

IDENTIFICATION D'IMAGES DÉGRADÉES PAR UN BRUIT ADDITIF OU MULTIPLICATIF

Lionel Beaurepaire, Kacem Chehdi

E.N.S.S.A.T, 6 Rue de Kérampont,
BP 447, 22305 Lannion cedex, France

Tel: 96-46-50-30; fax: (33) 96-37-01-99

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

ABSTRACT

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. Pour identifier ces deux types de bruit, nous proposons une nouvelle approche qui consiste à caractériser chaque classe, et par conséquent chaque image bruitée, par un vecteur de 5 paramètres. Ces paramètres sont obtenus à partir des statistiques locales définies sur des régions homogènes de l'image.

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 que la nature du bruit est connue ainsi que ses paramètres statistiques. Or, dans la plupart des cas, ces données ne sont pas connues, c'est pourquoi elles doivent être estimées car elles conditionnent la qualité du filtrage ou de l'analyse des images. 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 [1] [2], 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 car le taux d'identification est relativement moyen, surtout lorsque les images sont dégradées par un bruit multiplicatif faible. Pour pallier à ce problème,

nous avons cherché à modéliser chaque type de bruit par un vecteur de 5 paramètres qui caractérise mieux chaque classe.

Nous verrons dans la section 2 comment se caractérise la présence d'un bruit additif ou multiplicatif dans une image et comment déterminer la région locale la plus homogène. Cette recherche utilise le critère du maximum de la fonction de vraisemblance. Dans la section 3, nous rappelons le principe de la méthode d'identification proposée par K. CHEHDI et M. SABRI [2]. Nous développons notre nouvelle approche dans la section 4. Nous précisons les 5 paramètres représentatifs de chaque classe d'images bruitées. Des résultats comparatifs des 2 méthodes seront donnés dans la section 5 sous forme de taux de bonne identification et d'estimation d'écarts types. Enfin, la section 6 conclura cet article en envisageant des perspectives de recherches.

2 CARACTÉRISATION DES BRUITS

Pour 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, illustrées par la figure 1, correspondent aux 8 masques de LEE [3] (R_1 à R_8) et au masque de taille 3×3 R_0 , centré sur $g(i, j)$.

Dans [1], K. CHEHDI utilise le critère du maximum de la fonction 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.

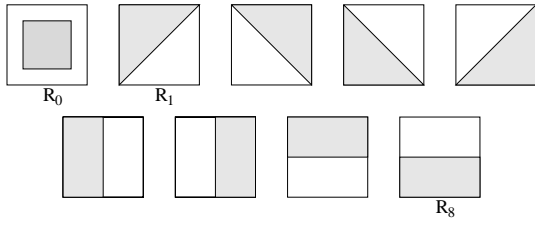


Figure 1: Division de la fenêtre 5x5 en 9 régions.

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.

Notation: la variance d'une variable x sera notée $var(x)$ et son écart type, noté $\sigma(x)$.

2.1 Bruit Additif

L'équation de l'observation s'écrit

$$g = f + b \quad (1)$$

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

L'équation relative à une zone locale uniforme s'écrit

$$g_h = f_h + b \quad (2)$$

Comme $var[f_h]$ est négligeable devant $var[b]$ d'après notre hypothèse de départ, on a

$$var[g_h] \approx var[b] \quad (3)$$

$$\sigma[g_h] \approx \sigma[b] \quad (4)$$

La présence de bruit additif se caractérise par une faible variation des écarts types locaux autour d'une constante qui n'est autre que l'estimée de l'écart type du bruit $\sigma(b)$.

2.2 Bruit Multiplicatif

L'équation de l'observation s'écrit

$$g = f.n \quad (5)$$

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

D'après [2], on a:

$$var[g_h] \approx E^2[g_h].var[n] \quad (6)$$

$$\sigma[g_h] \approx E[g_h].\sigma[n] \quad (7)$$

La présence de bruit multiplicatif se caractérise par une variation de l'écart type des zones locales uniformes proportionnelle à leur moyenne locale. Le coefficient de proportionnalité est égal à l'écart type du bruit.

En d'autres termes et d'après les équations (4) et (7), si l'enregistrement des écarts types locaux en fonction des moyennes locales forme une droite parallèle à l'axe des moyennes, le bruit est additif. Si cet enregistrement forme une droite passant par 0, le bruit est multiplicatif.

La figure 2 représente les enregistrements de l'écart type local en fonction de la moyenne locale obtenus sur une image dégradée artificiellement par, respectivement, un bruit additif et un bruit multiplicatif.

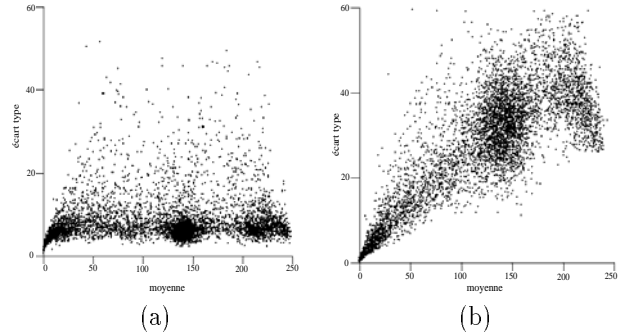


Figure 2: (a) Enregistrement d'une image dégradée par un bruit additif; (b) Enregistrement d'une image dégradée par un bruit multiplicatif

3 MÉTHODE INITIALE

Dans le cas de bruits additifs et multiplicatifs, cette première méthode permettait l'identification de la nature du bruit sans avoir à assimiler l'enregistrement des statistiques locales défini précédemment à une droite passant ou non par 0.

Cette procédure d'identification consiste à calculer sur chaque zone homogène associée à un pixel, les variables suivantes:

- l'écart type local $\hat{\sigma}[g_h]$
- le rapport écart type local sur moyenne locale $\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}$

Ces variables fluctuent autour de leur moyenne respective définie par

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

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

avec un écart type valant respectivement

$$\begin{aligned}\sigma_1 &= \sigma[\hat{\sigma}[g_h]] \\ \sigma_2 &= \sigma\left[\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}\right]\end{aligned}$$

La raison du calcul de ces moyennes et écarts types est simple. E_1 correspond à une droite parallèle à l'axe des moyennes et E_2 à une pente de la droite passant par 0.

Le critère de décision consiste 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.

Si le bruit est additif, l'écart type du bruit estimé correspond à $\hat{\sigma}[b] \approx E_1$.

Si le bruit est multiplicatif, l'écart type du bruit estimé est $\hat{\sigma}[n] \approx E_2$.

Cette méthode est peu performante lorsque les images sont dégradées par un bruit multiplicatif d'écart type faible. 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 paramètres.

4 MÉTHODE DEVELOPPÉE

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 eq(4) et eq(7), les différents enregistrements doivent former 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 réalité, on s'aperçoit qu'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 $Y = AX + B$ où A sera faible dans le cas d'un bruit additif et B faible dans le cas d'un bruit multiplicatif.

Les coefficients A et B de la droite $Y = AX + B$ approximant le mieux le nuage de points sont estimés en min-

imisant l'expression $S = \sum_{i=1}^N (\sigma_i[g_h] - AE_i[g_h] - B)^2$ où $\sigma_i[g_h]$ et $E_i[g_h]$ représentent l'écart type et la moyenne

locale de la région homogène i . N est le nombre de régions homogènes considérées.

De même, on détermine, dans les cas idéaux, le coefficient C et la constante D où D vaut E_1 .

On s'aperçoit également pour certaines images que des points 'aberrants' introduisent des erreurs au niveau du calcul des paramètres E_1 et E_2 qui sont des estimées de $\sigma(b)$ et $\sigma(n)$ respectivement. 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:

$$\begin{aligned}E'_1 &= E[\hat{\sigma}[g_h]] & \text{avec } \hat{\sigma}[g_h] \in [E_1 - \sigma_1; E_1 + \sigma_1] \\ E'_2 &= E\left[\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}\right] & \text{avec } \frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]} \in [E_2 - \sigma_2; E_2 + \sigma_2] \\ \sigma'_1 &= \sigma[\hat{\sigma}[g_h]] & \text{avec } \hat{\sigma}[g_h] \in [E_1 - \sigma_1; E_1 + \sigma_1] \\ \sigma'_2 &= \sigma\left[\frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]}\right] & \text{avec } \frac{\hat{\sigma}[g_h]}{E[g_h]} \in [E_2 - \sigma_2; E_2 + \sigma_2]\end{aligned}$$

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:

- $p[0] = \frac{A}{C}$
- $p[1] = \frac{B}{D}$
- $p[2] = \frac{A}{E'_2}$
- $p[3] = \frac{B}{E'_1}$
- $p[4] = \frac{E'_1, \sigma'_1}{E'_2, \sigma'_2}$

Soient $V^+[V^+(0), V^+(1), \dots, V^+(4)]$, le vecteur représentatif de la classe C^+ des images dégradées par un bruit additif et $V^X[V^X(0), V^X(1), \dots, V^X(4)]$, le vecteur représentatif de la classe C^X des images dégradées par un bruit multiplicatif.

Posons $I^+[I^+(0), I^+(1), \dots, I^+(4)]$, le vecteur d'une image de la classe C^+ et $I^X[I^X(0), I^X(1), \dots, I^X(4)]$, celui d'une image de la classe C^X .

Les vecteurs V^+ et V^X sont obtenus en moyennant un ensemble de M vecteurs de leur classe respective.

$$V^+ = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_i^+ \quad (8)$$

$$V^X = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M I_j^X \quad (9)$$

Les paramètres ont été choisis afin de vérifier si la droite générale $Y = AX + B$ tend vers la droite passant par 0 (bruit multiplicatif) ou vers la droite parallèle à l'axe des moyennes (bruit additif). En effet, si le bruit est additif, A est faible et très différent de C et de E_2' ($p[0]$ et $p[2]$ faibles) alors que B sera proche de D et de E_1' ($p[1]$ et $p[3]$ forts).

De même, si le bruit est multiplicatif, B est faible et différent de D et de E_1' ($p[1]$ et $p[3]$ faibles) alors que A est proche de C et de E_2' ($p[0]$ et $p[2]$ forts).

Le paramètre $p[4]$ est lié directement au critère de décision de la méthode initiale, pour lequel les taux d'identification étaient satisfaisants dans le cas d'images dégradées par un bruit additif. C'est la raison pour laquelle il est conservé.

Le critère d'appartenance d'une image bruitée I_b à la classe C^+ ou C^X dépend uniquement des distances euclidiennes d^+ et d^X séparant le vecteur de paramètres de I_b , noté V_{I_b} , aux vecteurs V^+ et V^X .

$$d^+ = \sqrt{(V_{I_b} - V^+).(V_{I_b} - V^+)^t} \quad (10)$$

$$d^X = \sqrt{(V_{I_b} - V^X).(V_{I_b} - V^X)^t} \quad (11)$$

L'exposant t correspond à l'opérateur "transposée".

Le critère de décision est le suivant:

si $d^+ \leq d^X$ alors le bruit est additif et $\hat{\sigma}[b] \approx E_1'$.

si $d^+ > d^X$ alors le bruit est multiplicatif et $\hat{\sigma}[n] \approx E_2'$.

5 RÉSULTATS ET COMPARAISONS

Les deux méthodes présentées ont été testées sur 5 images 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. Les 5 images utilisées pour évaluer les performances des algorithmes possèdent des caractéristiques différentes les unes des autres (contraste, contours, régions homogènes,...). Le tableau 1 récapitule les valeurs des écarts types des bruits simulés. Le tableau 2 regroupe l'ensemble des résultats sous forme de taux de bonne identification de la nature des bruits. Celui-ci montre clairement l'amélioration apportée par la méthode proposée puisque d'un taux moyen de 65% obtenu

avec l'approche initiale, on passe à un taux moyen de 91%.

Écarts types des bruits	Bruits additifs	Bruits multiplicatifs
Uniformes	2, 4, 6, 8, 10	0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4
Gaussiens	2, 4, 6, 8, 10	0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4

Table 1: Ecarts types des bruits additifs et multiplicatifs simulés

Taux de bonne identification	Méthode initiale	Méthode améliorée
Bruits additifs	100 %	88 %
Bruits multiplicatifs	30 %	94 %

Table 2: Taux de bonne identification du bruit.

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 traitées et suivant la méthode d'identification employée. Dans le tableau 3 (resp 3) apparaissent les écarts types estimés sur une image bruitée par des bruits additifs (resp multiplicatif).

écart type simulé	$E_1 \approx \sigma(b)$	$E_1' \approx \sigma(b)$
10.0	10.48	9.37
4.0	7.03	5.51

Table 3: Estimation d'écarts types de bruit additif.

écart type simulé	$E_2 \approx \sigma(n)$	$E_2' \approx \sigma(n)$
0.40	0.364	0.342
0.10	0.142	0.104

Table 4: Estimation d'écarts types de bruit multiplicatif.

6 CONCLUSION

Nous avons présenté, dans cet article, une méthode d'identification de la nature du bruit. Cette méthode est plus performante que celle initialement développée, cependant elle possède quelques inconvénients. En effet, nous nous sommes limité aux bruits additifs et multiplicatifs or il serait intéressant d'identifier d'autres types de bruit et prévoir une classe de rejet dans le cas où le

critère d'affectation est supérieur à un seuil de tolérance. Il serait bon d'envisager également d'autres techniques de classification.

References

- [1] K. CHEHDI. A new approach to identify the nature of noise affecting an image. *Proceedings ICASSP-92*, III:285–288, 1992.
- [2] K. CHEHDI and M. SABRI. Identification de la nature du bruit affectant une image pour un filtrage optimal. *Proceedings GRETSI-93*, 1:547–550, 1993.
- [3] J. LEE. Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer Graphics and Image Processing*, 15:380–389, 1981.