

# Restauration myope d'images sévèrement dégradées

Benoit VOZEL, Kacem CHEHDI, Vlad PITURESCU, Salim ZIANI

ENSSAT-LASTI

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

vozel@enssat.fr, chehdi@enssat.fr

**Résumé** – Le but de cet article est de présenter une méthode qui consiste à filtrer l'image préalablement à tout traitement de restauration proprement dit (déconvolution myope) puis d'évaluer l'efficacité de cette méthode comparativement à celle des méthodes classiques de restauration (qui, pour certaines d'entre elles, réalisent souvent implicitement l'élimination du bruit conjointement à la déconvolution). D'un point de vue utilisateur, cette étude permet de préjuger de l'efficacité des deux approches retenues sur les différents cas traités et ainsi, d'appréhender de manière synthétique et objective leurs qualités et défauts respectifs et relatifs. Elle apporte quelques éléments de réponse sur le traitement du flou et du bruit, lorsque les images sont sévèrement dégradées.

**Abstract** – The goal of this paper is to present a method that consists in filter the degraded image beforehand all deblurring processing. Then, we evaluate the efficiency of this method comparatively to that of classical methods (that often implicitly realize the elimination of the noise jointly to the deconvolution step). This study brings some reply elements on the way to process severely blurred and noise corrupted images.

## 1 Introduction

Il est connu que dans tout problème de reconnaissance de formes par vision, la qualité de l'analyse dépend étroitement de celle de l'image à traiter et l'opération de filtrage ou de restauration doit éliminer au mieux la dégradation qui affecte l'image (version simplement bruitée ou flouée et bruitée de l'image originale) tout en préservant l'information pertinente. Nous nous intéressons ici plus particulièrement au traitement des images sévèrement dégradées, c'est à dire à la fois flouées et bruitées avec un faible rapport signal sur bruit (inférieur à 20 dB). Le but de cet article est de présenter une méthode qui consiste à filtrer l'image préalablement à tout traitement de restauration proprement dit (déconvolution myope) puis d'évaluer l'efficacité de cette méthode comparativement à celle des méthodes classiques de restauration (qui, pour certaines d'entre elles, réalisent souvent implicitement l'élimination du bruit conjointement à la déconvolution). Cette étude comparative permettra d'évaluer l'efficacité respective et relative de ces deux types de méthodes. On se propose donc dans un premier temps, de présenter le problème d'un point de vue formel, puis de préciser la méthode proposée et les méthodes retenues dans l'étude comparative, pour finalement les tester sur différents types d'images sévèrement dégradées de la banque de données du GDR-PRC-ISIS. Le critère de comparaison utilisé pour évaluer la qualité de la restauration est l'amélioration du SNR (dB).

## 2 Position du problème

Le modèle de formation de l'image est le modèle linéaire standard, c'est-à-dire muni d'un bruit additif, blanc, gaus-

sien, centré et indépendant de l'image originale:

$$g(x, y) = \sum_{(u, v) \in S_h} f(x - u, y - v) h(u, v) + n(x, y) \quad (1)$$

où  $g(x, y)$  représente l'intensité de l'image observée, de support  $S_g$ ,  $f(x, y)$  l'intensité de l'image originale, de support  $S_f$ ,  $h(u, v)$  est la réponse impulsionnelle du système imageur, de support  $S_h$ , et  $n(x, y)$  est un bruit blanc additif. On suppose que le flou est linéaire invariant par translation.

Par définition, le but de tout traitement *myope* de restauration d'images est d'estimer simultanément la réponse impulsionnelle du flou  $h(u, v)$  (ou PSF: Point Spread Function), et l'image originale  $f(x, y)$ . Ce problème s'inscrit dans le cadre général des problèmes inverses mal posés, pour lesquels: il n'y a pas de solution unique; la solution n'est pas une fonction continue des données (une perturbation arbitrairement petite des données peut entraîner une variation arbitrairement large de la solution). La technique la plus courante pour obtenir une solution stable et acceptable, consiste à régulariser ce problème en utilisant la connaissance *a priori*, souvent très partielle en pratique, que l'on peut avoir sur les caractéristiques de  $f(x, y)$  et de  $h(u, v)$ .

En se plaçant dans un contexte déterministe, le critère à minimiser s'exprime alors sous la forme générale suivante:

$$J(f, h) = \|g - h * f\|^2 + \lambda \|C f\|^2 \quad (2)$$

où on utilise la solution de Tikhonov-Miller et donc on ne tient pas compte des propriétés locales de l'image mais on suppose simplement qu'elle est continue par morceaux. La matrice  $C$  est généralement une matrice de différenciation d'ordre 1. Le paramètre de régularisation  $\lambda$  permet d'ajuster le compromis entre la fidélité aux données disponibles

$g(x, y)$  et l'*a priori* de douceur (ou continuité par morceaux) sur l'image originale. L'optimisation de ce critère peut s'effectuer de différentes manières. La minimisation par la méthode des gradients conjugués s'impose souvent à cause de la convergence beaucoup trop lente des techniques plus simples de minimisation, telles que la méthode de la plus grande descente.

Elle s'effectue de manière alternée ; à chaque cycle de minimisation, indiqué par  $l$ , du critère (2), une estimation de la PSF est formée en fonction de l'estimation de l'image originale obtenue à l'étape précédente :

$$\hat{h}^l = \operatorname{argmin}_h J(\hat{f}^{(l-1)}, h) \quad (3)$$

Une estimation de l'image originale est ensuite formée à partir de l'estimation de la PSF :

$$\hat{f}^l = \operatorname{argmin}_f J(f, \hat{h}^l) \quad (4)$$

Les valeurs initiales intègrent les connaissances *a priori* sur la PSF et l'image originale.

Les contraintes de non-négativité de l'image et de la PSF et de support (dont la taille peut être estimée progressivement) peuvent être renforcées à chaque itération en remplaçant les valeurs négatives ou faibles par des valeurs nulles ou, afin de respecter une contrainte de conservation de l'énergie, en redistribuant ces valeurs. Si on utilise une contrainte de support d'objet fini, on remplace la valeur des pixels en dehors de ce support par la valeur de l'arrière-plan.

Dans les deux cas (estimation de la PSF et de l'image originale), le bruit n'est pas explicitement pris en compte par le terme de régularisation. Le nombre d'itérations intervient alors comme facteur de régularisation supplémentaire et les résultats obtenus dépendent de manière critique du critère d'arrêt utilisé. L'efficacité de cette méthode diminue fortement avec l'augmentation de la variance du bruit d'observation [6].

### 3 Méthode Proposée: Filtrage puis Restauration

Pour pallier l'inconvénient précédent, la méthode proposée consiste tout d'abord à vérifier l'hypothèse sur l'additivité du bruit d'observation  $n(x, y)$  dégradant l'image et à estimer les paramètres de sa distribution, c'est-à-dire  $\sigma_n$  l'écart-type, uniquement à partir de l'observation  $g(x, y)$ . On applique ensuite dans une première phase, l'algorithme de filtrage le plus approprié, puis dans une seconde phase un algorithme de déconvolution myope semblable à celui présenté au paragraphe précédent où le terme de régularisation traduit uniquement l'*a priori* de douceur (2), avec éventuellement une prise en compte des caractéristiques locales de l'image (5) (qui seront par conséquent moins sensibles au bruit d'observation). La nature du bruit, et l'estimation de son écart-type  $\sigma_n$  sont déterminées de manière aveugle à partir d'un critère décisionnel [7], fonction des variations des statistiques locales (moyenne, écart type), calculées dans des régions homogènes de l'observation  $g(x, y)$ . Les régions homogènes sont obtenues par une méthode de segmentation utilisant une technique de multiseuillage [7]. Le filtrage est réalisé avec un algorithme

récuratif et itératif, basé sur le principe du filtre de Lee, dont l'efficacité dans le cas d'un bruit de nature additive est bien connue. L'inconvénient du filtre de Lee est d'effectuer une recherche de zones localement homogènes en utilisant un découpage *a priori* de chaque fenêtre d'analyse. Ce découpage *a priori* provoque des erreurs lors du calcul des statistiques locales. En traitant les pixels de manière itérative et réursive, il a été montré dans [8] que ce filtre peut être amélioré: la correction des pixels se fait par compensation, c'est à dire qu'un pixel mal corrigé est modifié jusqu'à ce qu'il satisfasse un critère lié à l'écart type du bruit.

## 4 Méthodes Classiques: Restauration (et Filtrage implicite)

### 4.1 Prise en Compte des Caractéristiques Locales

Généralement, le terme de régularisation suppose que l'image originale  $f(x, y)$  est un signal à faible bande passante, et qui donc ne contient pas ou peu de composantes haute fréquence. Le critère régularisé (2) exprime alors simplement le fait que l'on recherche une solution qui conduise à une faible erreur au sens des moindres carrés mais dont le contenu haute fréquence est pénalisé. Hors, l'image originale contient nécessairement des composantes haute fréquence dans le voisinage des contours et dans les régions texturées. Pour pallier cette contradiction, l'utilisation d'un terme de régularisation adapté d'une part à chaque phase d'estimation (estimation de la PSF et de l'image originale) mais qui prenne en compte les statistiques locales de l'image semble privilégiée [5]. En effet, You et Kaveh proposent dans des travaux récents [4] un critère dans lequel apparait également une double régularisation de type Tikhonov-Miller portant d'une part sur l'image originale et d'autre part sur la PSF, mais surtout pondérée par des coefficients qui traduisent la prise en compte des statistiques locales de l'image dégradée. Cette méthode est également reprise dans [1]. Le critère s'écrit:

$$J(h, f) = \sum_{(x, y) \in S_g} [g(x, y) - (h * f)(x, y)]^2 + \lambda_f \sum_{(x, y) \in S_g} w_f(x, y) [(c_f * f)(x, y)]^2 + \lambda_h \sum_{(x, y) \in S_g} w_h(x, y) [(c_h * h)(x, y)]^2 \quad (5)$$

où  $c_f$  et  $c_h$  sont les coefficients des matrices de régularisation  $C_f$  et  $C_h$ ;  $w_f(x, y)$  et  $w_h(x, y)$  sont les coefficients de pondération et  $\lambda_f, \lambda_h$  sont les paramètres de régularisation.

La variance locale est naturellement élevée dans le voisinage des contours et dans les régions texturées; elle est faible dans les régions uniformes. Aussi, les coefficients de pondération, inversement proportionnels à cette variance, permettent d'autoriser un contenu haute fréquence dans les régions où l'activité est élevée et de le pénaliser fortement dans les régions uniformes. Dans cette méthode, la

taille du support peut également être estimée progressivement. Cependant, le problème de l'unicité de la solution et des minima locaux reste cependant ouvert.

## 4.2 Prise en Compte des Caractéristiques Locales et Filtrage Implicite

Plus récemment, une autre technique a été proposée dans [2], [3] pour prendre en compte de façon statique [2] (c'est-à-dire uniquement à l'initialisation), puis dynamique [3], les caractéristiques locales de l'image dans le processus itératif de déconvolution myope. Elle consiste à introduire, à chaque itération  $k$  de la phase d'estimation  $\hat{f}_k^l$  de  $f^l$  du cycle  $l$ , décrite en (4), des bornes pour l'intensité de l'image traitée conjointement à l'opérateur de régularisation (2) : une borne minimum  $L_{l,k}(x,y)$ , et une borne maximum  $U_{l,k}(x,y)$ . Ici, seul le premier terme de régularisation relatif à la douceur de l'image originale  $f$  est présent. Ces bornes sont adaptatives spatialement car elles sont déterminées à partir de la moyenne locale  $\bar{f}_k^l(x,y)$ , et de la variance locale  $\sigma_{k,l}^2(x,y)$  de l'estimation courante  $\hat{f}_k^l$  de l'image  $f$ , calculées à partir d'une fenêtre de taille  $5 \times 5$ . En l'absence de bruit, l'image originale et l'image dégradée ne diffère qu'au voisinage des contours et dans les régions texturées où la variance locale est élevée. C'est pourquoi les bornes, doivent être relativement élevées dans ces zones. En revanche, dans les régions uniformes, la variance locale est faible, l'image originale et l'image dégradée sont très proches, et des bornes plus étroites doivent être utilisées.

A l'initialisation  $l = 0, k = 0$ , la variance du bruit d'observation  $\sigma_n^2$  est estimée à partir d'une région uniforme de l'image dégradée  $g$ . A l'initialisation de chaque phase d'estimation  $\forall l, k = 0$  une estimation de la variance locale  $\sigma_{l,0}^2(x,y)$  est également calculée pour chaque pixel  $(x,y)$  de cette même image. Pour les pixels  $(x,y)$  qui vérifient d'emblée  $\sigma_{l,0}^2(x,y) \leq \sigma_n^2$ , les valeurs des bornes d'intensité minimum et maximum qui sont ensuite appliquées à chaque itération  $k > 0$  sont calculées suivant la règle définie ci-dessous. Elles sont maintenues fixes pendant toute la phase d'estimation qui suit. Pour les autres pixels, qui vérifient donc  $\sigma_{l,0}^2(x,y) > \sigma_n^2$ , les valeurs des bornes sont systématiquement recalculées à chaque itération  $k > 0$  dès lors qu'un changement significatif dans la variance locale est notée entre deux itérations successives. L'opérateur de projection qui traduit l'application des bornes précédentes est défini par :

$$P_{l,k}(\hat{f}_k^l(x,y)) = \begin{cases} L_{l,k}(x,y) & \hat{f}_k^l(x,y) \leq L_{l,k}(x,y), \\ U_{l,k}(x,y) & \hat{f}_k^l(x,y) \geq U_{l,k}(x,y), \\ \hat{f}_k^l(x,y) & \text{sinon.} \end{cases} \quad (6)$$

## 5 Etude Comparative

Dans une perspective d'évaluation pratique des deux approches précédentes, nous proposons une comparaison basée sur leur mise en oeuvre en simulation sur différentes images de la banque de données du GDR-PRC-ISIS qui présentent de larges zones homogènes ou au contraire sont

particulièrement riches en détails. Un flou de défocalisation de support  $5 \times 5$  est appliqué sur chacune des images. Pour chaque image, deux scénarii de synthèse ont été réalisés :

- image originale + flou;
- image originale + flou + bruit blanc additif gaussien centré,  $SNR \sim 15dB$ ;

Trois formalisations du problème de la déconvolution myope ont été retenues : le critère (2), ce même critère minimisé avec application itérative des bornes d'intensité (6), et le critère pondéré (5). Pour le second scénario, la déconvolution myope est mise en oeuvre d'abord seule puis précédée de la phase de filtrage (la méthode de minimisation employée est celle des gradients conjugués). Afin d'évaluer l'efficacité des méthodes retenues, en plus de l'appréciation subjective de la qualité de la restauration, nous avons retenu le critère  $\Delta$  de l'amélioration du SNR en dB. Ce critère est déjà utilisé dans la littérature [4],[2],[3] pour le même type de problématique: il fournit donc un point d'entrée comparatif intéressant. Nous présentons figure 2 et figure 4 successivement chaque image traitée, dans une version originale, puis simplement flouée, ensuite dégradée  $g$  (à la fois flouée et entâchée de bruit  $\sigma_n = 10$ ), et finalement la version dégradée filtrée  $g_f$  par la méthode proposée [8]. Ensuite, les résultats obtenus par les trois formalisations du problème de déconvolution myope retenues dans l'étude comparative sont résumés pour le second scénario et pour chaque image dans un tableau table 1, et table 2, pour différentes initialisations  $\hat{f}_0$  de chacune des méthodes.

Pour l'image la "Niçoise", les résultats obtenus sont les



FIG. 1: a) Image initiale b) Image flouée



FIG. 2: c) Image dégradée d) Image dégradée filtrée

suivants:

Image traitée	Image dégradée: $g$		Image filtrée $g_f$		
$f_o$	$g$	$h * f$	$g_f$	$h * f$	
(2)	$\lambda$	40	20	9	23
	$\Delta$ (dB)	1,84	4,26	-1,97	-1,34
(5)	$\lambda$	40	20	9	23
	$\Delta$ (dB)	1,89	4,36	-1,90	-1,26
(6)	$\lambda$	0	0	0	0
	$\Delta$ (dB)	2,36	2,36	-2,26	-2,26

TAB. 1: Résultats de Restauration - "Niçoise"

Pour l'image précédente la "Cornouaille", les résultats ob-



FIG. 3: a) Image initiale b) Image flouée



FIG. 4: c) Image dégradée d) Image dégradée filtrée

tenus sont présentés table 2.

Les résultats obtenus sont encourageants mais ne permettent pas de conclure de façon définitive pour l'instant. En effet, l'évaluation du critère de l'amélioration du SNR en dB de l'image filtrée par rapport à l'image dégradée donne  $-2.11$  dB pour l'image "Niçoise" et  $-0.19$  dB pour l'image "Cornouaille" bien que la perception visuelle du résultat du filtrage semble correct figure 2 d) et figure 4 d) dans les deux cas.

On peut toutefois observer que l'étape de filtrage introduit un léger flou supplémentaire. Ce dernier ne semble pas pour autant altérer les résultats de l'étape suivante de restauration qui semblent légèrement meilleurs au sens de la perception visuelle que ceux obtenus sans étape préalable de filtrage.

Enfin, on peut noter l'amélioration apportée par la prise

Image traitée	Image dégradée: $g$		Image filtrée $g_f$		
$f_o$	$g$	$h * f$	$g_f$	$h * f$	
(2)	$\lambda$	39	7	7	35
	$\Delta$ (dB)	1,31	3,54	0,79	2,02
(5)	$\lambda$	39	7	7	35
	$\Delta$ (dB)	1,49	3,64	0,33	2,33
(6)	$\lambda$	0	0	0	0
	$\Delta$ (dB)	1,26	1,26	-0,49	-0,49

TAB. 2: Résultats de Restauration - "Cornouaille"

en compte des caractéristiques locales et le bon comportement de la dernière méthode (6) lorsqu'elle est utilisée sans étape préalable de filtrage.

## 6 Conclusion

D'un point de vue utilisateur, cette étude permet de juger l'efficacité des deux approches retenues sur les différents cas traités et ainsi, d'appréhender de manière synthétique et objective leurs qualités et défauts respectifs et relatifs. Elle apporte quelques éléments de réponse sur le traitement du flou et du bruit, lorsque les images sont sévèrement dégradées.

## Références

- [1] N. Moayeri, K. Konstantinides. "Blind Restoration of Blurred and Noisy Images" Proceedings of IEEE ICASSP, Munich, 1997.
- [2] K. May, T. Stathaki, A. Katsaggelos. "Blind Image Restoration Using local Bound Constraints". Proceedings of IEEE ICASSP, Seattle, May 1998.
- [3] K. May, T. Stathaki, A. Katsaggelos. "Iterative Blind Image Restoration Using Local Constraints". Proceedings of EUSIPCO, Island of Rhodes, Greece, September 8-11, 1998.
- [4] Y.-L. You, M. Kaveh. "A Regularization Approach to Joint Blur Identification and Image Restoration". IEEE Transactions on Image Processing, 5(3):416-428, March 1996.
- [5] R.L Lagendijk, J. Biemond, D.E. Boeke. "Regularized iterative image restoration with ringing reduction" IEEE Tr. ASSP, 36(12), 1874-1888, December 1988.
- [6] S. Chardon. "Contribution au Problème de la Restauration Myope des Images Numériques: Analyse et Synthèse". Thèse de l'Université de Rennes 1 - LASTI, 19 Decembre 1997.
- [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 of IEEE ICASSP, Munich, April 21-24, 1997.
- [8] L. Beaurepaire. "Contribution à la Mise en Oeuvre d'une Chaîne Automatique de Filtrage d'Images Numériques". Thèse de l'Université de Rennes 1 - LASTI, 17 Decembre 1996.