Techniques de Débruitage d'Images

Wiem FOURATI et Mohamed Salim BOUHLEL

L'Unité Sciences Et Technologies de l'Image et des Télécommunications SETIT, ISBS Sfax-TUNISIE

wiem_fourati@yahoo.fr

medsalim.bouhlel@enis.rnu.tn

Résumé: Le choix des algorithmes efficaces pour le débruitage d'images numériques reste encore un défi scientifique à l'intersection de l'analyse fonctionnelle, des statistiques et de l'informatique. Il y a eu plusieurs algorithmes publiés et chaque approche a ses suppositions, ses avantages, et ses limitations. Dans ce papier nous allons faire une brève revue de quelques travaux significatifs dans le domaine de débruitage d'image. Quelques approches sont classifiées et un aperçu général de divers algorithmes et de diverse analyse est fourni.

Mots clés: débruitage, ondelettes, seuillage, filtres sélectifs.

INTRODUCTION

Les procédés d'acquisition (caméra, amplificateur, quantificateur,...) d'images induisent des perturbations qui peuvent être gênantes pour la compréhension et le traitement de l'image. L'objectif avoué du filtrage est de réduire les variations d'intensité au sein de chaque région de l'image tout en respectant l'intégrité des scènes : les transitions entre régions homogènes, les éléments significatifs de l'image doivent être préservés au mieux.

Ce papier décrit différentes techniques de débruitage donnant à une perspicacité quant à lequel algorithme devrait être utilisé pour trouver l'estimation la plus fiable des données

Le papier est organisé comme suit: Dans la section 1 nous présentons les modèles de bruits de l'image. Dans la section 2, nous exposons quelques filtres classiques. Dans la section 3, nous présentons les filtres sélectifs. Dans la section 4 nous étudions quelques fonctions de seuillage et des méthodes de détermination du seuil. Dans la section 5, nous abordons la méthode ICA. Finalement, la section 6 est dédiée pour les discussions.

1. Modèles de bruits de l'image

A chaque étape de l'acquisition d'une scène, des perturbations (rayures, poussières, caméra, amplification, quantification) vont détériorer la qualité de l'image. Ces perturbations sont regroupées sous le nom de "bruit d'image". Le bruit peut être groupé en deux classes :

- Bruit indépendant(on parle de bruit aléatoire),
- Bruit qui dépend des données de l'image.

$$y(i,j) = \omega(i,j) + n(i,j) \qquad (1)$$

avec l'image $y(i,j)$ est la somme de l'image réelle $\omega(i,j)$ avec le bruit $n(i,j)$.

Le bruit $n(i,j)$ est souvent décrit par sa variance σ_n^2. L'effet du bruit sur l'image est souvent décrit par le rapport signal sur bruit (SNR), qui est donné par la relation suivante :

$$SNR = \frac{\sigma_\omega}{\sigma_n} = \sqrt{\frac{\sigma_y^2}{\sigma_n^2} - 1} \qquad (2)$$

Où σ_ω^2 et σ_y^2 sont les variances respectives de l'image réelle et de l'image traitée.

Le bruit de l'image est considéré comme un champ aléatoire. Du fait de sa haute fréquence, on ne conserve pour le caractériser que le premier ordre (pas de corrélation entre les pixels) et parfois le second ordre (corrélation entre pixels).

On ne conservera ici que le premier ordre, modélisé par la densité :

$$f(\mathrm{a}) = \mathrm{C}\exp(-\mathrm{K}|\mathrm{a}|^n) \qquad (3)$$

2. Filtres Classiques

Dans cette partie, nous allons faire une brève revue des filtres spatiaux les plus connus.

Généralement, le bruit additif est distribué uniformément sur le domaine fréquentiel (bruit blanc), alors que l'image contient principalement de l'information utile sur les basses et les moyennes fréquences. De là, le bruit est dominant pour les hautes fréquences et ses effets peuvent être réduits en employant un filtre passe bas.

2.1. Filtres linéaires

Le filtre moyen est le filtre linéaire optimal pour le bruit de Gauss. Il s'agit du filtrage le plus simple qui soit, consistant à remplacer la valeur d'un pixel par la valeur moyenne des pixels dans une fenêtre centrée sur le pixel en question. Cela réduit sensiblement le bruit, dont l'écart-type est réduit de la racine carrée du nombre total de pixels dans la fenêtre. Cependant ce moyennage qui ne tient pas compte des statistiques locales de l'image produit une forte dégradation des contours. Afin de minimiser ce phénomène, on utilise généralement des petites fenêtres, typiquement 3×3 ou 5×5.

2.2. Filtres non linéaires

Avec les filtres non linéaires, le bruit est enlevé sans n'importe quelles tentatives explicitement pour l'identifier. Nous allons étudier un exemple de filtrage non linéaire qui est le filtre médian.

Le filtre médian procède presque de la même manière, en remplaçant la valeur d'un pixel par la valeur médiane des pixels d'une fenêtre locale. Il est notamment efficace pour éliminer les points isolés fortement bruités. Ses principaux inconvénients sont de rendre flous les contours, d'effacer les structures fines voire même de distordre certaines formes [LEE 83]. Grâce à sa simplicité et à son efficacité pour supprimer les points les plus bruités, le filtre médian reste une bonne alternative au filtre moyenne pour le filtrage d'images. Les calculs commencent à être coûteux à partir de fenêtres 7×7. Ce problème peut être surmonté par une implémentation rapide, proposée par Huang [HUA 79]. Avec une taille de fenêtre égale à 5×5, le flou au niveau des contours devient très gênant. Un filtre 3×3 efface non seulement les fines structures mais réduit également le bruit de manière insuffisante dans les zones uniformes

3. Filtres sélectifs

Ce filltre s'appelle aussi filltre bilatéral. Le principe de ce filltre est de combiner les avantages des filtres médian et convolutif tout en se débarrassant de leurs défauts. L'idée simple consiste à faire une moyenne gaussienne ou rectangulaire mais sur les pixels de couleurs proches dans le voisinage. Il y a donc deux paramètres : la taille de la fenêtre et la distance de niveau de gris au delà de laquelle on ne compte pas le pixel dans le voisinage. Cet algorithme s'avère être très efficace : robuste et rapide et il préserve les contours.

4. Débruitage par seuillage

Les estimateurs de seuillage furent introduits par Donoho et Johnstone [DON 94] pour des bases arbitraires. Ils furent ensuite introduits dans les méthodes d'ondelettes au début des années 90 dans une série d'articles de Donoho et Johnstone [DON 95] et de Donoho, Johnstone, Kerkyacharian et Picard [DON 96], [DON 97]. L'idée sous-jacente était de reconstruire le signal uniquement à l'aide des coefficients empiriques dont la valeur absolue était supérieure à un seuil fixé. Cette idée est vite montrée très performante tant au point de vue théorique que pratique.

D'après la définition générale de Coiffman Wickerhauser dans [COI 95].le débruitage par ondelette revient à l'extraction d'une structure cohérente du signal traité ce qui revient à considérer le bruit comme non cohérent par rapport à la base d'ondelette choisie, donc non corrélé avec les fonctions de base. En fait les coefficients peu corrélés avec la base sont faibles, et sont attribués au bruit. Par un seuil adapté, on peut séparer le bruit (partie incohérente) du signal (partie cohérente). Le débruitage par ondelettes classique est donc implémenté comme un filtrage non linéaire par seuillage : Les coefficients d'ondelette supérieurs à un seuil T sont considérés comme faisant partie du signal informatif.

Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes de seuillage, dont les plus connues et appliquées sont :

- Le seuillage dur ("Hard Thresholding") qui met à zéro les coefficients en dessous du seuil et ne modifient pas les autres. Pour un seuil T choisi, le signal résultant s'écrit :

$$\delta_T^H(x) = \begin{cases} 0 & |x| \le T \\ x & |x| > T \end{cases} \quad \text{où } T \in [0,\infty[\qquad (4)$$

- Le seuillage doux ("Soft Thresholding") conduit à mettre à zéro les valeurs de coefficients qui sont plus petites que le seuil T et à ne conserver que ce qui dépasse le seuil pour les autres coefficients. Le signal après seuillage s'écrit.

$$\delta_T^S(x) = \begin{cases} 0 & |x| \le T \\ x - T & x > T \\ x + T & x < -T \end{cases} \quad \text{où } T \in [0,\infty[\qquad (5)$$

Les deux fonctions de seuillage ci-dessus ont des avantages et des inconvénients:

- Le seuillage doux n'est pas efficace pour les grands coefficients.

- En raison des discontinuités de la fonction de seuillage dur, les résultats ont tendance à avoir une grande variance et être instables.

Pour remédier aux inconvénients du seuillage dur et doux, Bruce et Gao [BRU 95] appliquent le non-négatif garrote dans la technique du seuillage par ondelette. Le seuillage non-négatif garrote a été d'abord présenté par Breiman [BRE 95] et est défini comme suit :

$$\delta_T^G(x) = \begin{cases} 0 & |x| \le T \\ x - \dfrac{T^2}{x} & |x| > T \end{cases} \qquad (6)$$

La fonction de seuillage firm établie par Gao et Bruce, est définie par :

$$\delta_{T_1,T_2}^f(x) = \begin{cases} 0 & |x| \le T_1 \\ sgn(x)\dfrac{T_2(|x|-T_1)}{T_2-T_1} & T_1 < |x| \le T_2 \\ x & |x| > T_2 \end{cases}$$

Le seuillage firm groupe les avantages du seuillage dur et doux, mais l'inconvénient de la fonction de seuillage firm qu'elle exige deux seuils. Cela alourdit d'avantage les procédures du choix de seuil [HON 98].

4.1. Seuil "VisuSrhrink"

La méthode VisuSrhrink introduite par Donoho et Johnstone [DON 95] propose un seuil universel déterminé à partir de l'énergie estimée du bruit. Cette méthode utilise l'hypothèse d'un bruit blanc gaussien superposé au signal.

Le seuil est égal à $T = \sigma_n \sqrt{2logM}$,où M désigne le nombre de points du signal et σ_n^2 la variance du bruit. Puisque le bruit est considéré blanc, son énergie est équi-répartie sur toutes les bandes de fréquence de la décomposition. En conséquence, l'écart-type est estimé dans une bande où le signal informatif est considéré inexistant ou quasi-inexistant, notamment dans les plus hautes fréquences. Les auteurs utilisent un estimateur robuste de σ_n à partir de la valeur médiane des coefficients de la sous bande de détail diagonale du premier niveau de décomposition

$$\hat{\sigma}_n^2 = \left[\frac{median(|Y_{ij}|)}{0.6745}\right] \; Y_{ij} \in \; sous\text{-}bande\; HH_1$$

La probabilité d'avoir des coefficients supérieurs à $T = \sigma_n \sqrt{2logM}$ tend vers zéro quand M tend vers l'infini. Ce seuil est performant si le signal informatif est creux, c'est à dire si ses coefficients sont rares. Autrement dit, le seuillage risque d'être trop fort pour un signal quelconque. Un autre problème posé par le seuillage universel est la valeur unique du seuil pour toutes les bandes de fréquence de la décomposition en ondelettes.

4.2. Seuil " BayesSrhrink"

Le BayesShrink [GRA 00] utilise une structure mathématique Bayesian pour des images pour tirer des seuils spécifiques pour chaque sous-bande. Pour chaque sous-bande la formule de calcul du seuil est donnée par :

$$T_B = \hat{\sigma}_n^2 / \hat{\sigma}_x \qquad (9)$$

où $\hat{\sigma}_n^2$ est la variance estimée du bruit et $\hat{\sigma}_x$ est l'écart-type estimé de signal.

$$\hat{\sigma}_x = \sqrt{max\left(\hat{\sigma}^2{}_y - \hat{\sigma}_n^2, 0\right)} \qquad (10)$$

où $\hat{\sigma}_y^2$ est la variance estimée du signal observé qui s'écrit :

$$\hat{\sigma}_y^2 = \frac{1}{M^2} \sum_{i,j=1}^{M} Y_{ij}^2 \qquad (11)$$

4.3. Seuil "NormalSrhrink"

Un autre travail notable propose une méthode d'évaluation adaptative du seuil pour le débruitage d'image par ondelette basé sur la distribution Gaussienne généralisée (GGD). La méthode proposée, appelée NormalShrink [LAK 02], est adaptative parce que le paramètre β , exigé pour évaluer le seuil, dépend des données des sous-bandes. Le seuil est calculé alors par :

$$T_N = \beta\, \hat{\sigma}_n^2 / \hat{\sigma}_x \qquad (12)$$

Où β est le paramètre d'échelle, qui dépend de la taille de la sous-bande et du niveau de décompositions. Il s'écrit :

$$\beta = \sqrt{log(L_k / J)} \qquad (13)$$

L_k est la longueur de la sous-bande au $k^{ème}$ échelle, $\hat{\sigma}_n^2$ est la variance estimée du bruit

et σ_x est l'écart-type estimé du signal.

5. Méthode"ICA"

Une nouvelle méthode appelée "Independent Component Analysis" (ICA) a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs dans le domaine de débruitage d'image. Elle a été exécutée avec succès dans [JUN 01], [HYV 98] pour des signaux non Gaussiens.

L'avantage de la méthode ICA c'est le fait qu'elle suppose que le signal est non Gaussien. Ceci garantit de bon résultas de débuitage aussi bien pour les signaux non Gaussiens que pour les signaux Gaussiens.

6. Discussion

Dans ce papier, diverses méthodes de débruitage d'images sont évaluées. Le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est utilisé comme critère d'évaluation de la qualité de débruitage en plus de l'évaluation subjective. Beaucoup de techniques actuelles supposent que le modèle de bruit est Gaussien. Dans la réalité, cette supposition n'est pas toujours vraie en raison de la diversité de la nature et des sources de bruit. Une méthode de débruitage idéale exige la connaissance a priori du bruit, tandis qu'une procédure pratique ne peut pas avoir les informations exigées de la variance ou du modèle du bruit. Généralement, on ajoute un bruit Gaussien avec différentes valeurs de variance aux images naturelles pour comparer la performance des algorithmes.

Les bases d'ondelettes permettent de bien approcher sur un petit nombre de coefficients les signaux réguliers par morceaux. Ces bonnes capacités d'approximation non linéaire conditionnent l'efficacité d'un débruitage du signal par seuillage des coefficients d'ondelettes. Le débruitage par ondelettes à des avantages importants sur d'autres techniques plus utilisées.

Il est prévu que les techniques futures de débruitage seront conçues sur des modèles statistiques robustes des coefficients d'ondelette

REFERENCES

[BRE 95] Breiman. L,"Better Subset Regression Using the Nonnegative Garrote", *Technometrics*, Vol. 37(4), pp. 373-384. 1995.

[BRU 95] A. Bruce and H. Y. Gao,"WaveShrink: Shrinkage Functions and Thresholds", *Proc.SPIE* Vol. 2569, pp. 270-281,1995.

[COI 95] R. Coifman and M. Wickerhauser. "Adapted wave for denoising for medical signals and images". *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine,* 14(5); 578-586, 1995.

[DON 97] Donoho, D.L., Johnstone, I.M, Kerkyacharian, G., and Picard, D. (1997). "Universal near minimaximity of wavelet shrinkage". *In Festschrift for Lucien Le Cam, 183-218. Springer*, New-York. 1997.

[DON 96] Donoho, D.L., Johnstone, I.M, Kerkyacharian, G., and Picard, D. (1996). "Density estimation by wavelet thresholding". *Ann. Statist*., 24(2), 508-539. 1996.

[DON 95] Donoho, D.L., and Johnstone, I.M. (1995). "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage". *J. Amer. Statist. Assoc*., 90(432), 1200-1224. 1995.

[DON 94] Donoho, D.L., and Johnstone, I.M. (1994). "Minimax risk over lp-balls for lq-error. Probab". Theory Related Fields, 99(2), 277-303. 1994.

[GRA 00] S. Grace Chang, Bin Yu and M. Vetterli, "Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression", *IEEE Trans. Image Processing,* Vol. 9, pp. 1532-1546, Sept. 2000.

[HON 98] Hong-Ye GAO, "Wavelet Shrinkage Denoising Using the Non-Negative Garrote", *Journal of Computational and Graphical Statistics,* Vol. 7, (4), pp. 469–488. 1998.

[HUA 79] T. S. Huang, "A Fast Two Dimensional Median Filtering Algorithm", *IEEE Trans. on ASSP*, Vol. 27, No.1, pp.13-18, 1979.

[HYV 98] A. Hyvärinen, E. Oja. P. Hoyer, and J. Hurri, "Image feature extraction by sparse coding and independent component analysis", In Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition (ICPR'98), pp. 1268-1273, Brisbane, Australia, 1998.

[JUN 01] A. Jung, "An Introduction To A New Data Analysis tool: independent component analysis", *Proceedings of Workshop GK "Nonlinearity"-Regensburg,* Oct.2001.

[LAK 02] Lakhwinder Kaur, Savita Gupta, and R. C. Chauhan, "Image Denoising using Wavelet Thresholding", *Third Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing*, India Dec 16-18, 2002.

[LEE 83] J. S. Lee, "Digital Image Noise Smoothing and The Sigma Filter", *Computer Vision, Graphics and Image Processing,* Vol. 24, pp. 255-269, 1983.