algorithmes.

#### 3.1 Identification

Chaque image a été dégradée par un type de bruit (bruit additif centré:  $\sigma = 6$  et  $\sigma = 12$ ; bruit multiplicatif de moyenne unité  $\sigma = 0.05$ ,  $\sigma = 0.28$ ; pour le bruit impulsionnel la probabilité du bruit est de 0.2). Le choix de ces écarts-type correspond à des images faiblement ou fortement dégradées suivant les cas.

Sur 20 images dégradées le taux d'identification est de 100%.

#### 3.2 Estimation de $\sigma$

Pour les mêmes écarts-type de bruit que dans l'étape d'identification, les tableaux Tab1 et Tab2 donnent les valeurs des écart-types estimés. L'erreur d'estimation reste globalement faible. Dans le cas du bruit multiplicatif faible

image	$\sigma=6$	$\sigma=6$	$\sigma=12$	$\sigma=12$
imline	5.76	6.02(*)	11.98	11.50(*)
savoise	7.88	6.64(*)	11.81	12.23(*)
femme	6.43	6.08(*)	11.33	12.37(*)
bateau	5.67	7.08(*)	11.02	12.15(*)

TAB. 1: Nouvelle estimation de l'écart-type dans le cas du bruit additif. (\*)=sans découpage a priori

$\sigma = 0.05$  une erreur d'estimation reste supérieure à 0.05. Cependant, on peut observer que les résultats obtenus par l'ancienne méthode sont globalement meilleurs.

image	$\sigma=0.05$	$\sigma=0.05$	$\sigma=0.28$	$\sigma=0.28$
imline	0.041	0.09(*)	0.27	0.36(*)
savoise	0.048	0.07(*)	0.29	0.34(*)
femme	0.05	0.13(*)	0.264	0.31(*)
bateau	0.041	0.1(*)	0.198	0.32(*)

TAB. 2: Nouvelle estimation de l'écart-type dans le cas du bruit multiplicatif. (\*)=sans découpage a priori

### 3.3 Filtrage

Les images des figures suivantes montrent les résultats de l'étape de filtrage après identification de la nature du bruit et estimation de son écart-type (cas du bruit additif et multiplicatif). Le résultat de filtrage est concluant.

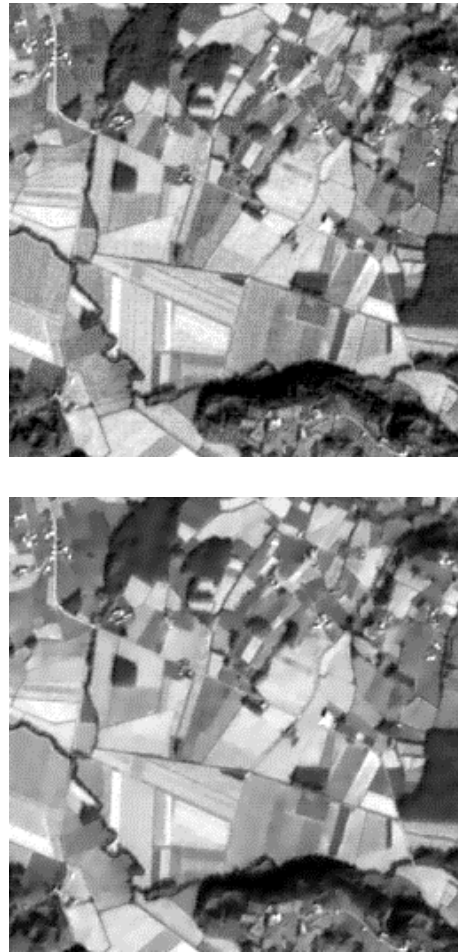


FIG. 1: image aquitaine a) originale b) filtrée

## 4 Conclusion

Le système proposé présente plusieurs avantages:

- aucune connaissance a priori sur la nature du bruit, excepté, qu'elle est supposée soit additive, multiplicative ou impulsionnelle;
- amélioration du taux d'identification et d'estimation des écarts-type locaux (calculés sur des zones de forme quelconque) par rapport à nos travaux antérieurs en introduisant une étape de présegmentation et d'analyse de la dynamique des histogrammes des régions homogènes ainsi formées;
- contribution à un meilleur filtrage en préservant la majorité des structures très fines (contours de largeur d'un pixel);

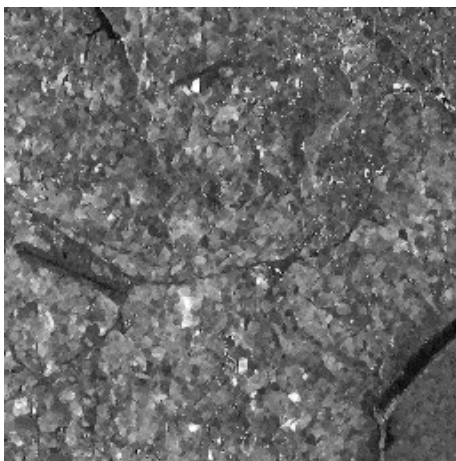
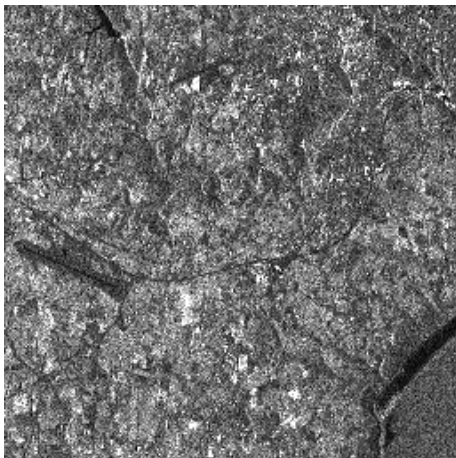


FIG. 2: image radar ERS1 a) originale b) filtrée

- exploitation de l'étape d'identification pour appliquer les détecteurs de contours les plus appropriés;
- système facile à implémenter.

Des tests sont en cours sur des images réelles (aéropor-tées). Par ailleurs, des travaux sont également entrepris pour estimer la nature statistique du bruit.

## Références

- [1] D. KUNDUR, D. HATZINAKOS. "Blind image deconvolution," *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(3): pages 43-64, May 1996.
- [2] C. SPINU, C. GARBAY, J.M. CHASSERY. "Une approche coopérative et adaptative pour la segmentation d'images," *Proceedings GRETSI-95*, pages 609-612, Sept 1995.
- [3] K. CHEHDI, M. SABRI. "A new approach to identify the nature of the noise affecting an image," *Proceedings IEEE ICASSP 92*, vol III: pages 285-288, March. 1992.



FIG. 3: image bateau a) dégradée artificiellement b) filtrée

- [4] K. CHEHDI. "Automatic identification of noises for an optimal filtering," *Proceedings IEEE CCSP 93*, pages 474-477, March 1993.
- [5] L. BEAUREPAIRE, K. CHEHDI. "Identification of degraded image by a multiplicative or additive noise," *Proceedings EUSIPCO-96*, vol II: pages 899-902, Sept. 1996.
- [6] C. KERMADE, K. CHEHDI, C. CARIOU. "Segmentation d'images par multi-seuillage et fusion de régions labellisées minimisant un critère de similarité," *Proceedings GRETSI-95*, vol II: pages 641-644, Sept. 1996.
- [7] L. BEAUREPAIRE, K. CHEHDI, B. VOZEL. "Identification of the nature of the noise and estimation of its statistical parameters by analysis of local histograms," *Proceedings ICASSP-97*, vol 4: pages 2805-2808, 1997.
- [8] L. BEAUREPAIRE, K. CHEHDI. " Iterative filtering method of impulsive noise with edge preservation," *Proceedings IASTED-95*, pages 436-439, november 1995.