

IDENTIFICATION AVEUGLE DE DEGRADATIONS IMPLIQUANT UN BRUIT MULTIPLICATIF

Benoît VOZEL, Marie-Paule CARTON, Kacem CHEHDI, Luc KLAINE

LASTI – ENSSAT – Université de RENNES I

6 rue de Kerampont, BP 447, 22305 Lannion Cedex, France

vozel@enssat.fr, vandecan@enssat.fr, chehdi@enssat.fr, klaine@enssat.fr

RÉSUMÉ

Nous nous intéressons ici au problème de l'identification aveugle de la nature des dégradations affectant une image. Dans un contexte de prétraitement aveugle, alors qu'aucune connaissance *a priori* sur la nature de la dégradation n'est connue, on est amené à l'identifier à partir de l'image observée, afin d'appliquer l'algorithme de prétraitement le mieux approprié. Dans les cas de combinaison de dégradations impliquant bruits et flou, le choix des traitements et de leur ordre d'application est délicat, et la question de l'identification de l'aspect prépondérant parmi les différents types de dégradations possibles trouve tout son sens. Un bruit multiplicatif, un flou ou une combinaison des deux sont les sources de dégradation considérées dans cet article. La procédure d'identification aveugle présentée implique le calcul de statistiques globales et locales extraites de l'image ou du laplacien de celle-ci, ainsi que la mise en œuvre d'un algorithme de classification hiérarchique non paramétrique.

1. INTRODUCTION

La multiplication des dispositifs d'acquisition tels que l'exploitation de capteurs satellitaires ou aéroportés ou encore les systèmes d'imagerie médicale génèrent de grandes quantités d'images à analyser. L'automatisation des procédures de traitement des images est donc un domaine de recherche suscitant un intérêt croissant. Inévitablement des dégradations apparaissent lors de la génération, du codage ou de la transmission des images. De façon générale la qualité d'une image contribue fortement à la qualité de son analyse, c'est pourquoi il est important de préparer les images à leur interprétation en atténuant les défauts liés à l'acquisition par des prétraitements : filtrage ou restauration. La plupart de ces algorithmes reposent sur la connaissance d'informations concernant la

nature de la dégradation affectant l'image. En pratique ces informations ne sont pas toujours disponibles [1]. Lorsqu'on ne dispose pas d'informations *a priori* sur la nature des dégradations présentes dans l'image, on est amené à les identifier à partir de l'image observée afin d'appliquer l'algorithme de prétraitement le mieux approprié. Dans cet article nous nous plaçons dans le cadre des traitements aveugles et nous nous intéressons au problème de l'identification de la nature des dégradations.

Une image peut être affectée par plusieurs sources de dégradation, aboutissant à différents modèles d'observation, dont l'écriture dépend des hypothèses retenues sur la nature formelle du bruit. Des premiers travaux [2, 3] ont porté sur une hypothèse additive de bruit blanc gaussien. Nous nous intéressons ici à l'hypothèse d'un bruit multiplicatif. Les modèles retenus sont les suivants :

$$g(x, y) = f(x, y) \times b_p(x, y), \quad (1)$$

$$g(x, y) = (f * h)(x, y), \quad (2)$$

$$g(x, y) = (f \times b_a) * h(x, y), \quad (3)$$

$$g(x, y) = (f * h)(x, y) \times b_p(x, y), \quad (4)$$

$$g(x, y) = ((f \times b_a) * h(x, y)) \times b_p(x, y). \quad (5)$$

où $g(x, y)$ est l'image observée, $f(x, y)$ est l'image originale, $h(x, y)$ est la réponse impulsionnelle du flou et $b_a(x, y)$ et $b_p(x, y)$ des bruits multiplicatifs indépendants appliqués avant ou après le flou. Chacun de ces modèles d'observation correspond à une hypothèse qu'il est nécessaire de vérifier afin de sélectionner le type de traitement à appliquer à l'image. Par exemple un filtrage [4, 5] pour les images détectées majoritairement bruitées, une restauration myope [6, 7, 8] pour les images détectées majoritairement flouées. Ce travail s'inscrit dans une démarche de conception d'une chaîne automatique de prétraitement. L'identification des

dégradations venant compléter une chaîne de filtrage et de restauration en la dotant en amont de la capacité à orienter le traitement vers l'algorithme correspondant à la dégradation prépondérante dans l'image.

2. MÉTHODE DEVELOPPÉE

Dans un contexte de prétraitement aveugle et dans le cas de combinaison de dégradations correspondant aux modèles (3), (4) et (5), la question du choix des traitements et de leur ordre d'application est délicate. Il est en effet difficile de trouver le juste équilibre entre annulation des effets de l'acquisition et la sauvegarde des détails fins de l'image. Dans ce contexte la question de l'identification de l'aspect prépondérant, parmi les multiples dégradations possibles lors de la formation de l'image, trouve tout son sens.

La méthode que nous proposons se décompose en deux étapes. La première a pour objet de calculer sur les images des statistiques capables de discriminer les différents types de dégradation. La deuxième phase est chargée d'identifier sur chaque image l'effet prédominant, en terme de dégradation. Nous détaillons maintenant chacune de ces étapes.

L'objectif général de notre démarche étant l'identification de la dégradation prédominante dans l'image, nous avons cherché à caractériser les types de dégradation par des statistiques susceptibles de les discriminer. Ces attributs sont des statistiques globales ou locales extraites de l'image observée $g(x, y)$ ou du Laplacien de l'image $g_{lap}(x, y)$. En effet l'image obtenue par convolution entre l'image observée $g(x, y)$ et le masque de l'opérateur Laplacien H contient des informations sur le flou [9]. Une image floue est caractérisée par des transitions faibles des valeurs des pentes du Laplacien, ce qui est révélateur de la présence ou non d'un flou. Les attributs retenus pour caractériser les différentes dégradations sont :

- Attributs globaux
- m_g : la moyenne des niveaux de gris de l'image,
- σ_g l'écart type des niveaux de gris de l'image,
- γ : le contraste de l'image.

- Attributs locaux

- m_1 : la moyenne des pentes maximales du Laplacien,

- σ : l'écart type des pentes maximales du Laplacien.

La recherche des pentes maximales est effectuée le long des lignes et des colonnes de $g_{lap}(x, y)$. On obtient ainsi $Maxslope(x)$ et $Maxslope(y)$. Par exemple sur chaque ligne :

$$Maxslope(x) = \text{Max} \{ |g_{lap}(x, y + 1)| - |g_{lap}(x, y - 1)| \}. \quad (6)$$

Ensuite on calcule la moyenne des pentes maximales le long des lignes et des colonnes. La plus grande des deux valeurs obtenues est définie comme la moyenne des pentes maximales du Laplacien et notée m_1 . Si m_1 est obtenue sur les lignes (respectivement colonnes) alors les autres statistiques des pentes maximales du Laplacien seront calculées uniquement sur les lignes (respectivement colonnes).

- c_1 : le coefficient d'asymétrie,

$$c_1 = \frac{3m_1 \cdot m_2 + 2m_1^3}{\sigma^3}, \quad (7)$$

- c_2 : le coefficient d'aplatissement,

$$c_2 = \frac{m_4 - 4m_3 \cdot m_1 + 6m_2 \cdot m_1^2 - 3m_1^4}{\sigma^4} - 3, \quad (8)$$

où m_i est la statistique d'ordre i de $Maxslope(x)$:

$$m_i = \frac{1}{N} \sum_x Maxslope(x)^i, \quad (9)$$

où N est le nombre de pixel par ligne (respectivement colonne) de l'image.

- σ_{bruit} : l'écart type du bruit calculé sur des régions homogènes de l'image observée $g(x, y)$.

La principale limitation des méthodes d'estimation des paramètres d'un bruit se produit dans les cas de bruits faibles, pour lesquels les estimées d'écart type sont parfois erronées. Cette difficulté trouve son origine dans l'utilisation de masques définis a priori. Dans le but d'augmenter les performances de ces procédures, nous adoptons une méthode dont la particularité est de construire les estimées à partir de pixels appartenant à des zones homogènes de l'image de formes quelconques. Les régions homogènes sont

obtenues à partir d'une opération de segmentation et labélisation capable de définir des régions homogènes de toutes formes. Enfin l'estimation de l'écart type est réalisée par l'analyse de l'histogramme des écarts types locaux obtenus sur chaque région homogène [10].

À l'issue de la première étape de notre démarche, consacrée au calcul des attributs de caractérisation des images, on obtient pour chaque image un vecteur de paramètres. Ces vecteurs sont ensuite regroupés dans des tableaux qui seront analysés, dans la deuxième étape de la procédure, par l'algorithme de classification hiérarchique ascendante CHAVL (Classification Hiérarchique Ascendante selon le critère de la Vraisemblance des Liens). L'originalité de cet algorithme repose sur la définition d'indices probabilistes de similarité d'objets élémentaires. La notion de vraisemblance des liens entre les classes intervient dans la définition de l'indice d'agrégation, aboutissant à un critère d'agrégation indépendant d'une métrique. Ainsi CHAVL est un algorithme de classification non paramétrique [11].

3. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Pour valider la méthode présentée ci-dessus nous avons utilisé 12 images de la banque d'image du CNRS-GDR-PRC-ISIS. Ces images issues de modes d'acquisition différents (radar, satellite, aérienne, ...) présentent des caractéristiques différentes (détails fins, régions homogènes texturées ou non). Chacune de ces images a été dégradée selon les modèles correspondant aux équations (1) – (5). Le flou est un flou de défocalisation de support 5×5 . Tous les bruits sont multiplicatifs, gaussiens, de moyenne unité avec différents écarts type compris dans l'intervalle $[0.1, 0.4]$. Au total la méthode a été testée sur une population de 2382 réalisations.

Le calcul des paramètres de caractérisation est d'abord effectué pour l'ensemble des images. Un tableau d'attributs de classification est ensuite constitué pour chaque image originale. Il regroupe les attributs des versions dégradées issues d'une même image originale. L'algorithme CHAVL est ensuite appliqué à chacun de ces tableaux, afin de distinguer les images en fonction de leur dégradation prédominante.

On observe à l'issue du traitement que les ensembles soumis à la classification se divisent en deux classes.

La première, notée A, regroupe les images affectées par une dégradation dont l'aspect prédominant est un bruit fort, les autres images étant regroupées dans la classe B. Les images de la classe A correspondent aux modèles de dégradation suivants :

- Bruit seul fort : modèle (1) d'écart type > 0.2
- Bruit fort après le flou : modèle (4) d'écart type > 0.2
- Bruit avant et après le flou avec un bruit après fort : modèle (5) avec un bruit *après* le flou d'écart type > 0.2

La séparation selon le mode décrit ci-dessus, s'est reproduit pour les 12 images test, aboutissant aux résultats présentés dans la table 1. Ce tableau correspond à la synthèse des résultats des 12 classifications menées.

	Classe A	Classe B	Taux de bonne classification
Classe A (1048)	1040	8	99,23%
Classe B (1334)	71	1263	94,68%
			96,68%

Table 1: Résultats de classification

Il n'est pas étonnant de constater que la distinction se fait en fonction de la dégradation appliquée en dernier lieu. En effet lorsqu'un bruit est appliqué après un flou, il affecte bien entendu les zones de transition dont la douceur est caractéristique de la présence du flou. Ainsi, l'effet du flou est-il modifié par le bruit appliqué à sa suite, et ceci d'autant plus que le bruit est puissant.

Replacé dans la perspective de conception d'une chaîne automatique de prétraitement, dont il constitue une étape, ce travail présente l'intérêt d'orienter la procédure automatique vers un filtrage avant la restauration, pour des images pour lesquelles le niveau de bruit est tel qu'une restauration seule ne pourrait donner un résultat optimal.

4. CONCLUSION

Nous avons présenté un système aveugle d'identification de la dégradation prépondérante dans

une image. L'identification est réalisée à partir de l'image observée. Les dégradations considérées sont le flou de défocalisation et le bruit multiplicatif gaussien. La méthode a été testée sur 2382 images et a permis d'isoler les images affectées par un bruit fort appliqué seul ou après un flou, c'est à dire les images pour lesquelles l'effet du bruit prédomine sur celui du flou. Ce résultat est important pour la définition de la stratégie de prétraitement d'une chaîne automatique de filtrage et restauration. Il permet d'orienter le traitement vers l'algorithme le mieux approprié à chaque image. Nous travaillons actuellement sur des simulations croisées associant des bruits multiplicatifs et additifs.

5. RÉFÉRENCES

- [1] D. Kundur, D. Hatzinakos, « Blind Image Deconvolution », *IEEE Signal Processing Magazine*, 13-3, pp. 43-64, May 1996.
- [2] K Chehdi, B. Vozel, MP Carton, N. Berric, « Blind Identification of Degradations Using Ascendant Hierarchical Classification », *Proceedings EUSIPCO 2000*, Tampere, Finland, Sept. 2000.
- [3] K Chehdi, B. Vozel, MP Carton, C. Kermad, « A Blind System to Identify and Filter Degradations Affecting an Image », *Proceedings IEEE-ICSP*, pp. 1987-1993, Beijing, China, Aug. 2000.
- [4] I. Issa, Ph.Bolon, « Adaptative Weighted $d\alpha$ Filter », *Proceedings EUSIPCO 1996*, Trieste, Italy.
- [5] K. Chehdi, B. Vozel, V. Piturescu, « Système aveugle de filtrage d'images numériques », *Proceedings GRETSI-99*, pp. 957-960, Sept. 1999.
- [6] G. Demoment, « Image Reconstruction and Restoration: Overview of Common Estimation Structures and Problems », *Transactions IEEE-ASSP*, vol 37 n°12, Dec 89.
- [7] A.M.- Djafari, « From Deterministic to Probabilistic Approaches to Solve Inverse Problems », *SPIE vol. 3459*, San Diego, Jul 1998.
- [8] L.I. Rudin, S. Osher, « Total Variation Based Image Restoration With Free Local Constraints », *Proceedings IEEE-ICIP*, pp. 31-35, 1994.
- [9] Dumont, « Mise en œuvre d'un filtre bidimensionnel appliqué à l'imagerie, étude de la stabilité d'une opération de déconvolution », *Thèse de l'Université de Bourgogne*, 22 novembre 1993.
- [10] L. Beaurepaire, K. Chehdi, B. Vozel, « Identification of the nature of noise and estimation of its statistical parameters by analysis of local

histograms », *Proceedings ICASSP-97*, pp. 2805-2808, Munich, April 1997.

- [11] I.C. Lerman, « Foundation of the likelihood linkage analysis classification method », *Applied Stochastic Models and Data Analysis, John Wiley*, vol 7, 1991, pp. 69-76. C.

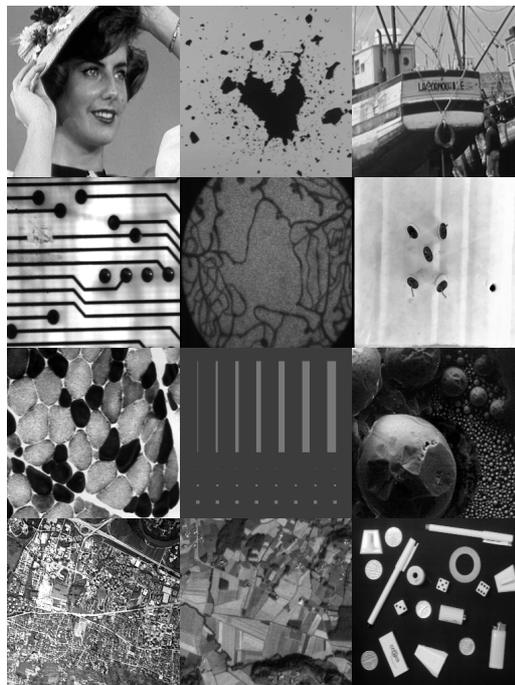


Figure 1 : Jeu d'images test



Figure 2 : Résultat sur une image
a) image dégradée : modèle (4)
b) image (a) filtrée
c) image (a) filtrée puis restaurée