

Filtre Adaptatif 2-D pour la Restauration d'images perturbées par du Bruit Impulsionnel.

F. LE POULIQUEN, M. NAJIM

Equipe Signal et Image, ENSERB et GdR-PRC ISIS

BP.99, 33402 Talence Cedex, FRANCE

franck@tsi.u-bordeaux.fr, najim@tsi.u-bordeaux.fr

Résumé – Dans le contexte d'images perturbées par du bruit impulsionnel nous proposons un filtre qui est la combinaison de filtres adaptatifs avec un détecteur d'impulsions fondé sur plusieurs seuillages. Ces filtres ne modifient que les pixels détectés comme bruités, ils préservent ainsi une grande partie de l'image tout en éliminant les impulsions. Nous présentons un modèle fondé sur des masques de support quart de plan et un autre modèle ayant un masque de support centré. Nous comparons nos filtres avec les algorithmes les plus performants que nous connaissons pour ce type de traitement. Nous montrons que ces filtres fournissent de meilleures estimations que les filtres d'ordre statistique et que les images ainsi restaurées ont de meilleures qualités visuelles.

Abstract – This paper considers the problem of removal impulsive noise from noisy image. The proposed filters are the combination of an impulsive detector based on several thresholds and a non linear adaptive filter. These filters modify only pixels which have been detected as noisy pixels, in order to protect the main part of the original image. Two different image models are presented, one with a quarter plane mask and the other one with a mask surrounding the pixel in progress. We compare our filters with order statistic filters and show the benefit of our filters in visual appearance.

1. Introduction

La restauration d'images perturbées par du bruit impulsionnel, qui n'affecte que certains pixels, est souvent réalisée par des filtres d'ordre statistique de type filtre médian [1]. En agissant sur tous les pixels ces filtres modifient aussi les pixels non bruités et provoquent une dégradation indésirable des régions non bruitées. Dans ce qui suit nous proposons un traitement dont l'action est limitée aux seuls pixels jugés bruités d'après le système de détection d'impulsions décrit dans [3].

Les pixels jugés bruités sont remplacés par une valeur estimée par un filtre de gradient stochastique (2-D LMS) [2]. De plus les pixels de l'image de sortie du filtre sont utilisés dans le calcul des estimations futures, le traitement est alors récursif.

Les coefficients du masque de filtrage sont mis à jour grâce à une procédure non linéaire décrite dans le paragraphe 2.

Enfin le filtre est la combinaison non linéaire de plusieurs restaurations de l'image bruitée obtenues avec différents modèles et supports de filtrage. Nous comparons nos filtres avec les filtres les plus performants publiés dans [3].

2. Le filtre médian 2-D LMS

Le filtre 2-D LMS est défini par l'équation de mise à jour des coefficients et l'équation de filtrage.

L'équation de filtrage est définie à partir d'un modèle de l'image. Nous utilisons deux modèles de supports de filtrage différents : le support quart de plan et le support centré autour

du pixel à prédire. L'estimation, réalisée par l'équation de filtrage, du pixel $x_{i,j}$ de coordonnées (i,j) est :

$$\hat{x}_{i,j} = W_{i,j} * X_{i,j} \quad (1)$$

où $X_{i,j}$ est le support de filtrage et $W_{i,j}$ est le masque des coefficients qui sont convolués aux pixels du support de filtrage de l'image :

$$\begin{aligned} \text{- quart de plan, } X_{i,j} &= \begin{array}{c|c|c} x_{i-t,j-d} & \cdots & x_{i-t,j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i,j-d} & \cdots & \mathbf{X}_{i,j} \end{array} \\ \text{- centré, } X_{i,j} &= \begin{array}{c|c|c} x_{i-t,j-t} & \cdots & x_{i-t,j+t} \\ \vdots & \mathbf{X}_{i,j} & \vdots \\ x_{i+t,j-t} & \cdots & x_{i+t,j+t} \end{array} \end{aligned}$$

Le coefficient du masque $W_{i,j}$ correspondant au pixel $x_{i,j}$ est nul.

L'équation de mise à jour des coefficients du masque W du filtre pour le $n^{\text{ième}}$ pixel traité est :

$$W(n+1) = W(n) + \mu \cdot e(n) \cdot X(n) \quad (2)$$

où $e(n)$ l'erreur de prédiction a priori sur ce pixel est :

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) = x(n) - W(n) * X(n) \quad (3)$$

Le pas d'adaptation μ peut être fixé a priori pour toute l'image. Cependant nous utilisons un pas variable présenté dans [5] qui présente l'avantage d'annuler l'erreur de prédiction a posteriori $e'(n)$, en effet :

$$e'(n) = x(n) - \hat{x}_{post}(n) = x(n) - W(n+1) * X(n) \quad (4)$$

En remplaçant $W(n+1)$ par son expression dans (2) :

$$e'(n) = e(n) \cdot (1 - \mu \|X(n)\|^2) = e(n) \cdot (1 - \mu \|X(n)\|^2) \quad (5)$$

$$\forall e(n), e'(n) = 0 \Rightarrow \mu = \|X(n)\|^{-2} \quad (6)$$

En pratique le pas d'adaptation μ est le produit de μ_0 par le terme de normalisation (6). En effet le terme de normalisation est très sensible si le masque est de petite taille, comme dans nos applications. L'équation de mise à jour des coefficients du masque W de l'algorithme 2-D NLMS (normalisé) est :

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\mu_0 \cdot e(n) \cdot X(n)}{\|X(n)\|^2}$$

Afin de ne pas perturber les coefficients du masque W par des pixels bruités, nous procédons à un lissage par un filtre médian :

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\mu_0 \cdot \text{méd}\{e(n) \cdot X(n), \dots, e(n-m) \cdot X(n-m)\}}{\|X(n)\|^2}$$

où *méd* est l'opérateur médian.

Le filtre, qui est récursif dans le calcul des coefficients du masque, est appliqué de manière récursive sur l'image c'est à dire que les pixels traités sont incorporés à l'image d'entrée du filtre comme le montre la figure 1. Ce filtre est noté 2-D RMNLMS. Ainsi pour un modèle à support quart de plan, les pixels perturbés, qui sont détectés, ne sont jamais utilisés. Seules sont utilisées leurs estimations débruitées. Par contre le modèle à support centré utilise des pixels bruités.

3. La détection d'impulsions combinée avec le 2-D RMNLMS

Pour repérer un pixel perturbé par une impulsion, nous appliquons un test sur son erreur de prédiction $e(n)$ seuillée. Cependant cette erreur, qui est sensible à la présence de bruit, l'est aussi aux erreurs du modèle. Nous utilisons alors une technique [4] fondée sur la comparaison de la valeur du pixel $x(n)$ avec ses 8 voisins. Nous ordonnons de manière croissante ces 8 voisins dans $E = \{r_1(n), \dots, r_8(n)\}$ afin de calculer $m(n)$, un niveau moyen, puis 4 différences d_i :

$$m(n) = \frac{r_4(n) + r_5(n)}{2}$$

$$d_k(n) = \begin{cases} r_k(n) - x(n), & \text{si } x(n) \leq m(n) \\ x(n) - r_{9-k}(n), & \text{sinon} \end{cases}$$

Pour détecter une impulsion en $x(n)$, nous comparons $d_i(n)$ à un seuil T_i : si $\exists i = 1 \text{ à } 4, d_i(n) > T_i \Rightarrow x(n)$ est bruité. Nous utilisons les seuils ($T_1=8, T_2=20, T_3=40, T_4=50$ pour 256 niveaux de gris) adaptés au bruit impulsionnel et proposé par [4]. Le détecteur nous permet de ne traiter que les pixels bruités. Il est incorporé dans le filtre comme le montre le schéma de la figure 1.

Pour un masque lié à un support de filtrage quart de plan le parcours de l'image s'effectue de manière lexicographique.

Pour un masque centré le parcours est avec un retour en début de ligne une ligne sur deux. Le parcours génère cependant des défauts de traînage par l'équation de filtrage.

Pour limiter les problèmes de traînage dus au parcours de l'image, nous réalisons plusieurs restaurations avec des masques différents. A partir de ces images restaurées l'utilisation d'un filtre médian permet d'obtenir l'image de sortie de notre filtre. Le filtre 2-D RMNLMS est développé en 2 versions qui dépendent du support de filtrage. La première version est réalisée par 4 restaurations obtenues avec les 4 modèles à support quart de plan possibles. La seconde version est fondée sur 4 restaurations obtenues avec un modèle à support centré et 4 parcours de l'image différents.

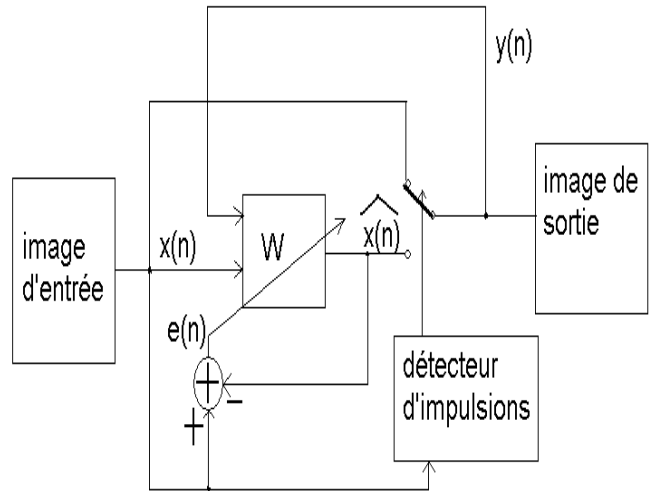


Fig. 1 : Schéma du filtre pour un seul masque.

4. Résultats

Nous comparons les résultats obtenus sur l'image *Lena* (256*256 pixels) bruitée pour différents taux de bruit impulsionnel, de 1% à 50%. Chaque pixel, codé sur 8 bits, a une probabilité commune à toute l'image d'être bruité synthétiquement et de prendre alors une valeur aléatoire uniformément distribuée dans [0,255]. Nous présentons une première évaluation des performances des filtres par le biais du Rapport Signal à Bruit (RSB ou SNR). Le tableau 1 présente les SNR des images bruitées synthétiquement.

TAB.1 : Rapport Signal à Bruit en dB des images bruitées

<i>Lena</i> bruitée à	SNR initial
1 %	21.76
3 %	16.97
10 %	11.76
20 %	8.10
25 %	7.83
30 %	7.12
40 %	5.60
50 %	4.42

Le tableau 2 présente les SNR des différentes images bruitées et traitées par un filtre classique, le médian, par un

filtre performant présenté par [3], le médian récursif et par le filtre le 2-D RMNLMS que nous proposons.

Ces performances, évaluées par l'amélioration des SNR, montrent que le 2-D RMNLMS est performant pour des images ayant jusqu'à 40% de pixels bruités. Au delà le SNR ne traduit plus efficacement les améliorations réalisées et à 50 % de pixels perturbés la valeur du SNR « s'écroule ».

TAB. 2 : Performances en dB de 4 filtres, sur plusieurs images *Lena* bruitées, évaluées par le SNR.

SNR final <i>Lena</i> bruité à :	Médian 3*3	Médian récursif proposé par [3]	2-D RMNLMS support centré	2-D RMNLMS support quart de plan
1 %	21.91	31.58	30.50	29.72
3 %	17.46	31.73	30.40	29.71
10 %	11.80	26.62	26.47	26.13
20 %	7.85	25.06	25.25	26.11
25 %	7.35	23.61	23.54	24.57
30 %	6.27	22.52	22.37	24.46
40 %	3.93	18.41	18.82	20.39
50 %	0.79	14.68	14.60	14.12

Pour palier cela nous utilisons comme indicateur de performance le PSNR, outil spécifique d'évaluation de la restauration par des algorithmes qui traitent les impulsions. Il traduit l'erreur quadratique normalisée [3].

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{nb_pixels}{\sum (x_{rest}(n) - x_{original}(n))^2} \cdot 255^2 \right)$$

Le tableau 3 présente les résultats obtenus pour les filtres précédents appliqués aux images bruitées précédentes. Le filtre à support quart de plan est plus performant en présence d'un bruit ayant de 10 à 40 % de pixels corrompus. Le filtre 2-D RMNLMS quart de plan fournit les meilleurs résultats pour des images ayant 15 à 30 % de pixels corrompus, en effet le PSNR résultant est supérieur de plus de 1dB par rapport aux PSNR d'images traitées par les autres filtres.

TAB. 3 : Performances en dB de 4 filtres, sur plusieurs images *Lena* bruitées évaluées par le PSNR.

PSNR final <i>Lena</i> bruité à :	Médian 3*3	Médian récursif proposé par [3]	2-D RMNLMS support centré	2-D RMNLMS support quart de plan
1 %	31.16	36	35.02	34.94
3 %	30.94	35.24	34.36	34.39
5 %	30.51	33.94	33.46	33.65
10 %	29.6	31.7	31.13	32.21
20 %	27.74	29.08	28.61	30.38
25 %	26.65	27.94	27.15	28.98
30 %	25.19	26.72	25.76	27.8
40 %	22.2	24.13	22.85	24.59
50 %	19.38	21.65	20.17	21.19

Le critère visuel est très important et nous présentons les traitements réalisés par les différents filtres présentés sur l'image *Lena* bruitée, avec 25 % de pixels corrompus (fig. 2). Nous la traitons par le médian de masque 3 * 3 (fig. 3), par le 2-D RMNLMS quart de plan (fig. 4), par le médian récursif de masque 3*3 (fig. 5) et par le 2-D RMNLMS centré (fig. 6). Ce critère montre aussi l'amélioration réalisée par le 2-D RMNLMS quart de plan qui fournit une image moins perturbée que l'image de sortie du filtre proposé par [3] qui présente des « tâches noires » dans des zones de niveaux de gris uniformes comme le fond de l'image.



Fig. 2 : image *Lena* bruitée à 25%.

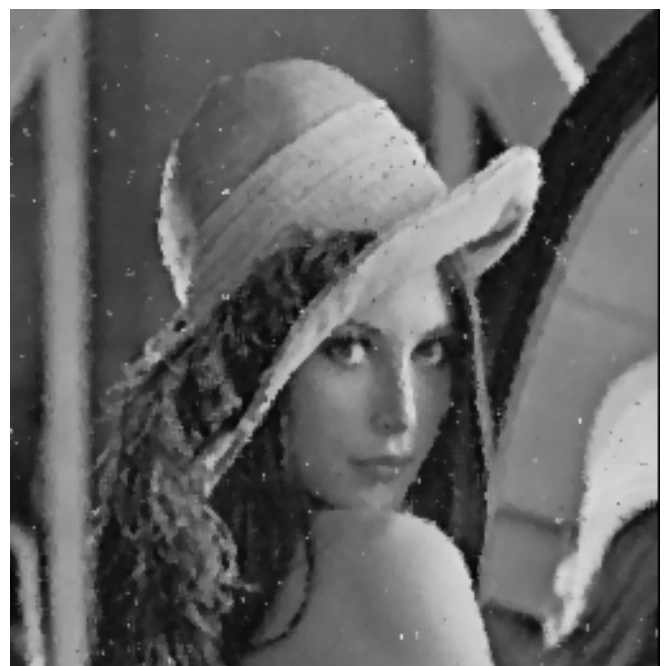


Fig. 3 : image *Lena* filtrée par le Médian 3 * 3.

Le filtre 2-D RMNLMS à masque centré fournit de bons résultats pour un bruit faiblement présent (au maximum 5 %). Cependant ce filtre est sensible à la contribution de pixels perturbés qui entrent en compte dans le calcul de l'estimation du pixel par l'intermédiaire de la partie non causale du support de filtrage. Nous observons les artefacts de ce problème sur la figure 6 (petites tâches plutôt blanches). De plus le filtre 2-D RMNLMS préserve mieux les détails du chapeau ou de la plume que les filtres médian et médian récursif.



Fig. 4 : image *Lena* filtrée par le 2-D RMNLMS de masque quart de plan 2×2 et $\mu=4 \text{ e-}4$.



Fig. 5 : Image *Lena* filtrée par le médian récursif 3×3 + détecteur de [3].

5. Conclusion

Nous avons développé un filtre qui élimine les artefacts impulsions pour des images possédant un taux de présence d'impulsions très variable de 1 % à 50%.

Ce filtre est la combinaison de filtres adaptatifs non linéaires avec un détecteur d'impulsions performant. Les résultats obtenus montrent des restaurations de meilleures qualités que celles obtenues par des traitements classiques tel que le filtre médian récursif.



Fig. 6 : image *Lena* filtrée par le 2-D RMNLMS de masque centré 3×3 et $\mu=4 \text{ e-}4$.

Références

- [1] T.I. Haweel and P.M. Clarkson, " A Class of Order Statistic LMS Algorithms", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 40, no.1, pp. 44-53, Jan. 1992.
- [2] M.M. Hadhoud and D.W. Thomas, " The Two-Dimensional Adaptive LMS Algorithm", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 35, no.5, pp. 485-494, May 1988.
- [3] E. Abreu, M. Lightstone, S.K. Mitra and K. Arakawa, " A New Efficient Approach for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Images", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, no.6, pp. 1012-1024, June 1996.
- [4] F. Le Pouliquen, S. Nasser Eldin, " Restauration du Signal entaché par du Bruit Impulsionnel dans les Cas Mono et Bidimensionnels", AGIS97, Angers France.
- [5] C. Kotropoulos and I. Pitas, " Adaptive LMS L-Filters for Noise Suppression in Images", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, no.12, pp. 1596-1609, Dec. 1996.