

Filtre de choc hybride pour la restauration d'image.

COSMIN LUDUSAN^{1,2}, OLIVIER LAVIALLE¹, MONICA BORDA², ROMULUS TEREDES²

¹Université de Bordeaux, UMR CNRS-UB1 IMS 5218, ENITA de Bordeaux, Talence, France.

²Technical University of Cluj-Napoca, The Faculty of Electronics, Telecommunications and Information Technology, Cluj-Napoca, Roumanie
Cosmin.Ludusan@com.utcluj.ro

Résumé – Nous proposons un nouveau modèle de filtre de choc fondé sur une formalisation par équation aux dérivées partielles permettant de mener en parallèle une opération de rehaussement de contours et de débruitage anisotropique. – L'approche proposée est fondée sur une formalisation de type filtre complexe soit une décomposition du filtre en deux composantes (réelle et complexe). Cette approche, déjà proposée dans la littérature, est ici améliorée dans le but d'obtenir de bonnes propriétés de convergence de la solution. Le filtre proposé permet d'obtenir des résultats très intéressants concernant les attendus de la restauration d'images en particulier pour des niveaux de bruit élevés. De plus la convergence et la stabilité de notre modèle est avérée. Les résultats en termes de débruitage et de rehaussement sont supérieurs aux méthodes comparables.

Abstract – We propose a new PDE-based (Partial Differential Equation) shock filter for image enhancement by concurrent denoising and sharpening. The particularity of our approach resides in the way in which the complex shock filter is defined, i.e., by means of two counteracting filtering paradigms, image sharpening and image denoising. The filtering process is divided between the filter's two main components leading to a robust noise filtering with edge preservation and enhancement. Thus, the complex shock filter possesses increased filtering capabilities, especially in high Gaussian blur (additive white Gaussian noise) scenarios, while exhibiting a stable-convergent time behavior. The results show that the proposed model can be successfully employed in sharpening as well as denoising tasks and that through its complex framework, coupled with the strong sharpening real component, allows tackling with high GB-AWGN values, while yielding superior results to the existing shock filter models.

1. Introduction

L'utilisation des approches fondées sur des Equations aux Dérivées Partielles est aujourd'hui devenue classique en analyse d'image et dans le cadre du rehaussement d'image en particulier. Le rehaussement d'image peut être vu comme une approche visant à reconstruire un signal original dégradé par un processus convolutif non désiré, défini par exemple en [5] comme du flou. Un processus de déconvolution est alors souhaité bien que procéder à une déconvolution directe sur un signal discret soit un problème mal posé. La première solution proposée pour ce problème est bien connue : il s'agit des filtres de choc à base d'EDP hyperboliques et dotés d'un schéma numérique explicite préservant la variation totale ainsi que la valeur et la position des extrema [5]. L'expression 1D des filtres de choc est :

$$I_t = -F(I_{xx}) \cdot |I_x| \quad (1)$$

avec F qui satisfait les contraintes :

$$\begin{cases} F(0) = 0 \\ F(s) \cdot \text{sgn}(s) \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

La plupart des filtres de choc, dont le premier proposé, ont été développés en utilisant une fonction $F(\cdot)$ dépendant de la structure de l'image décrite dans (1) par la dérivée seconde du signal (I_{xx} pour le cas 1D). Dans le cas d'une image, le filtre de choc devient :

$$I_t = -F(I_{\eta\eta}) \cdot |\nabla I| \quad (3)$$

avec $\eta = \frac{\nabla I}{|\nabla I|}$ qui donne la direction de l'orthogonale aux contours.

Un choix évident pour F qui permet de respecter les contraintes définies en (2) est : $F(s) = \text{sgn}(s)$. Une telle fonction conduit à des « chocs » aux endroits où $I_{\eta\eta}$ s'annule et permettant un rehaussement des contours.

Dès lors que l'on ajoute au concept de rehaussement celui de débruitage, le processus envisagé est naturellement plus complexe puisqu'il est question de deux objectifs naturellement contradictoires. La première utilisation des filtres de choc pour la restauration d'image a été présentée par Alvarez et Mazzora [1]. La solution consiste à introduire un pré-lissage gaussien de noyau G_σ conduisant à créer des chocs aux endroits où $G_\sigma * I_{\eta\eta}$ s'annule et à coupler le filtre de choc avec un filtre de diffusion agissant dans la direction des structures ($I_{\xi\xi}$). Un grand nombre de travaux ont été ensuite soit directement soit indirectement inspirés par cette première approche [2][4][6]. Dans la partie suivante, nous discutons de ces développements et de leur lien avec notre nouvelle approche de filtre de choc hybride.

2. Filtres de choc hybrides

Prendre en compte des sources bruitées dans le cadre de l'utilisation d'un filtre de choc peut être réalisé en utilisant deux types d'approches :

- ajouter des filtres de diffusion et travailler sur des images lissées a priori (telle est l'approche originale proposée dans [1] et décrite à la section précédente),
- redéfinir le détecteur de contour de sorte qu'il soit robuste au bruit sans qu'il soit nécessaire d'ajouter un processus de débruitage.

Ces deux types d'approches possèdent chacune des avantages et des inconvénients. Le premier type de solutions bénéficie des propriétés de stabilité et de convergence des filtres de choc classiques [5] mais s'avère moins efficace pour l'élimination du bruit alors que le second type de solutions peut se révéler très efficace même en présence de niveau de bruit très élevé mais ne présente pas de bonnes propriétés en terme de convergence et de stabilité.

Outre le filtre d'Alvarez et Mazzora [1] décrit à la section précédente, une solution proposée par Kornbropst et al [4] consiste en plus d'un terme de diffusion et de la prise en compte d'un pré-lissage, à introduire un terme d'attache aux données permettant de maintenir la similarité entre l'image résultat I et l'image d'origine I_0 :

$$I_t = \alpha_f \cdot (I - I_0) + \alpha_r \cdot (h_\tau(|G_\sigma * \nabla I|) \cdot I_{\eta\eta} + I_{\xi\xi}) - \alpha_e (1 - h_\tau(|G_\sigma * \nabla I|) \cdot \text{sgn}(G_\sigma * I_{\eta\eta})) \cdot |\nabla I| \quad (4)$$

Avec ce type de solution, la problématique de la détection de la position exacte des contours persiste. C'est en grande partie du fait de ce problème que de

nouvelles approches relevant du deuxième type de solutions ont vu le jour. En particulier, ce problème de l'amélioration de la détection de la position exacte des contours a été étudié par Gilboa et al [3] qui ont proposé la notion de « diffusion complexe » puis la notion de filtre de choc complexe [2] à travers la formulation suivante :

$$I_t = -\frac{2}{\pi} \arctan\left(a \cdot \frac{\text{Im}(I)}{\theta}\right) \cdot |\nabla I| + \lambda \cdot I_{\eta\eta} + \tilde{\lambda} \cdot I_{\xi\xi} \quad (5)$$

L'originalité du filtre proposé est l'introduction d'un détecteur de contour sous la forme $F(s) = \frac{2}{\pi} \arctan(a \cdot s)$ où a contrôle la pente de la dérivée seconde, la fonction arc tangente permettant de prendre en compte à la fois le signe de la dérivée mais aussi son amplitude. L'utilisation d'un formalisme complexe dissociant le terme utilisé dans la détection des contours et l'image en train d'évoluer permet d'obtenir des résultats très intéressants en termes de robustesse au bruit.

Cependant, comme souligné plus haut, ce type de filtre présente de gros inconvénients au niveau de ses propriétés de stabilité et de convergence.

Notre travail s'inscrit donc dans la recherche de ce compromis entre stabilité et efficacité des filtres en termes de débruitage. Pour parvenir à un résultat satisfaisant sur les deux critères énoncés, nous proposons une hybridation des deux principales approches pour obtenir un filtre de choc hybride dont la l'expression est :

$$\begin{aligned} \text{Re}(I_t) = & -\frac{2}{\pi} \arctan\left(a \cdot \frac{\text{Im}(I)}{\theta}\right) \cdot f_1 |\nabla I| \\ & - \text{sgn}\left(\text{Re}(I_{\eta\eta})\right) \cdot f_2 |\nabla I| \\ & + f_1 (\text{Re}(\lambda) \text{Re}(I_{\eta\eta}) - \text{Im}(\lambda) \text{Im}(I_{\eta\eta}) + \tilde{\lambda} \text{Re}(I_{\xi\xi})) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{Im}(I_t) = \text{Im}(\lambda) \text{Re}(I_{\eta\eta}) - \text{Re}(\lambda) \text{Im}(I_{\eta\eta}) + \tilde{\lambda} \text{Im}(I_{\xi\xi})$$

Les conditions initiales de l'EDP décrivant l'état $I(p,t)$ de l'image I au temps t au pixel p sont : $I(p,0)=I_0(p)$ avec les conditions aux limites de Neumann. Le filtre décrit en (6) est basé sur les paramètres suivants :

- a est le paramètre contrôlant la pente du détecteur de contour,

- θ est un paramètre associé à la partie imaginaire, lorsque θ tend vers 0, $\frac{\text{Im}(I)}{\theta}$ est une approximation du laplacien lissé de l'image I qui confère à cet opérateur la nature de détecteur de contour régularisé.

- $\lambda = re^{i\theta}$ est un paramètre scalaire complexe et $\tilde{\lambda}$ un scalaire réel.
- f_1 et f_2 sont deux fonctions complémentaires à valeurs dans $[0,1]$ permettant de contrôler la part relative des termes du filtre de choc hybride.

Le fonctionnement du filtre de choc hybride et la forme des deux composantes de l'image complexe sont illustrés à la figure 1.

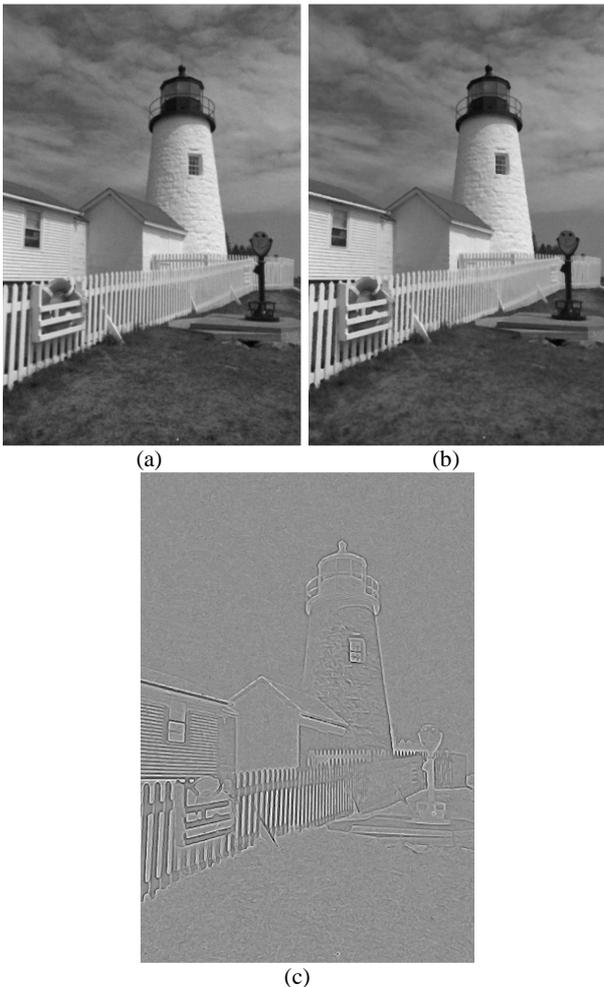


Figure 1 : exemple de fonctionnement du filtre de choc hybride (a) image originale floutée, bruitée, (b) Résultat du filtre hybride – partie réelle $\text{Re}(I_t)$, (c) Partie imaginaire $\text{Im}(I_t)$ faisant office de détecteur de contour.

L'objectif est d'initier le processus par un filtre permettant une bonne localisation des contours dans le cas d'une image fortement perturbée par du bruit. En fixant au départ $f_1 = 1$ et $f_2 = 0$, notre filtre agit de manière similaire au filtre complexe introduit en [2] en utilisant la partie imaginaire comme détecteur de contour. Au fur et à mesure de l'avancement du processus, l'évolution de la fonction f_2 vers des valeurs proches de 1 donnera plus d'importance au terme de rehaussement de contour. En toute fin

d'évolution, nous proposons une stabilisation du processus avec $f_1 = 0$ et $f_2 = 1$ permettant de retrouver les bonnes propriétés de stabilité et de convergence des filtres de choc classiques. Une proposition pour la forme des fonctions est :

$$f_1 = \begin{cases} 1 & t < t_i^1 \\ 1 - \frac{t - t_i^1}{t_s^1 - t_i^1} & t_i^1 \leq t < t_s^1 \\ 0 & t \geq t_s^1 \end{cases}$$

$$f_2 = \begin{cases} 0 & t < t_i^2 \\ \frac{t - t_i^2}{t_s^2 - t_i^2} & t_i^2 \leq t < t_s^2 \\ 1 & t \geq t_s^2 \end{cases} \quad (7)$$

où $t = 0 \dots T-1$ et $t_i^1, t_s^1, t_i^2, t_s^2 \in [0, T-1]$

La présence d'un double jeu de paramètres au niveau des fonctions permet une évolution différenciée des processus de débruitage et de rehaussement.

3. Résultats

Dans cette section, nous illustrons l'efficacité de notre filtre dans le cas de données fortement bruitées par comparaison aux autres approches présentées dans cet article. Les résultats sont exprimés par trois critères complémentaires et relativement classiques dans le cadre de la restauration d'image : RMSE, PSNR et SSIM (Structural Similarity Index [7]). L'image de départ est entachée d'un flou en utilisant une convolution par un noyau gaussien d'écart type 3 puis bruitée avec un bruit blanc gaussien d'écart type 10. Les méthodes auxquelles nous confrontons nos résultats sont celles proposées dans les références [1],[2],[5] et [6]. La figure 2 montre l'image originale, les résultats du filtre hybride présenté dans cet article ainsi que les résultats obtenus par l'approche de Remaki et Cheriet [6] qui donne les meilleurs résultats des méthodes concurrentes sur l'ensemble des 3 critères relativement loin des résultats obtenus par le filtre hybride. Le tableau 1 présente les résultats des 5 approches.



(a)



(b)



(c)

Figure 2 : (a) image originale floutée, bruitée, (b) Résultat de R&C [6], (c) Résultat du filtre hybride.

REMERCIEMENTS

Ce travail est supporté financièrement par le CNCISIS-UEFISCSU, projet PNII-IDEI code 9082007.

REFERENCES

[1] L. Alvarez, L. Mazorra, Signal and image restoration using shock filters and anisotropic diffusion, SIAM J. Numer. Anal. 31 (1994) 590{605,ISSN 0036-1429.

[2] G. Gilboa, N. A. Sochen, Y. Y. Zeevi, Regularized Shock Filters and Complex Diffusion, Proc. of the 7th European Conference on Computer Vision-Part I, LNCS, Springer-Verlag, Copenhagen, Denmark, ISBN 3-540-43745-2, 399-413, 2002.

[3] G. Gilboa, Y. Y. Zeevi, N. A. Sochen, Complex Diffusion Processes for Image Filtering. Proc. of the 3rd Int. Conference on Scale-Space and Morphology in Computer Vision, LNCS, Springer-Verlag, Vancouver, BC, Canada, ISBN 3-540-42317-6, 299-307, 2001.

[4] P. Kornprobst, R. Deriche, G. Aubert, Image Coupling, Restoration and Enhancement via PDE's. 1997 IEEE International Conference on Image Processing, vol. 2 of ICIP, IEEE Computer Society, Washington DC, USA, 458-461, 1997.

[5] S. Osher, L. I. Rudin, Feature-oriented image enhancement using shock filters, SIAM J. Numer. Anal. 27 (1990) 919{940, ISSN 0036-1429.

[6] L. Remaki, M. Cheriet, Numerical Schemes of Shock Filter Models for Image Enhancement and Restoration, J. Math. Imaging Vis. 18 (2003) 129-143, ISSN 0924-9907.

[7] Z. Wang, A. Bovik, A universal image quality index, IEEE Signal Process. Lett. 9 (3) (2002) 81-84, ISSN 1070-9908.

Tableau 1 : Résultats des différentes approches testées pour la restauration de l'image de la figure 1.

	Critère		
	RMSE	PSNR	SSIM
Filtres			
Image dégradée /originale	16,74	23,65	0,35
O&R [5]	19,96	22,13	0,24
A&M [1]	15,07	24,57	0,68
R&C [6]	14,33	25,01	0,69
G&S [2]	14,81	24,72	0,70
Filtre hybride	12,66	26,08	0,74