

Restauration avec Filtrage Explicite des Images Numériques

Pejman RAHMANI, Benoît VOZEL, Kacem CHEHDI

TSI2M, Université de Rennes 1 - ENSSAT, BP 80518, 22305 Lannion Cedex, France

Pejman.Rahmani@enssat.fr, benoit.vozel@univ-rennes1.fr, kacem.chehdi@univ-rennes1.fr

Résumé – La déconvolution des images floues en présence de bruit est un problème inverse mal-posé car le processus d'inversion est instable. Plusieurs approches de régularisation sont proposées dans la littérature traduisant l'introduction d'informations *a priori* au modèle d'inversion afin de le rendre stable. Ces approches présentent un certain nombre d'inconvénients: prise en compte partielle du bruit, difficultés de réglage des coefficients de régularisation, temps de calcul, *etc.* Nous proposons une nouvelle approche décomposant le traitement en deux étapes séquentielles: filtrage préalable adapté à la nature du bruit dont les paramètres statistiques peuvent être estimés puis déconvolution de l'image débruitée. Les résultats numériques de l'approche proposée sont très encourageants et donnent des améliorations significatives.

Abstract – Restoration of the blurry and noisy digital images is a very active research area in image processing. The deconvolution, in the presence of noise, is well known to be an ill-posed problem. This paper introduces a novel approach composed of two optimized sequential steps of processing: noise reduction followed by deconvolution. In the first step, the denoising filter and the number of iteration are chosen in order to obtain the best value of the usual criteria and the good recovering of the blurry image. We assume that the statistics of the noise are previously estimated. In the second step, a deconvolution method is applied on an almost noise free version of the blurry image. Compared with the classical deconvolution methods, the numerical experiments of the proposed method, appear to give significant improvement. The preliminary results for the new cascade approach are very encouraging as well.

1 Introduction

La dégradation par un système linéaire et invariant par translation, et un bruit additif, est constatée dans de nombreux instruments de mesure en imagerie contrôle non-destructif, médicale, satellite, multi-spectrale, *etc.* L'équation (1) représente le modèle mathématique direct de l'observation,

$$\mathbf{g} = \mathbf{h} * \mathbf{f} + \mathbf{b} \quad (1)$$

où $\mathbf{h} * \mathbf{f}$ est le résultat de convolution de l'image originale \mathbf{f} par le terme \mathbf{h} , représentant la PSF du système linéaire et \mathbf{b} est un bruit additif. Il est bien connu que l'estimation de l'image \mathbf{f} à partir des observations dégradées est un problème inverse mal-posé et difficile à résoudre. La connaissance du modèle de dégradation est, en général, insuffisante pour obtenir des résultats satisfaisants et le processus de restauration est éminemment instable. Il est alors raisonnable de régulariser la solution par l'introduction de contraintes *a priori*.

Plusieurs approches de régularisation sont possibles afin d'intégrer les informations *a priori* au modèle d'inversion [1]. Lorsque la PSF et les statistiques du bruit sont connues, la contrainte (ou les contraintes) de régularisation s'exprime alors au travers d'un terme qui vient s'ajouter à l'attache aux données et qui représente une pénalité, ou une contrainte sur la solution. La nouvelle expression pour la solution, au sens des moindres carrés régularisés, s'écrit :

$$\hat{\mathbf{f}} = \arg \min_{\mathbf{f}} \left\{ \|\mathbf{g} - (\mathbf{h} * \mathbf{f})\|^2 + \sum_i \lambda_i \Phi_i(\mathbf{f}) \right\} \quad (2)$$

où les hyperparamètres λ_i déterminent les poids des termes de régularisation Φ_i dans le processus d'inversion. Cette

inversion régularisée présente un certain nombre d'inconvénients.

Dans la totalité des méthodes de régularisation, la connaissance sur le bruit n'intervient pas directement dans le terme de régularisation Φ_i de l'équation (2). La prise en compte de bruit est souvent pondérée par les hyperparamètres dont la qualité de l'image restaurée dépend. Le compromis consiste à chercher une valeur de λ_i assez élevée afin de limiter l'influence du bruit, mais assez faible afin de garder le maximum de détails.

La détermination empirique des hyperparamètres rend difficile la mise en place d'un traitement automatique des images et plus particulièrement lorsque leur nombre est élevé. Il est certes aussi possible de les estimer explicitement [2], mais cela nécessite un temps de calcul important, car il s'agit souvent de méthodes stochastiques.

Dans le cas de la régularisation non-linéaire, la déconvolution se fait de manière spatialement variante. Autrement dit, la réponse du filtre inverse construit dépend des propriétés locales (contours, régions uniformes, *etc.*) de l'image restaurée. Ceci est contradictoire avec la modélisation du problème direct de la convolution par un système convolutif linéaire, de réponse impulsionnelle spatialement invariante.

De nombreux travaux récents [3, 4, 5, 6, 7] ont porté leurs efforts sur la définition des termes de régularisation non-quadratique, seul moyen d'éviter le lissage des contours de l'image en même temps que le bruit.

Pour pallier les inconvénients mentionnés ci-dessus des méthodes classiques de restauration régularisée, nous proposons une nouvelle approche en décomposant le traitement en deux étapes séquentielles : filtrage explicite de

l'image dégradée, conduisant à l'estimation $\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$, puis déconvolution de cette dernière, afin d'obtenir $\widehat{\mathbf{h}}$ et \mathbf{f} .

Dans la section 2, nous décrivons l'idée principale de notre approche. Les résultats d'évaluation globale et locale sont également présentés. La section 3 présente les résultats finaux de l'évaluation de l'approche proposée au travers des critères usuels ainsi que les images obtenues à l'issue des deux étapes. Enfin, nous concluons dans la section 4 en donnant des perspectives.

2 Filtrage préalable des images floues et bruitées

Notre approche consiste à appliquer d'abord un algorithme de filtrage adapté à la nature du bruit, sachant que ses paramètres statistiques peuvent être estimés lorsqu'ils ne sont pas connus [8]. Ce qui nous ramène par la suite dans le cas idéal à effectuer une déconvolution en ayant éliminé complètement le bruit de l'observation. En pratique, la déconvolution s'opère avec un bruit suffisamment réduit. La difficulté dans ce schéma de restauration, réside donc dans l'élimination du bruit \mathbf{b} d'observation. Un compromis difficile entre le débruitage et la préservation des détails fins doit être respecté. Dans notre cas, la réalisation d'un tel compromis passe obligatoirement par la non-altération de la PSF lors de l'estimation de $\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$. Pour cette raison le choix préalable de la méthode de filtrage est primordial dans l'approche que nous proposons. Pour sélectionner le meilleur filtre, nous avons réalisé une étude comparative en nous limitant aux filtres requérant uniquement des connaissances *a priori* sur la nature du bruit et ses paramètres statistiques.

Parmi les filtres de la littérature, nous avons choisi essentiellement des filtres basés sur la propagation du gradient et la diffusion anisotropique. Les caractéristiques suivantes ont été retenues pour sélectionner les filtres à évaluer :

- adapté aux bruits gaussien et de Poisson,
- intégration des paramètres du bruit d'observation dans le processus de filtrage,
- préservation des contours et des structures fines,
- mise en œuvre itérative,
- rapidité d'exécution.

Six filtres itératifs ont ainsi été retenus : filtre de Koenrderink [9], filtre de Rudin *et al.* [10], filtre de Chan *et al.* [11], filtre de Perona-Malik [12], filtre de Lee [13] et filtre de Beaupaire *et al.* [14]. Les évaluations ont été menées globalement et localement sur une série d'images dégradées synthétiquement (PSF de défocalisation avec des diamètres $d : 5, 7$ et 9 ; bruit additif, *i.i.d.*, gaussien et blanc avec différents niveaux d'écart-type $\sigma_b : 8, 12, 14$ et 16). Pour l'évaluation globale, trois critères usuels d'évaluation sont calculés à chaque itération de filtrage : MAE, MSE et PSNR(en dB). Ces critères globaux sont également calculés pour déterminer l'influence de l'estimation préalable de $\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$ sur celles postérieures de la PSF et de l'image restaurée. Quant à l'évaluation locale, les performances calculées suivant des critères locaux traduisent de manière fidèle la qualité des estimateurs. Nous avons donc

retenu les mêmes critères mais calculés sur trois zones locales différentes : zone contenant les pixels des contours, zone autour de ces contours et les régions n'appartenant pas à ces deux zones (cf. FIG. 1).

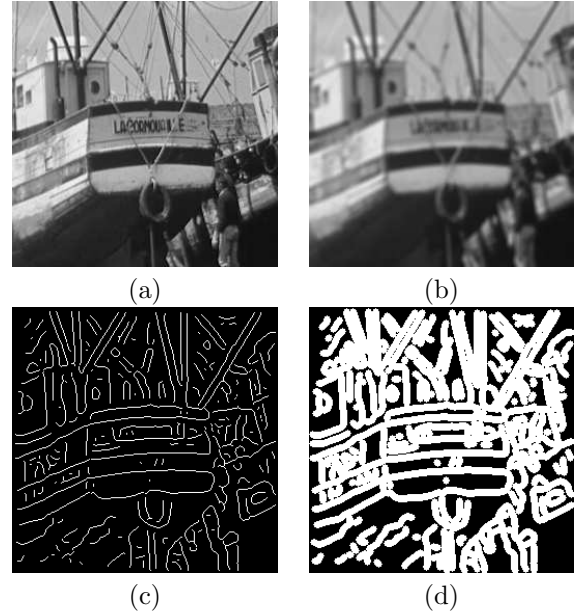


FIG. 1 – Les différents zones : (a) image originale [LACORNOU]. (b) image floue (défocalisation $d = 7$). (c) image des contours de référence obtenue à partir de l'image (b). (d) carte binaire de zones de référence obtenue à partir de l'image (c) (blanc : zone autour des contours, noir : zone hors des contours).

Les filtres à dérivées partielles donnent de meilleurs résultats avec un léger avantage pour le filtre de Chan *et al.* (cf. TAB. 1 et 2). Par contre, pour l'estimation de la PSF après filtrage, l'ensemble des résultats, montre que le changement dans la réponse impulsionnelle estimée reste faible, indépendamment de l'initialisation (par \mathbf{f} ou \mathbf{h}). Ces remarques restent valables quels que soient la taille du support et le niveau du bruit. Le filtre de Chan *et al.* donne des résultats sensiblement meilleurs pour l'estimation de la PSF .

3 Restauration après Filtrage

Pour évaluer l'approche proposée de restauration après filtrage explicite, nous avons retenu une méthode basée sur les critères des moindres carrés non-régularisé et régularisé, mis en œuvre dans le domaine spatial. La minimisation de ces critères est réalisée par l'algorithme des gradients conjugués.

Pour les différentes simulations, les résultats expérimentaux de l'évaluation montrent que les meilleurs résultats sont obtenus sans régularisation lorsque le niveau de bruit est faible. Par contre lorsqu'il augmente, la méthode régularisée (basée sur la variation totale) donne un meilleur PSNR. Dans les deux cas, les résultats sont meilleurs par rapport à l'approche de restauration directe de l'image observée (sans filtrage préalable), suivant les critères objectifs et subjectifs retenus (appréciation visuelle, préservation des contours, etc.).

TAB. 1 – Evaluation globale : estimation de $\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$ et $\widehat{\mathbf{h}}$ sachant \mathbf{f} . Image [LACORNOU] dégradée (flou de défocalisation $d = 7$ et $\sigma_b = 14$).

filtre	$\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$				$\widehat{\mathbf{h}}/\mathbf{f}$			
	itération	MAE	MSE	PSNR	itération	MAE	MSE	PSNR
Koenderink	27	3.6240	4.6340	34.8120	99	32.2890	32.9690	17.7690
Rudin <i>et al.</i>	103	3.7000	4.9410	34.2550	199	50.5210	51.6900	13.8630
Chan <i>et al.</i>	4	3.4340	4.4700	35.1240	17	31.1640	32.0160	18.0240
Perona-Malik	20	3.8880	5.3060	33.6350	30	67.0580	69.2970	11.3160
Lee	17	5.1060	6.8330	31.4390	30	69.3710	71.4140	11.0550
Beaurepaire <i>et al.</i>	2	5.8370	7.4780	30.6550	13	58.5720	60.4160	12.5080

TAB. 2 – Evaluation locale et globale du filtrage. Image [LACORNOU] dégradée (flou de défocalisation $d = 7$ et $\sigma_b = 14$), les valeurs du PSNR correspondant à l'itération du meilleur résultat de filtrage calculées sur : toute l'image, les contours, les zones autour des contours et hors zone de référence.

filtre	$\mathbf{h} * \mathbf{f}$		contours		zones de contours		zones hors contours	
	itération	PSNR	itération	PSNR	itération	PSNR	itération	PSNR
Koenderink	27	34.812	16	10.711	24	34.275	37	36.095
Rudin <i>et al.</i>	103	34.255	109	10.93	106	33.206	100	36.23
Chan <i>et al.</i>	4	35.124	3	10.654	3	34.404	5	36.649
Perona-Malik	20	33.635	23	10.786	18	32.449	24	36.118
Lee	17	31.439	4	10.439	15	30.173	26	34.889
Beaurepaire <i>et al.</i>	2	30.655	0	10.352	1	30.111	2	31.913

vation des détails contraste, *etc.*).

L'évaluation de la chaîne complète de restauration, montre que le filtre de Rudin *et al.* associé à la méthode de restauration des moindres carrés sans régularisation donne un PSNR sensiblement meilleur. Le filtre de Chan *et al.* demande moins d'itérations avec des performances sensiblement égales à celles de Rudin *et al.* (cf. TAB. 3). Les résultats sont également confirmés par la qualité visuelle des images estimées (cf. FIG. 2 (c) et (d)). Les contours et les détails de l'image reconstituée sont préservés.

Les résultats précédent montrent que le nombre optimal d'itération de filtrage (PSNR maximum) dépend fortement du niveau de bruit mais également de la valeur du support de la PSF. Les résultats d'évaluations, intégrant le filtre de Chan *et al.* dans le schéma de restauration proposé sont donnés dans le TAB. 4. Les résultats après filtrage sont systématiquement meilleurs que ceux sans filtrage (itération=0).

TAB. 4 – Evaluation de l'estimation de $\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$ obtenue par filtre de Chan *et al.* et de $\widehat{\mathbf{f}}$ non-régularisée et régularisée. Image [LACORNOU] dégradée par un flou de défocalisation de diamètre 9 et un bruit additif $\sigma_b=0, 8, 12, 14$ et 16.

σ_n	$\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$		$\widehat{\mathbf{f}}$ non-régularisé	$\widehat{\mathbf{f}}$ régularisé
	itération	PSNR	PSNR	PSNR
0	0	Inf	30.861	23.907
8	0	30.046	10.952	23.101
	3	39.526	23.663	23.534
12	0	26.566	8.790	22.219
	4	37.127	22.709	23.302
14	0	25.253	8.163	21.743
	5	36.234	22.551	23.131
16	0	24.134	7.837	21.255
	5	35.495	22.005	23.062

Enfin, nous montrons ci-après le résultat obtenu, lorsque la méthode proposée est directement appliquée à une image de taille 256×256 , extraite d'une bande spectrale (615.2 nm) d'une image multispectrale CASI de 12 bandes,

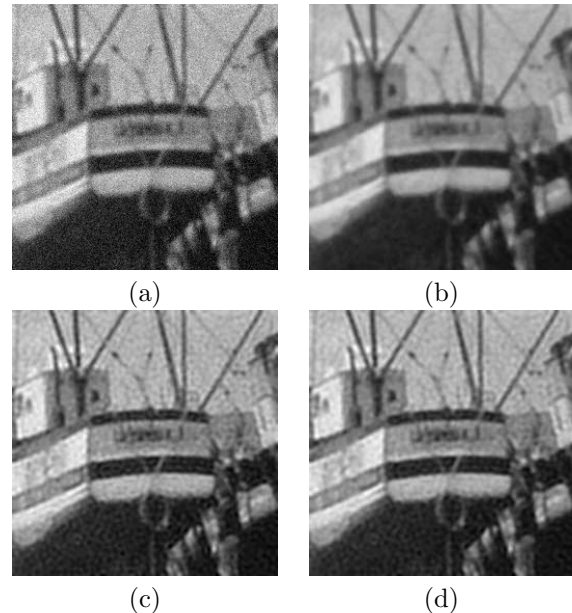


FIG. 2 – Résultats de restauration : (a) image observée ([LACORNOU], flou de défocalisation $d=7$ et $\sigma_b=16$). (b) image filtrée (PSNR=34.424 dB) obtenue par filtre de Chan *et al.* après 4 itérations. (c) image restaurée non-régularisée (PSNR=24.678 dB) obtenue à partir de l'image (b). (d) image restaurée régularisée (PSNR=24.712 dB) obtenue à partir de l'image (b).

avec la résolution spatiale 1 m au sol, sur la zone de Lanros en Côtes d'Armor. Le bruit a été identifié additif [8], d'écart-type $\sigma_b=6$. La PSF utilisée est de type défocalisation [15] de diamètre 3.

En regardant l'image restaurée (FIG. 3(b)), on constate que la déconvolution est faite sans aucune amplification du bruit ni oscillation autour de contours à fort gradient. Les détails fins dans les régions texturées sont préservés, ainsi que les structures fines à faible gradient dans les régions homogènes.

TAB. 3 – Valeurs du PSNR de l’image filtrée et de l’image restaurée non-régularisée et les distances euclidiennes $\|(\mathbf{h} * \mathbf{f}) - (\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f})\|$ et $\|\widehat{\mathbf{f}}(\mathbf{h} * \mathbf{f}) - \widehat{\mathbf{f}}(\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f})\|$. Image [LACORNOU] dégradée par un flou de défocalisation $d = 7$ et le bruit $\sigma_b = 14$, les valeurs du PSNR correspondant à l’itération du meilleur résultat de filtrage.

filtre	itération	PSNR($\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f}$)	$\ (\mathbf{h} * \mathbf{f}) - (\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f})\ $	PSNR($\widehat{\mathbf{f}}(\mathbf{h} * \mathbf{f})$)	$\ \widehat{\mathbf{f}}(\mathbf{h} * \mathbf{f}) - \widehat{\mathbf{f}}(\widehat{\mathbf{h}} * \mathbf{f})\ $
Koenderink	27	34.812	1186.29	24.679	3149.19
Rudin <i>et al.</i>	103	34.255	1264.85	25.027	2972.07
Chan <i>et al.</i>	4	35.124	1144.37	24.916	3026.34
Perona-Malik	20	33.635	1358.39	24.924	3027.77
Lee	17	31.439	1749.19	24.197	3439.92
Beaurepaire <i>et al.</i>	2	30.655	1914.45	23.719	3683.22

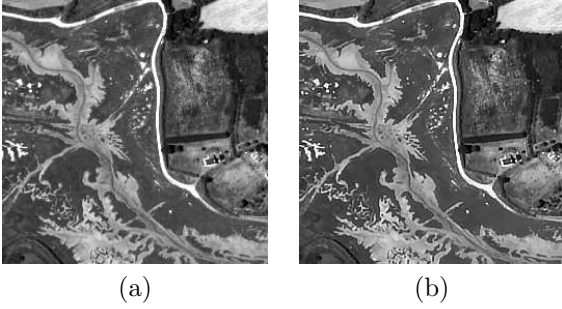


FIG. 3 – Résultat de restauration régularisée après le débruitage par le filtre de Rudin *et al.* sur une bande spectrale d’une image multispectrale CASI : (a) image observée. (b) image restaurée.

4 Conclusion et perspectives

L’étude comparative menée montre l’efficacité de l’approche. Le critère de stabilité lié aux conditions de Hadamard est mieux respecté et le PSNR calculé après l’estimation de $\mathbf{h} * \mathbf{f}$, est amélioré. La démarche étant validée, il reste à résoudre le problème de l’estimation du nombre optimal d’itérations dans la phase de filtrage. Des premiers résultats basés sur l’estimation de l’écart type du résidu du filtrage à chaque itération sont encourageants. Ceci reste à confirmer sur un nombre significatif d’images, de niveaux de bruits et de PSF différents.

Remerciements

Ce travail entre dans le cadre d’une collaboration avec le Centre d’Etudes et de Valorisation des Algues de Pleubian, Côtes d’Armor. Le projet est co-financé par : l’Union Européenne, FEOGA, Conseil Régional Bretagne, Département des Côtes d’Armor, Pays du Trégor-Goëlo, le programme Leader+.

Références

- [1] Biemond, J., Lagendijk, R. L., and Mersereau, R. M. (1990). Iterative methods for image deblurring. *Proceedings of the IEEE*, 78(5) :856–883.
- [2] Jalobeanu, A., Blanc-Feraud, L., and Zerubia, J. (2002). Hyperparameter estimation for satellite image restoration using a MCMC maximum-likelihood method. *Pattern Recognition*, 35(2) :341–352.
- [3] Nikolova, M., Idier, J., and Mohammad-Djafari, A. (1998). Inversion of large-support ill-posed linear operators using apiecewise Gaussian MRF. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(4) :571–585.
- [4] Park, S. C. and Kang, M. G. (2006). Noise-adaptive edge-preserving image restoration algorithm. *Optical Engineering (Bellingham, Washington)*, 39(12) :3124–3137.
- [5] Chantas, G. K., Galatsanos, N. P., and Likas, A. (2006). Bayesian restoration using a new nonstationary edge-preserving image prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(10) :2987–2997.
- [6] Molina, R., Mateos, J., and Katsaggelos, A. K. (2006). Blind Deconvolution Using a Variational Approach to Parameter, Image, and Blur Estimation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(12) :3715–3727.
- [7] Likas, A. C. and Galatsanos, N. P. (2004). A Variational Approach for Bayesian Blind Image Deconvolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 52(8) :2222–2233.
- [8] Beaurepaire, L., Chehdi, K., and Vozel, B. (1997). Identification of the nature of noise and estimation of its statistical parameters by analysis of local histograms. *ICASSP’97*, 4 :2805–2808.
- [9] Koenderink, J. (1984). The structure of images. *Biological Cybernetics*, 50(5) :363–370.
- [10] Rudin, L., Osher, S., and Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*, 60(1-4) :259–268.
- [11] Chan, T., Osher, S., and Shen, J. (2001). The digital TV filter and nonlinear denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2) :231–241.
- [12] Perona, P. and Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7) :629–639.
- [13] Lee, J. (1980). Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, 2(2) :165–168.
- [14] Klaine, L. (2004). *Filtrage et restauration myopes des images numériques*. Thèse, Université de Rennes 1, France.
- [15] Boo, K. J. and Bose, N. K. (1997). Multispectral Image Restoration with Multisensors. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(5) :1160–1170.