

Identification aveugle d'images dégradées par un bruit additif ou multiplicatif

Lionel Beaurepaire, Jean-Marc Ogier, Kacem Chehdi

E.N.S.S.A.T.

L.A.S.T.I. - Groupe Image

6 Rue de Kérampont, B.P. 447

22305 Lannion cedex, France

e-mail: beaurepa@enssat.fr, ogier@enssat.fr, chehdi@enssat.fr

RÉSUMÉ

Dans cet article, nous nous intéressons au problème d'identification de la nature du bruit à partir de l'image observée en vue d'appliquer l'algorithme de traitement ou d'analyse le mieux approprié. Nous nous limitons ici à l'identification des bruits additifs et multiplicatifs.

ABSTRACT

This paper deals with the problem of identifying the nature of the noise from the observed image in order to apply the processing or analysis algorithm, whichever is the most appropriate. Here, we restrict ourselves to additive and multiplicative noises.

1 Introduction

L'identification de la nature du bruit affectant une image est une étape importante dans tout système d'interprétation de l'information par vision lorsque la nature de la dégradation est inconnue. La majorité des algorithmes de filtrage et certains algorithmes d'analyse supposent la connaissance a priori sur la nature du bruit ainsi que sur ses paramètres statistiques. Or, dans la plupart des cas, ces données ne sont pas connues [1], c'est pourquoi elles doivent être estimées car elles conditionnent la qualité du filtrage ou de l'analyse des images [2]. En effet, lorsqu'on souhaite par exemple appliquer un détecteur de contour insensible au bruit additif, alors que l'image est dégradée par un bruit multiplicatif, le résultat de la détection ne sera pas obligatoirement optimal.

Dans une première étude [3] [4], K. Chehdi et M. Sabri ont démontré qu'il est possible d'identifier la nature du bruit à partir de l'enregistrement des variations des statistiques locales (écart type en fonction de la moyenne) calculées dans des régions homogènes de l'observation seule.

Le critère de décision utilise ces statistiques locales pour identifier la nature du bruit. Ce critère, n'employant que deux paramètres qui tiennent compte des écarts types normalisés, s'est avéré non satisfaisant lorsque les images sont dégradées par un bruit multiplicatif d'écart type faible car le taux d'identification est relativement moyen. Pour pallier ce problème, nous avons proposé une autre méthode reposant sur la modélisation de chaque type de bruit par un vecteur de 5 paramètres obtenus à partir de statistiques locales définies sur des régions homogènes de l'image.

Pour mesurer la pertinence des paramètres et déterminer la robustesse de la méthode d'identification mise au point, nous avons utilisé une approche de classification neuronale.

2 Caractérisation des bruits et hypothèses de travail

Afin de caractériser chaque type de bruit, nous sommes amenés tout d'abord à détecter les régions homogènes de l'image, ensuite, à calculer les statistiques locales sur ces régions.

La recherche de la région locale la plus homogène au pixel traité $g(i, j)$ se fait parmi 9 régions R_n ($n = 0, \dots, 8$) appartenant à la fenêtre de taille 5×5 centrée sur le pixel $g(i, j)$. Ces 9 régions correspondent aux 8 masques de Lee [5] et au masque de taille 3×3 centré sur $g(i, j)$.

Dans [3], K. Chehdi utilise le critère du maximum de vraisemblance pour détecter la région R_n la plus homogène et montre qu'une région R_n est dite plus homogène qu'une région R_m si la variance de R_n est plus faible que celle de R_m . La recherche de la région locale homogène revient donc à rechercher la région R_n ($n = 0, \dots, 8$) de variance minimale.

La caractérisation de la présence d'un bruit additif ou multiplicatif dans une image se base sur l'hypothèse suivante : *Dans les zones homogènes de l'image dégradée, seules les statistiques du bruit interviennent.*

Cette hypothèse permet de caractériser facilement le bruit dans une image.

En s'appuyant sur cette hypothèse, il a été montré dans [4] que l'écart type $\sigma[g_h]$ d'une région uniforme s'écrit :

• cas d'un bruit additif :

$$\sigma[g_h] \approx \sigma[b] \quad (1)$$

où b est un bruit blanc additif, centré et non corrélé à l'image observée f .

• cas d'un bruit multiplicatif :

$$\sigma[g_h] \approx E[g_h] \cdot \sigma[n] \quad (2)$$

où n est un bruit blanc multiplicatif, de moyenne égale à l'unité et non corrélé à f .

En d'autres termes et d'après les équations (1) et (2), si la variation des écarts types locaux en fonction des moyennes locales forme une droite parallèle à l'axe des moyennes, le bruit est additif. Si cette variation forme une droite passant par 0, le bruit est multiplicatif.

Les figures 1 et 2 représentent les variations de l'écart type local en fonction de la moyenne locale obtenues sur l'image "femme" dégradée artificiellement par, respectivement, un bruit additif centrée et d'écart type 10 et un bruit multiplicatif de moyenne unité et d'écart type 0.2.

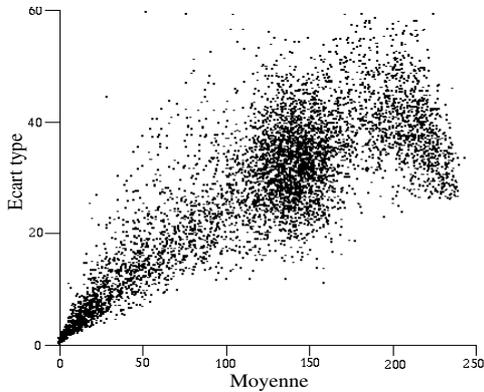


FIG. 1 — Evolution de l'écart type en fonction de la moyenne ; cas d'une image dégradée par un bruit additif.

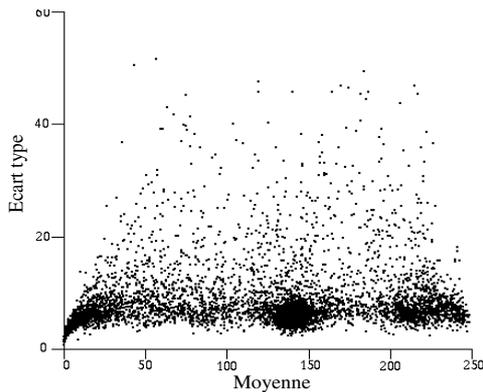


FIG. 2 — Evolution de l'écart type en fonction de la moyenne ; cas d'une image dégradée par un bruit multiplicatif.

3 Extraction des paramètres

Pour traiter les cas de bruits additifs et multiplicatifs, la première procédure d'identification développée [4] consistait

à calculer les variables suivantes :

$$E_1 = E[\hat{\sigma}[g_h]] \quad \sigma_1 = \sigma[\hat{\sigma}[g_h]]$$

$$E_2 = E\left[\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}\right] \quad \sigma_2 = \sigma\left[\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}\right]$$

Le critère de décision consistait à comparer les écarts types normalisés.

- si $\frac{\sigma_1}{E_1} < \frac{\sigma_2}{E_2}$ le bruit est additif.
- si $\frac{\sigma_1}{E_1} \geq \frac{\sigma_2}{E_2}$ le bruit est multiplicatif.

Lorsque les images sont dégradées par un bruit multiplicatif d'écart type faible, cette méthode est peu performante. Aussi, pour remédier à cet inconvénient, nous avons développé une nouvelle approche qui consiste à caractériser chaque classe d'images bruitées par un vecteur de 5 paramètres [6].

Le principe se base sur l'idée première de la méthode d'identification à savoir la modélisation de l'enregistrement de l'écart type local en fonction de la moyenne locale par une droite.

D'après éq(1) et éq(2), les différents enregistrements doivent former théoriquement des droites passant ou non par zéro. Ils peuvent donc être modélisés soit par une droite Y_1 , soit par une droite Y_2 où

$$\begin{aligned} Y_1 &= CX & \text{si le bruit est multiplicatif} \\ Y_2 &= D & \text{si le bruit est additif} \end{aligned}$$

En pratique, il est impossible de retrouver les deux cas idéaux. Pour avoir un modèle plus réaliste, nous caractérisons les nuages de points par une droite générale $Y = AX + B$. Les coefficients A et B sont estimés par la méthode des moindres carrés. De même, on détermine, dans les cas idéaux, le coefficient C et la constante D où D vaut E_1 .

Pour certaines images des points 'aberrants' introduisent des erreurs au niveau du calcul des paramètres. Pour remédier à ce problème, on recalcule E_1 , σ_1 , E_2 et σ_2 en supprimant les mesures aberrantes. Nous obtenons alors les nouveaux paramètres E'_1 , σ'_1 , E'_2 et σ'_2 de la façon suivante :

$$E'_1 = E[\hat{\sigma}[g_h]]$$

$$E'_2 = E\left[\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}\right]$$

$$\sigma'_1 = \sigma[\hat{\sigma}[g_h]]$$

$$\sigma'_2 = \sigma\left[\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}\right]$$

$$\text{avec } \hat{\sigma}[g_h] \in [E_1 - \sigma_1; E_1 + \sigma_1]$$

$$\text{et } \frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]} \in [E_2 - \sigma_2; E_2 + \sigma_2]$$

Pour identifier la nature additive ou multiplicative du bruit, nous cherchons tout d'abord à caractériser chaque classe de bruit par un vecteur de paramètres. Ces paramètres intègrent d'une part, les coefficients des modèles théoriques et pratiques et, d'autre part, les moyennes et écarts types de bruit après correction.

Cinq paramètres ont été retenus :

$$\begin{aligned} p[0] &= \frac{A}{C} & p[1] &= \frac{B}{D} & p[2] &= \frac{A}{E_2'} \\ p[3] &= \frac{B}{E_1'} & p[4] &= \frac{E_1' \sigma_2'}{E_2' \sigma_1'} \end{aligned}$$

4 Classification et réduction des paramètres

Afin d'identifier la nature additive ou multiplicative du bruit, le vecteur de 5 paramètres est injecté à l'entrée d'un réseau de neurones de type "carte topologique de Kohonen" [7].

Rappelons ici brièvement que la couche de sortie d'un réseau de Kohonen a pour objectif de renforcer l'activité d'un ensemble de neurones qui répondent à un stimulus présenté en entrée. Pour une entrée donnée $x(t)$, se forme donc une réponse localisée sur un ensemble de neurones en sortie. Cette caractéristique topologique est liée à l'intégration du voisinage d'un neurone dans son équation d'entrée-sortie. En phase d'apprentissage, les neurones de la couche de sortie entrent en compétition et celui dont le vecteur poids m_i est le plus proche (au sens d'un critère donné) de l'entrée est déclaré vainqueur. Considérant un neurone c déclaré vainqueur, l'évolution des vecteurs poids des neurones i voisins est donnée par l'équation suivante :

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)] \quad (3)$$

où t caractérise le nombre d'itérations au cours de l'apprentissage ; $\alpha_{ci}(t)$ intègre la fonction de voisinage entre le neurone i et le neurone c . Différentes variantes existent pour la fonction $\alpha_{ci}(t)$. Dans le cadre de nos tests, nous avons opté pour une fonction gaussienne :

$$\alpha_{ci}(t) = \varepsilon(t) \cdot \exp\left(-\frac{d_{ci}^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (4)$$

où $\varepsilon(t)$ définit le taux d'apprentissage, σ le rayon d'action du neurone vainqueur et d_{ci} la distance entre les neurones c et i . Ces deux fonctions sont des fonctions linéaires décroissantes monotones en fonction du temps.

Pour évaluer les performances de la méthode, 5 images de la banque du GDR-ISIS ont été utilisées ("bureau", "femme", "lacornou", "muscle" et "buro"). Le choix de ces images se justifie par le fait qu'elles présentent des caractéristiques très différentes les unes des autres (contraste, zones homogènes, contours ...). Ces images ont été dégradées artificiellement, soit par des bruits additifs de moyenne nulle, soit par des bruits multiplicatifs de moyenne unité. Les distributions des bruits sont uniformes ou gaussiennes pour 5 écarts types différents dans chacun des cas.

Le tableau 1 regroupe les résultats sous forme de taux de bonne identification de la nature du bruit en utilisant le vecteur des 5 paramètres retenus à l'entrée du réseau de Kohonen. Les résultats sont comparés avec une technique de classification basée sur la distance euclidienne [6]. Ce tableau met d'ailleurs en évidence une amélioration des performances.

Pour réduire l'espace des paramètres, nous avons classé les attributs à l'aide d'un réseau de Kohonen. Les caractéristiques

Nombre de bonne identification	distance euclidienne		réseaux de neurones	
	add	mul	add	mul
bruits additifs	44	6	46	4
bruits multiplicatifs	3	47	0	50

TAB. 1 — Nombre de bonnes identifications du bruit.

topologiques du réseau mettent en évidence la forte corrélation des paramètres $P[0]$ et $P[2]$ d'une part et, $P[1]$ et $P[3]$ d'autre part. Basés sur ces considérations, nous avons opté pour une réduction des paramètres et avons supprimé les paramètres $P[0]$ et $P[1]$. Une nouvelle classification a ensuite été réalisée avec les trois paramètres restants $P[2]$, $P[3]$ et $P[4]$. Les résultats de ces tests réalisés dans les mêmes conditions que précédemment, mettent en évidence la validité de la démarche puisque les performances sont globalement similaires avec un jeu de paramètres réduit.

Les performances concernant l'estimation des écarts types de bruit sont difficiles à évaluer puisque les erreurs d'estimation varient suivant le type d'images. L'estimée de l'écart type du bruit est fixée par E_1' dans le cas d'un bruit additif et E_2' dans le cas d'un bruit multiplicatif. Dans le tableau 2 apparaissent les écarts types estimés sur une image bruitée par des bruits additifs ou multiplicatifs.

5 Conclusion

Nous avons présenté, dans cet article, une méthode d'identification de la nature du bruit. Comparée aux méthodes précédemment proposées, elle donne de meilleurs résultats avec un jeu réduit de paramètres. Nos études actuelles tentent néanmoins d'améliorer le dispositif global de filtrage d'images numériques en intégrant d'autres types de bruit dans la chaîne d'analyse [8] [9].

	écart type simulé	écart type estimé
add	10.0	9.37
add	4.0	5.51
mul	0.4	0.342
mul	0.1	0.104

TAB. 2 — Estimation d'écarts types de bruits additifs et multiplicatifs.

Références

- [1] D. KUNDUR and D. HATZINAKOS. Blind image deconvolution. *IEEE Signal Proc. Magazine*, XIII(3) :pp. 43–64, May 1996.
- [2] C. SPINU, C. GARBAY, and J.M. CHASSERY. Une approche coopérative et adaptative pour la segmentation d'images. *Proc. GRETSI-95*, II :pp. 609–612, 1995.

- [3] K. CHEHDI and M. SABRI. A new approach to identify the nature of noise affecting an image. *Proc. ICASSP-92*, III :pp. 285–288, 1992.
- [4] K. CHEHDI. Identification de la nature du bruit affectant une image pour un filtrage optimal. *Proc. GRETSI-93*, I :pp. 547–550, 1993.
- [5] J.S LEE. Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer Graphics and Image Processing*, XV :pp. 380–389, 1981.
- [6] L. BEAUREPAIRE and K. CHEHDI. Identification of degraded image by multiplicative or additive noise. *Proc. EUSIPCO-96, Trieste, Italie*, II :pp. 899–902, Sept. 1996.
- [7] T. KOHONEN. Self organizing maps. *Springer Verlag Heidelberg*, 1995.
- [8] L. BEAUREPAIRE. Contribution à la mise en œuvre d'une chaîne automatique de filtrage d'images numériques. *Thèse de doctorat, Université de Rennes I*, Déc. 1996.
- [9] L. BEAUREPAIRE, K. CHEHDI, and B. VOZEL. Identification of the nature of the noise and estimation of its statistical parameters by analysis of local histogram. *Proc. ICASSP-97*, IV :pp. 2805–2809, April 1997.