

Restauration de séquences d'images fortement dégradées

Laurent CHANAS¹, Jean-Pierre COCQUEREZ², Jacques BLANC-TALON¹

¹Centre Technique d'Arcueil (DGA/DCE/CTA/GIP)
16bis, av. Prieur de la Côte d'Or, 94114 Arcueil Cedex, France

²Heudiasyc UMR CNRS 6599
Université de Technologie de Compiègne, BP 20529, 60205 Compiègne CEDEX, France
chanas@club-internet.fr, cocquerez@hds.utc.fr
blanc@etca.fr

Résumé – Cet article traite de la restauration de séquences d'images ayant subies de fortes dégradations. Celles-ci apportent un bruit additif de grande amplitude et des pertes d'information importantes dans plusieurs images successives. Plusieurs méthodes variationnelles à base de minimisation d'énergies sont proposées afin de restaurer ce type d'images.

Abstract – This article deals with the restoration of highly degraded images sequences. It implies a high level of noise, and a loss of information in several successive images. Some variational methods are proposed to restore this kind of images.

1 Introduction

Le problème de la restauration d'images éblouies par laser, détaillé en fin d'article, nous a poussé à étudier la restauration de séquences d'images fortement dégradées. Nous entendons «par fortement dégradées», des séquences contenant une fort niveau de bruit, et un très grand nombre de pertes d'information. Ces séquences semblent visuellement complètement détériorées (voir les images figures 1 et 3), dans le sens où le système visuel humain n'arrive pas à en extraire de l'information de haut niveau. Ceci est dû au nombre important de zones de perte d'information dans les images, qui contrairement au bruit (que notre système visuel sait très bien traiter) dépasse nos possibilités.

Sur ce type de séquences, les récents travaux sur "l'inpainting" (retouche d'image) de Masnou et Morel [6], Chan et Shen [2], ou Bartelmio et al. [1], ne donnent pas de résultats satisfaisants car les zones détériorées sont trop étendues. De même, les filtres spatio-temporels existants comme ceux de Geman [3] ou Kokaram [4] visant à restaurer les fissures ou salissures sur les films argentiques ne permettent pas une bonne restauration car d'une part les détériorations sont trop étendues spatialement, et d'autre part elles ont lieu sur plusieurs images successives au même endroit, ce qui n'est pas prévu dans ces formalismes.

Il paraissait donc nécessaire de créer un nouvel algorithme qui permette de restaurer ce type de séquences. La solution proposée pour améliorer les résultats est de combiner des filtres spatiaux et temporels afin d'utiliser toutes les informations *a posteriori* disponibles. Pour cela nous avons choisi d'utiliser un formalisme de minimisation d'énergie et une représentation 3D des séquences d'images afin de mettre en œuvre un filtrage spatio-temporel associé à un inpainting 3D.

Pour créer une énergie, il faut choisir un modèle pour la séquence d'images. On distingue deux parties à ce modèle: intra- et inter-images. Le modèle intra-image utilisé en minimisation d'énergie suppose la continuité par morceaux, qui implique l'utilisation d'un terme de régularisation qui tienne compte des discontinuités. Le modèle inter-image le plus classiquement utilisé est la compensation de mouvement: le calcul du flot optique permet d'obtenir une injection (au sens mathématique) d'une image vers la précédente et la suivante. Ainsi, on peut relier chaque points de l'image courante à un point du même objet dans les images adjacentes, et utiliser un modèle d'évolution continue, ou continue par morceaux, le long du chemin décrit par le flot optique.

Malheureusement, dans notre cas, les images peuvent être suffisamment détériorées pour que le calcul du flot optique soit impossible ou, en tout cas, pas assez précis pour pouvoir effectuer une compensation de mouvement. C'est dans cette optique que nous proposons au paragraphe 2 une première énergie de diffusion 3D anisotrope basée sur un modèle inter-image plus simple. Ensuite nous verrons au paragraphe 3 comment utiliser le modèle de la compensation de mouvement pour les séquences qui contiennent suffisamment d'informations pour le calcul du flot optique. Enfin les résultats sont présentés au paragraphe 4 dans le cadre de l'application de restauration de séquences d'images éblouies par laser.

2 Diffusion 3D

Dans le cas où il est difficile de calculer le mouvement dans la scène, une hypothèse plus simple de continuité temporelle est utilisable, basée sur l'hypothèse d'un faible mouvement entre deux images. En effet, si l'on suppose que les parties homogènes bougent d'une valeur inférieure à leur taille entre deux images, la valeur d'un pixel dans

le temps varie de façon continue par morceaux. Comme le modèle temporel est alors identique au modèle spatial, la séquence d'image peut être considérée comme un volume 3D de données.

Les séquences d'images détériorée u_0 et restaurée u sont donc considérées comme des fonctions de $I \in \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ continues par morceaux. D'un point de vue mathématique, u et u_0 appartiennent à l'espace fonctionnel BV , dans lequel les propriétés des énergies ont été étudiées comme nous le verrons par la suite.

Dans cette espace, la restauration du bruit se fait en utilisant un terme de régularisation qui tient compte des discontinuités. En pratique, on choisit une norme de l'espace BV du type $\int_I \phi(\|\nabla u\|)$, avec ∇ l'opérateur de gradient 3D, et ϕ une fonction continue et convexe de $\mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+$. Ce terme permet d'assurer d'existence d'un minimum de l'énergie.

La reconstruction des informations manquantes est un problème plus difficile. Appelons $\Omega \in I$ le volume de la séquence où l'image est irréversiblement détériorée. La reconstruction consiste à "remplir" le volume Ω à partir des informations sur les bords de celui-ci. Une diffusion permet de propager le niveaux de gris des bord de cette zone vers le centre. Pour mieux comprendre le choix de cette diffusion, il faut analyser les surfaces de niveaux S^λ d'un volume de données, définies comme les frontières topologiques de ensemble de niveaux χ^λ :

$$\chi^\lambda = \{x/I(x) < \lambda\} \quad (1)$$

Ces surfaces peuvent être vues comme les frontières entre les zones de niveaux de gris différents. Il est équivalent de reconstruire le niveaux de gris de chacun des pixels ou les surfaces de niveaux dans la zone détériorée (voir [7]).

Masnou et Morel ont montré dans [6] que la reconstruction d'une région de l'image peut être faite en raccordant en elles les lignes de niveaux qui se terminent sur le bord de la région détruite. Ici, le problème est un peu plus complexe, car nous avons à reconstruire une surface à partir de la courbe que décrit l'intersection de celle-ci avec le bord du domaine à reconstruire. La solution que nous proposons est de construire une surface à courbure moyenne minimale.

L'expression de la courbure de la surface dans une énergie à minimiser serait trop complexe. Aussi nous avons choisi une approche plus simple, qui consiste à utiliser la variation totale (proposé pour la première fois par Rudin, Osher et Fatemi [8]):

$$E_{vt} = \int_{\Omega} |\nabla u| dx. \quad (2)$$

En effet, le théorème d'Euler-Lagrange (qui permet d'obtenir l'équation que vérifie le minimum) donne :

$$\operatorname{div}\left(\frac{\nabla u}{\|\nabla u\|}\right) = 0 \quad (3)$$

Or on sait que $\operatorname{div}\left(\frac{\nabla u}{\|\nabla u\|}\right)$ est l'expression de la courbure moyenne de la surface de niveaux au point considéré. Donc la minimisation de la variation totale nous donne la surface ayant une courbure nulle en chaque point.

Finalement, en alliant le débruitage avec $\phi(x) = x$ et la reconstruction des zones manquantes, on obtient l'énergie suivante :

$$E_{3D}(u) = \int_{I \setminus \Omega} (u - u_0)^2 dx + \lambda \int_I |\nabla u| dx. \quad (4)$$

Le théorème d'Euler-Lagrange permet d'obtenir une équation de résolution :

$$\begin{cases} 1_{(s \notin \Omega)}(u_s - u_s^0) + \lambda^2 \operatorname{div}\left(\frac{\nabla u}{\|\nabla u\|}\right) = 0 \\ \text{Condition aux limites : } \frac{\partial u}{\partial n} = 0 \text{ sur } \delta I \end{cases} \quad (5)$$

Cette équation se résout en utilisant le principe de Perona et Malik pour la discrétisation de la divergence étendue au 3D. On obtient un schéma itératif qui converge vers la restauration recherchée.

D'un point de vue mathématique, on peut facilement prouver que l'énergie E_{3D} a un minimum, mais il n'est pas obligatoirement unique. Ceci est dû à l'utilisation de la norme \mathcal{L}_1 comme régularisation, qui peut donner des minima locaux à l'énergie.

3 Compensation en mouvement

Dans le cas de mouvements apparents de grandes amplitude, le modèle temporel précédent n'est plus valide. En effet, comme un pixel peut se trouver à chaque image sur un objet différent, son comportement temporel semble chaotique, et le filtrage par diffusion anisotrope donne de mauvais résultats (en général plus mauvais qu'un filtrage uniquement spatial comme le montre le diagramme 4). Le modèle simple utilisé précédemment n'est donc plus valable, et il faut utiliser le modèle du flot optique pour restaurer la séquence.

Le problème est que le calcul du flot optique est impossible sur des images fortement dégradées. En effet, si l'utilisation d'un modèle simple comme le mouvement affine permet de s'affranchir du bruit, le nombre important de pertes d'information rend le calcul impossible. La solution qui est proposée dans cet article est de calculer simultanément la restauration de la séquence et le flot optique.

La régularisation le long du chemin décrit par le flot optique s'exprime de la façon suivante. On appelle v la séquence déformée par le flot optique $v(x, y, t) = u(x + \sigma_x(x, y, t), y + \sigma_y(x, y, t), t)$, la régularisation s'écrit alors :

$$\int_I \phi_2\left(\left\|\frac{\partial v}{\partial t}\right\|\right) d\Omega.$$

La dérivée de v peut s'écrire en fonction de u :

$$\frac{\partial v}{\partial t} = \sigma \nabla_{xy} u + \frac{\partial u}{\partial t} \quad (6)$$

En utilisant un modèle de mouvement affine du type $\sigma = (a_1 x + a_2 y + a_3, a_4 x + a_5 y + a_6)^T$, on construit l'énergie à deux variables :

$$\begin{aligned} E_{fo}(u, \sigma) = & \int_{I \setminus \Omega} (u - I)^2 dx + \lambda_1 \int_I \phi_1(\|\nabla_{xy} u\|) dx \\ & + \lambda_2 \int_I \phi_2\left(\left\|\sigma \nabla_{xy} u + \frac{\partial u}{\partial t}\right\|\right) dx \end{aligned} \quad (7)$$

4 Evaluation de la restauration dans le cadre de l'éblouissement laser

Du point de vue de u , cette énergie est la somme d'une attache aux données, d'une régularisation spatiale, et d'une régularisation temporelle le long du chemin donné par le flot optique.

Du point de vue de σ , on retrouve une énergie classique d'estimation robuste du flot optique, qui tient compte des valeurs aberrantes.

La recherche du minimum se fait par minimisation alternée en u et σ . Pour u on applique le théorème d'Euler-Lagrange :

$$1_{(s \notin \Omega)}(u_s - u_s^0) + \operatorname{div}\left(\frac{\phi'_1(\|\nabla u\|)}{\|\nabla u\|} \nabla u\right)_s + \operatorname{div}\left(\frac{\phi'_2(\|\sigma \nabla_{xy} u + \frac{\partial u}{\partial t}\|)}{\|\sigma \nabla_{xy} u + \frac{\partial u}{\partial t}\|} \theta(\sigma \nabla_{xy} u + \frac{\partial u}{\partial t})\right)_s = 0 \quad (8)$$

avec $\theta = (\sigma^x, \sigma^y, 1)^T$: l'expression du vecteur déplacement en 3D. Cette équation se met sous une forme plus simple pour le calcul, en réutilisant l'expression (6) :

$$1_{(s \notin \Omega)}(u_s - u_s^0) + \operatorname{div}\left(\frac{\phi'_1(\|\nabla u\|)}{\|\nabla u\|} \nabla u\right)_s \quad (9)$$

$$+ \operatorname{div}\left(\frac{\phi'_2(\|\frac{\partial v}{\partial t}\|)}{\|\frac{\partial v}{\partial t}\|} \theta \frac{\partial v}{\partial t}\right)_s = 0 \quad (10)$$

En posant $du = \frac{\phi'_1(\|\nabla u\|)}{\|\nabla u\|}$ et $dv = \frac{\phi'_2(\|\frac{\partial v}{\partial t}\|)}{\|\frac{\partial v}{\partial t}\|}$, on obtient une équation assez simple, donc la signification des termes devient plus claire :

$$1_{(s \notin \Omega)}(u_s - u_s^0) + \operatorname{div}(du \nabla u)_s + \operatorname{div}(dv \theta \frac{\partial v}{\partial t})_s = 0. \quad (11)$$

Le premier terme est l'attache aux données, le deuxième la diffusion spatiale associée au facteur d'anisotropie du , et le troisième la diffusion le long du chemin décrit par le flot optique, associée au facteur d'anisotropie dv . Le schéma numérique s'obtient en utilisant la méthode de discrétisation de la divergence de Pérona et Malik.

La minimisation en σ peut être faite en effectuant une descente de gradient pour les 6 paramètres du mouvement affine :

$$\forall i \in [1 \dots 6] a_i^{n+1} = a_i^n + w_i \frac{1}{T_{a_i}} \frac{\partial E_{fo}(u, \sigma)}{\partial a_i} \quad (12)$$

Le problème, comme nous l'expliquons au chapitre précédent, est que le flot optique ne peut pas être calculé sur la séquence détériorée. Donc afin d'initialiser la minimisation alternée de l'énergie, il est nécessaire d'effectuer une restauration grossière. La solution que nous proposons consiste à effectuer une minimisation de l'énergie $E_{fo}(u, 0)$ avec $\lambda_2 = 0$.

Nous avons présenté dans cet article le cas du mouvement affine, mais n'importe quel type de modèle de flot optique peut être utilisé du moment qu'il s'exprime sous la forme d'une énergie. C'est le cas par exemple du flot optique régularisé avec prise en compte des discontinuités, qui peut très facilement être intégré dans l'énergie en ajoutant les termes de régularisation (voir [5] pour plus de détails).

L'éblouissement laser est un problème relatif à la défense militaire : une source lointaine peut éblouir une caméra et la rendre inopérante pendant un temps prolongé. Les travaux actuels en matière d'optique non linéaires permettent de protéger les caméras, mais pas de restituer l'observation. C'est pour cette raison qu'a été développée la restauration numérique des images brouillées.

Les images présentées sont des simulations réalistes de caméra infrarouge à balayage bande III, éblouie par un laser impulsif. La simulation consiste à ajouter des motifs saturés disposés aléatoirement dans l'image ainsi qu'un bruit uniforme d'amplitude 20 sur les pixels non éblouis (la séquence de départ ayant une dynamique de 128). L'utilisation d'une simulation plutôt que de vraies images permet d'évaluer la qualité de restauration puisqu'on dispose de la référence.

Sur ce type d'image, aucun des algorithmes de restauration spatio-temporels existant ne donne de résultats satisfaisants. Les filtrages spatiaux donnent des résultats assez médiocres étant donné la taille des pertes d'informations. Pour évaluer la qualité de restauration, nous calculons l'écart type de l'erreur entre l'image restaurée et l'image non dégradée. Les résultats sous formes de graphes sont présentés figures 2 et 4.

La première séquence vidéo est à caméra fixe, et seul le personnage bouge. La figure 1 montre les images restaurées avec une diffusion anisotrope 2D et 3D. Visuellement les améliorations dues à l'utilisation de l'information temporelle sont indéniables. Les calculs d'erreurs de la figure 2 démontrent que l'amélioration n'est pas que visuelle. Les pics d'erreur de la diffusion 3D correspondent à un mouvement rapide du personnage dans la scène.

Dans la deuxième séquence, la caméra est en mouvement, et toute la scène se déplace dans l'image d'une grande valeur entre deux images (> 10 pixels). La figure 3 contient une des images des séquences initiales, éblouies, et restaurées par les différents algorithmes. Cette fois-ci, on a visuellement l'impression que c'est la diffusion 2D qui donne les meilleurs résultats, mais les calculs montrent que c'est en fait la diffusion 3D compensée en mouvement qui restaure le mieux les images.

Références

- [1] Bertalmio (M), Sapiro (G), Ballester (C), Caselles (V) et Verdera (J). – *Filling-In by Joint Interpolation of Vector Fields and Grey Levels*. – Rapport technique, University of Minnesota IMA TR, avril 2000.
- [2] Chan (T.) et Shen (J.). – *Non-Texture Inpainting by Curvature-Driven Diffusions (CCD)*. – Rapport technique, UCLA CAM Report, juin 2000.
- [3] Geman (S.), McClure (D.E.) et Geman (D.). – A non-linear filter for film restoration and other problems in

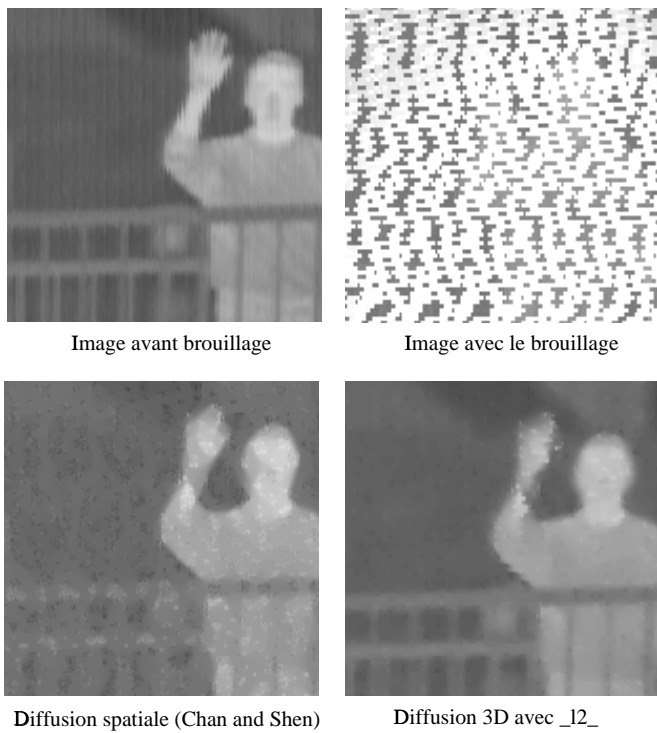


FIG. 1: Résultats sur une vidéo infrarouge avec caméra fixe.

image processing. *Graphical models and image processing*, vol. 54, n° 4, juillet 1992, pp. 281–289.

- [4] Kokaram (Anil). – *Motion Picture Restoration*. – Springer-Verlag London, 1998.
- [5] Kornprobst (Pierre). – *Contribution à la restauration d'images et à l'analyse de séquences : Approches Variationnelles et Solutions de Viscosité*. – Thèse de PhD, Université de Nice-Sophia Antipolis, 1998.
- [6] Masnou (Simon) et Morel (Jean-Michel). – Level-lines based disocclusion. In: *Proceeding of 5th IEEE Int'l Conf. on Image Process.*, pp. 3:259–263. – Chicago, 1998.
- [7] Matheron (G). – *Random sets and integral geometry*. – John Wiley N.Y., 1975.

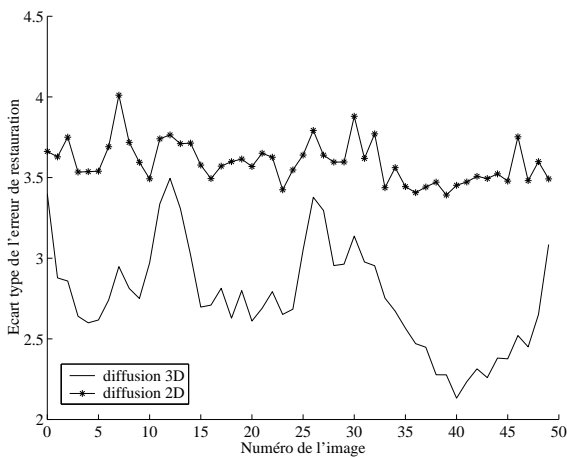


FIG. 2: Mesure de la qualité de restauration sur les images de la figure 1.

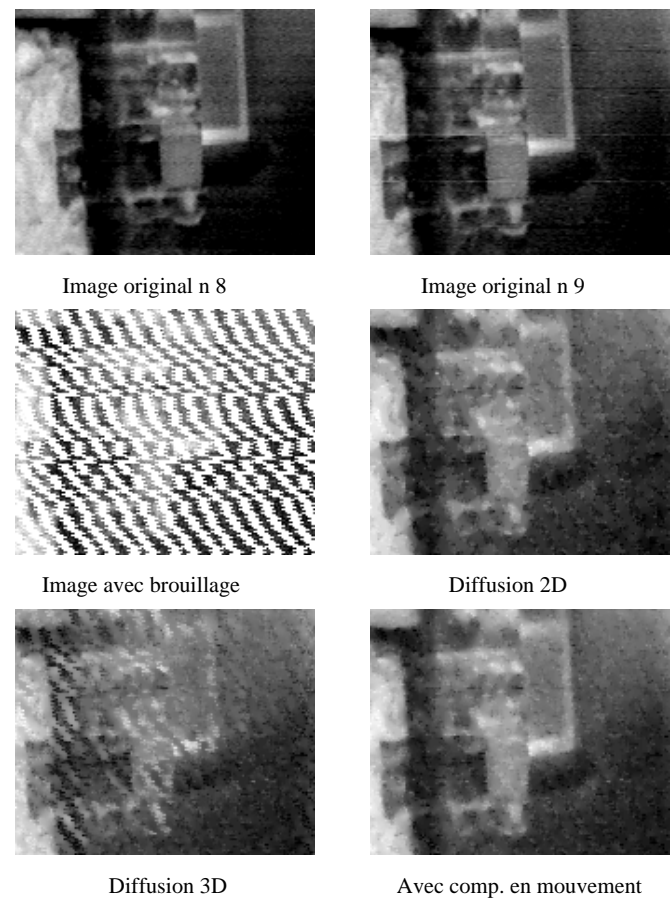


FIG. 3: Résultats sur une vidéo infrarouge avec une caméra en mouvement rapide.

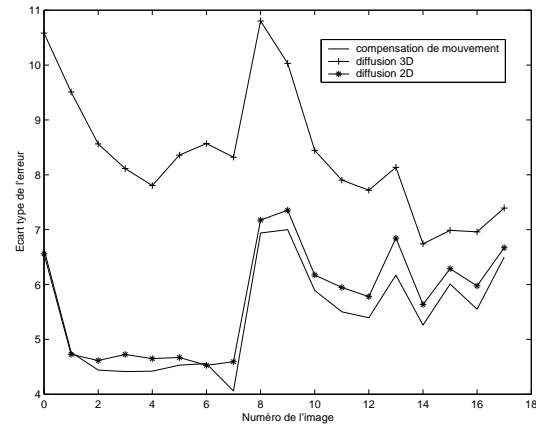


FIG. 4: Mesure de la qualité de restauration sur des images avec déplacement affine.

- [8] Rudin (L), Osher (S) et Fatemi (E). – Non linear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*, vol. 60, 1992, pp. 259–286.