

## Une décomposition non linéaire pour la segmentation de textures bruitées

---

### *A Non-linear Decomposition for Segmentation of Noisy Textures*

---

Demin WANG, Véronique HAESE-COAT et Joseph RONSIN, Laboratoire d'Automatique, Equipe Image, Institut National des Sciences Appliquées, 35043 Rennes Cedex, France

#### Résumé

Cet article présente d'abord la décomposition morphologique multi-tailles (DMM) fondée sur la morphologie mathématique, qui permet la décomposition d'une image texturée en un ensemble d'images composantes suivant la taille et le niveau de gris des primitives texturées dans l'image. La DMM peut conduire à de bons résultats en segmentation supervisée de textures bruitées lorsque le rapport signal à bruit de l'image à segmenter est proche de celui des images de référence utilisées pour l'apprentissage. Ensuite cette décomposition est généralisée par le filtre

d'ordre afin de mieux l'adapter aux textures bruitées. Les résultats expérimentaux montrent que la décomposition généralisée s'avère en effet moins sensible au bruit. Elle peut améliorer les résultats de segmentation lorsque le rapport signal à bruit de l'image à segmenter est différent de celui des images de référence.

#### Mots clés

Segmentation d'images, segmentation de textures, texture bruitée, filtre d'ordre, morphologie mathématique.

#### Summary

*This paper presents firstly the multi-size morphological decomposition (MMD) based on mathematical morphology, which can decompose a textured image into a set of component images according to the size and the gray level of texture primitives in the image. The MMD can give good results for supervised segmentation of textured images while the signal to noise ratio of the image to be segmented is near to that one of the reference images used for learning. Then, this decomposition is generalized by using*

*the rank-order filter for fitting better to noisy textures. Experimental results show that the generalized decomposition is more robust to noises. It can improve the segmentation results when the signal to noise ratio of the image to be segmented is different from that of the reference images.*

#### Key words

*Image segmentation, texture segmentation, noisy texture, rank-order filter, mathematical morphology.*

## 1. Introduction

Ces dernières années, de nombreuses méthodes ont été proposées pour la segmentation de textures. Elles peuvent se regrouper en deux grandes familles, segmentation supervisée et segmentation non supervisée, selon que de l'information *a priori* sur les textures à segmenter est disponible ou non. S'il est possible de profiter de l'information *a priori*, on emploie habituellement une méthode supervisée. Pour obtenir de bons résultats en segmentation par une méthode supervisée, il faut que l'information *a priori* décrive précisément les caractéristiques des textures

à segmenter. Cela demande que les échantillons de textures pour l'apprentissage (appelés échantillons de référence) soient les plus semblables possible, sous tous leurs aspects, à ceux destinés à être segmentés. Souvent d'ailleurs les chercheurs effectuent leurs tests avec un apprentissage et une segmentation utilisant les mêmes échantillons de textures. En réalité, les échantillons à segmenter sont ceux dont la classe d'appartenance est inconnue, ils sont généralement différents de ceux de l'apprentissage. Dans ce cas, les résultats de la segmentation se dégradent éventuellement si l'une des différences suivantes existe entre les échantillons de l'apprentissage et ceux de la segmentation : 1) une différence de moyenne de niveau de gris, ou de contraste

introduite lors de l'acquisition des images par un éclairage différent, 2) une différence de résolution, ou d'orientation, en raison d'une variation de distance ou d'orientation du dispositif de saisie, 3) une différence de rapport signal à bruit provoquée par les changements de température, de luminance, ou de procédure lors de l'acquisition et la transmission des images.

La première différence peut se supprimer par normalisation des images à une même moyenne et variance de niveau de gris. Si les variations de distance et d'orientation du dispositif d'acquisition sont connues, on peut également éliminer la seconde différence par une transformation géométrique. En effet, il est possible d'obtenir l'information sur les différences de résolution et d'orientation, et agir en conséquence. Par contre, le changement de rapport signal à bruit est incontrôlé de telle sorte qu'il est impossible de le déterminer à partir du changement de conditions dans lesquelles les images sont acquises. Il est donc important et intéressant de connaître la sensibilité au bruit des méthodes de segmentation de textures et de proposer une méthode plus robuste au bruit.

Jusqu'à présent, les chercheurs ont consacré principalement leurs études à la segmentation de textures sans bruit. Il en résulte que les méthodes proposées sont souvent sensibles au bruit. Toutefois, Liu *et al.* [1] ont récemment proposé une méthode pour la classification de textures bruitées. Ils extraient 28 attributs et sélectionnent, pour chaque application, les meilleurs d'entre eux par le critère de Wilks. Cette méthode conduit à de bons résultats expérimentaux au prix d'une lourdeur de mise en œuvre. Nous avons proposé pour la segmentation de textures naturelles une décomposition morphologique [2], appelée décomposition morphologique multi-tailles (DMM). Contrairement à la plupart des méthodes utilisant des opérations de morphologie mathématique, notre méthode opère sur des images multi-niveaux et non pas sur des images « multi-niveaux binarisées ». Parmi les méthodes de principe similaire, on peut citer celles de Peleg [3] et Werman et Peleg [4]. L'atout de notre approche réside dans ses bonnes performances obtenues en segmentation de textures, tant aléatoires que structurées, et ce, avec un nombre d'attributs très restreint (cinq). Par contre, les expériences sur textures bruitées ont montré un manque de robustesse de la méthode, plus particulièrement dans le cas de textures aléatoires. Une analyse théorique [5] nous a permis de mettre en évidence la sensibilité au bruit des opérations morphologiques utilisées dans la méthode.

Dans cet article, l'algorithme de la décomposition morphologique multi-tailles est d'abord exposé, puis sa généralisation par le filtre d'ordre (rank-order filter) afin de mieux l'adapter aux textures bruitées. Enfin, nous présentons les résultats expérimentaux obtenus en segmentation de textures bruitées.

## 2. Décomposition morphologique multi-tailles

Le but de l'analyse de textures est l'extraction d'attributs représentatifs des caractéristiques des textures. Une texture  $f(x, y)$  est souvent considérée comme une structure spa-

tiale, périodique ou aléatoire, constituée par l'organisation d'un ou plusieurs types de primitives. La taille et le niveau de gris des primitives sont donc deux caractéristiques très importantes. S'il est possible de décomposer une telle image texturale en un ensemble d'images composantes, chacune d'entre elles ne comprenant que les primitives d'une certaine taille, on est alors susceptible d'extraire des attributs de chaque image composante qui renferme les informations de taille de primitives, de niveau de gris etc.

La morphologie mathématique [6] a été appliquée avec succès en analyse d'images car les opérations morphologiques traitent directement la caractéristique géométrique des objets dans l'image. Une opération morphologique fondamentale est l'ouverture qui supprime les objets de taille inférieure à celle de l'élément structurant et conserve tous les autres. Elle peut s'employer en décomposition d'images texturées. Ainsi afin de séparer les primitives de différentes tailles dans une texture, un groupe  $B_i$  d'éléments structurants de différentes tailles est défini dans l'espace euclidien bidimensionnel :

$$(1) \quad B_{i+1} = B_i \oplus B, \quad i = 0, 1, \dots, n-1$$

ici  $\oplus$  désigne la dilatation ;  $B_0 = \{(0, 0)\}$ , est l'origine ; et  $B$  est l'élément structurant élémentaire ayant une forme simple et régulière : carré, losange, croix etc.

L'ouverture de l'image de texture  $f(x, y)$  par l'élément structurant  $B_n$  le plus grand dans le groupe est d'abord calculée. Toutes les primitives de taille supérieure à celle de cet élément structurant sont extraites dans l'image  $s(x, y)$  obtenue après ouverture, et toutes les primitives inférieures sont complètement supprimées. Les primitives un peu moins larges peuvent alors être extraites par ouverture sur l'image différentielle  $f(x, y) - s(x, y)$  avec un élément structurant  $B_{n-1}$  un peu moins grand. Ensuite, de façon similaire les primitives de moins en moins larges sont extraites en utilisant des éléments structurants de plus en plus petits. Ce processus de décomposition peut ainsi s'exprimer par les formules :

$$(2) \quad \begin{aligned} f_0(x, y) &= f(x, y), \\ s_i(x, y) &= (f_i \circ B_{n-i})(x, y), \\ f_{i+1}(x, y) &= f_i(x, y) - s_i(x, y), \end{aligned}$$

où les  $s_i(x, y)$  résultats de la décomposition forment une série d'images composantes, dont chacune ne contient que les primitives d'une certaine taille. Nous avons démontré dans [7] que  $s_i(x, y)$  n'est pas inférieur à zéro. La texture originale peut alors être reconstituée par la somme de toutes les images composantes.

En réalité, dans la plupart des textures naturelles, le niveau de gris des primitives n'est pas constant. L'ouverture par un élément structurant  $B_i$  arase les pics acérés des primitives. En conséquence, le résultat de la décomposition dépend non seulement de la taille des primitives, mais aussi de la variation de niveau de gris des primitives. Ainsi est-il tout à fait possible qu'une primitive irrégulière soit coupée en plusieurs morceaux situés dans différentes images composantes. Pour illustrer ce propos, la figure 1 représente un exemple de décomposition monodimension-

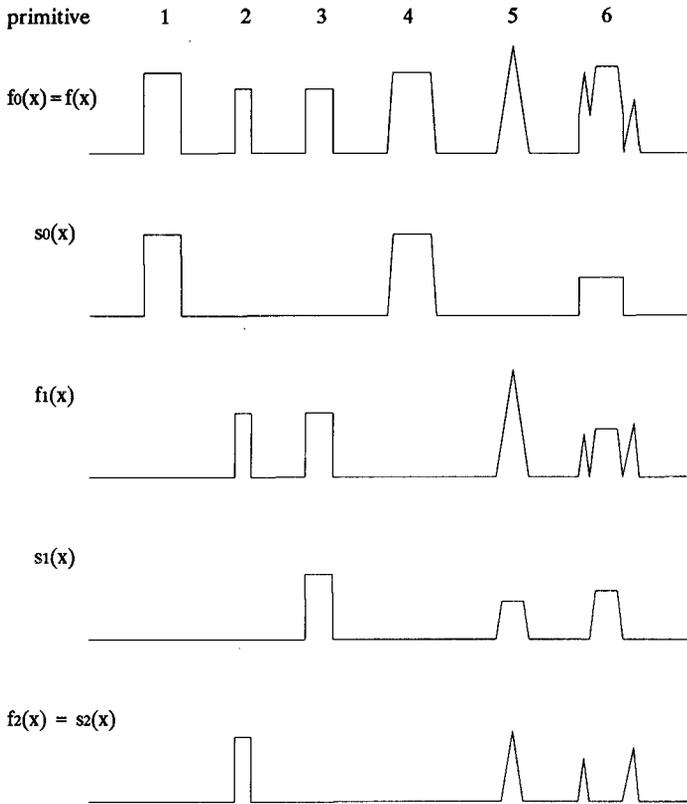


Figure 1. — Exemple de décomposition mono-dimensionnelle.

nelle. Le signal original est formé de six primitives de différentes largeurs (numérotées de 1 à 6). Les primitives 1 et 4, compte tenu de leurs tailles, apparaissent dans  $s_0(x)$ , la primitive 2 dans  $s_2(x)$  parce que très étroite, et la primitive 3 dans  $s_1(x)$ . Par contre, la primitive 5 se coupe en deux morceaux (composantes) de par la variation du niveau de gris. Enfin, la primitive 6, en raison de sa forme irrégulière, se divise en quatre composantes réparties respectivement dans  $s_0(x)$ ,  $s_1(x)$  et  $s_2(x)$ .

La figure 2 montre les résultats de décomposition de la texture naturelle D101 issue de l'album de Brodatz en utilisant successivement les éléments structurants carrés de tailles  $9 \times 9$ ,  $5 \times 5$ ,  $1 \times 1$  (ici, la taille des éléments structurants varie par pas de 4 au lieu d'un pas de 2 par souci de concision dans la présentation des résultats). Cette texture consiste en deux classes de primitives, l'une d'entre elles étant beaucoup plus grande que l'autre. L'image composante  $s_0(x, y)$  correspondant à l'élément structurant  $9 \times 9$  ne conserve que le fond de l'image originale car toutes les primitives sont de taille inférieure à  $9 \times 9$ . Les grandes primitives apparaissent principalement dans l'image composante  $s_1(x, y)$ . L'image composante  $s_2(x, y)$  contient toutes les petites primitives et les petits pics acérés des grandes primitives.

Cet algorithme de décomposition a été appliqué à la segmentation de textures naturelles. Plusieurs groupes d'attributs (Moyennes de niveaux de gris, Ecart-types de

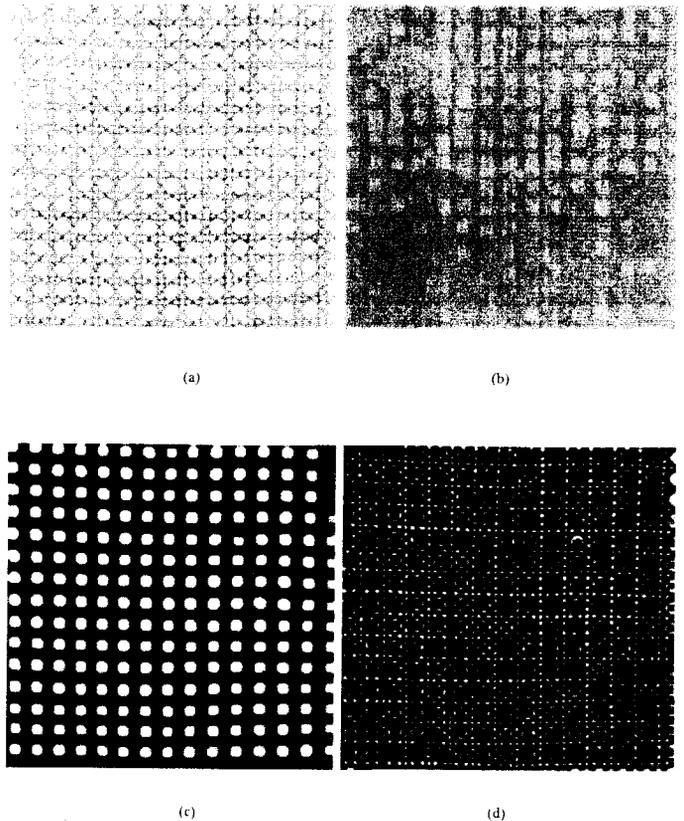


Figure 2. — Décomposition de la texture D101 par les éléments structurants carrés de tailles  $9 \times 9$ ,  $5 \times 5$ ,  $1 \times 1$ , (a) texture originale, (b) image composante  $s_0(x, y)$ , (c) composante  $s_1(x, y)$ , (d) composante  $s_2(x, y)$ .

niveaux de gris, Moyennes de gradient, Surfaces de support de primitives) ont été définis à partir des images composantes [7]. Afin de déterminer les attributs les plus sélectifs pour la segmentation, nous avons conduit une étude expérimentale sur ces attributs calculés sur un ensemble de textures naturelles. Cette étude a consisté en une classification Bayésienne supervisée avec observation du risque Bayésien lié à chaque attribut et sélection des attributs correspondant au risque minimum. Les moyennes locales de niveaux de gris se sont avérées être les plus sélectives. Elles sont également les plus faciles à mettre en œuvre. Celles-ci sont extraites dans une fenêtre de taille  $(2L + 1) \times (2L + 1)$  :

$$m_i(x, y) = \frac{1}{(2L + 1)^2} \sum_{u=-L}^L \sum_{v=-L}^L s_i(x + u, y + v),$$

pour  $i = 0, 1, \dots, n$ .

Ainsi, cinq moyennes locales extraites de cinq images composantes obtenues par ouverture avec des éléments structurants de taille  $9 \times 9$ ,  $7 \times 7$ ,  $5 \times 5$ ,  $3 \times 3$ ,  $1 \times 1$ , se sont révélées être le meilleur compromis performance/coût calcul.

Cependant, l'analyse des propriétés statistiques de la morphologie mathématique [5] indique que l'ouverture introduit un biais d'espérance dont la valeur est importante

et directement proportionnelle à l'écart-type du bruit. Aussi, les attributs de texture extraits au moyen de la décomposition morphologique multi-tailles sont-ils sensibles au bruit, d'où l'intérêt d'une adaptation de cette décomposition afin de la rendre plus robuste vis à vis du bruit.

### 3. Généralisation de la décomposition

Outre la décomposition morphologique multi-tailles, parmi les autres algorithmes non linéaires, relatifs à la morphologie mathématique, on peut citer la logique majoritaire (voting logic), le filtre médian, le filtre d'ordre (rank-order filter), le filtre statistique d'ordre (order statistic filter), et le filtre de pile (stack filter). Ici nous introduisons brièvement la logique majoritaire et le filtre d'ordre, puis généralisons la décomposition en utilisant le filtre d'ordre.

#### 3.1. LOGIQUE MAJORITAIRE ET FILTRE D'ORDRE

La logique majoritaire [8] proposée pour le traitement d'images binaires utilise une « sonde » (fenêtre)  $B$  composée de  $m$  points. L'image est balayée avec la sonde, et à chaque position on compte le nombre de pixels à « 1 » de l'image couverts par la sonde  $B$ . Si le nombre des pixels à « 1 » couverts dépasse un seuil  $r$ , avec  $1 \leq r \leq m$ , une valeur « 1 » est assignée au pixel correspondant au point de référence de  $B$ . Sinon est assignée une valeur « 0 ». La logique majoritaire est appelée filtre  $\Xi$  par Preston [9].

Il est à noter que la sonde  $B$  de la logique majoritaire correspond à l'élément structurant de la morphologie mathématique. La logique majoritaire devient une érosion binaire lorsque  $r = m$ , et une dilatation binaire lorsque  $r = 1$ . Comme les opérations morphologiques, la définition analytique de la logique majoritaire peut s'exprimer par les notations de la théorie ensembliste. Soit  $X \subseteq E^2$  l'ensemble des points constituant les objets dans une image,  $Y$  le résultat de la logique majoritaire effectuée sur  $X$  avec un élément structurant (sonde)  $B \subseteq E^2$  et un seuil  $r$ , on aura donc :

$$Y = \{z \mid |B_z \cap X| \geq r\}$$

où  $|\cdot|$  désigne la cardinalité d'un ensemble, et  $B_z$  est le translaté de  $B$  selon le vecteur  $z$ .

Le filtre d'ordre (filtre RO) [10] vient de la théorie statistique [11]. Il est en effet l'extension de la logique majoritaire aux signaux multi-niveaux. Soit  $B \subseteq E^2$  le support du filtre, autrement dit la sonde ou l'élément structurant, avec  $|B| = m$ ,  $f(x)$  l'image originale avec  $x \in E^2$ , et  $f^{(k)}(x)$  la  $k$ -ième plus faible valeur parmi  $f(x+z)$ ,  $z \in B$ , cette valeur s'appelle la statistique de  $k$ -ième ordre. Le filtre du  $k$ -ième ordre est désigné par  $RO^k(f, B)$ , et sa sortie à la position  $x$  est :

$$RO^k(f, B)(x) = k\text{-ième Min } \{f(x+z) \mid z \in B\} = f^{(k)}(x).$$

Le filtre RO devient l'érosion morphologique multi-niveaux lorsque  $k = 1$ , et la dilatation multi-niveaux lorsque  $k = m$ . Si  $m$  est impair et  $k = (m+1)/2$ , il devient le filtre médian. D'autre part, Maragos et Schafer [12] ont démontré que le résultat de n'importe quel filtre RO est égal à une valeur maximale des érosions, ou encore à une valeur minimale des dilatations.

#### 3.2 DÉCOMPOSITION GÉNÉRALISÉE FONDÉE SUR LE FILTRE D'ORDRE

Les opérations morphologiques binaires sont des transformations de type *tout ou rien* de telle sorte qu'un seul pixel bruité peut provoquer un résultat indésirable. On peut, par exemple, utiliser la différence entre l'ouverture et l'érosion pour extraire la forme d'un objet dans une image. Mais si un pixel de bruit se trouve au milieu de l'objet, il est possible que toute la trace de l'objet soit éliminée par l'érosion ou l'ouverture. La logique majoritaire peut remédier à ce problème par utilisation de l'encastrement de la sonde dans un objet, et considération de la majorité des points de la sonde, au lieu des transformations de type *tout ou rien*. De plus, les effets de la logique majoritaire avec un seuil faible sont très semblables à ceux de l'érosion, tandis que les effets de la logique majoritaire avec un seuil proche de  $m$ , correspondant au nombre des points dans la sonde, ressemblent à ceux de la dilatation.

Les opérations morphologiques multi-niveaux cherchent une valeur extrême, maximale ou minimale, or la sortie du filtre d'ordre fournit la  $k$ -ième plus faible valeur. Ainsi, le biais d'espérance introduit par le filtre d'ordre est plus faible que celui introduit par l'érosion. D'après la théorie statistique [11], si  $f(x)$  est un signal multi-niveaux dont tous les échantillons sont mutuellement indépendants et suivent une distribution identique  $F(t)$ , la fonction de densité de probabilité de la sortie du filtre RO sera :

$$p_k(t) = \frac{m!}{(k-1)!(m-k)!} p(t) F^{k-1}(t) [1-F(t)]^{m-k}$$

où  $m = |B|$ , et  $p(t)$  est la fonction de densité de probabilité de  $f(x)$ . Dans ce cas, la fonction de densité de l'érosion est :

$$p_1(t) = mp(t) [1-F(t)]^{m-1}.$$

Les espérances et les variances des sorties sont calculées et présentées dans le tableau 1 lorsque  $m = 9$  et  $f(x)$  obéit à la loi normale réduite  $N(0, 1)$ . On constate que, sauf le filtre médian ( $k = 5$ ), les filtres RO introduisent aussi des biais d'espérance. Mais les biais introduits par les filtres RO, même avec  $k = 1$ , sont beaucoup plus faibles que celui introduit par l'érosion. Bien que le filtre médian soit non biaisé, sa performance s'éloigne de celle de la morphologie. La décomposition morphologique (2) peut donc se généraliser par le filtre d'ordre.

La deuxième formule de la décomposition morphologique multi-tailles (2) contient une opération d'ouverture qui est une érosion suivie d'une dilatation. Dans la décomposition généralisée, l'érosion est maintenant remplacée par un filtre RO d'ordre  $k$  faible ( $k \ll m$ ) conduisant à prendre un minimum relatif plutôt que le minimum absolu choisi par

Tableau 1. — Moyennes et variances des sorties des filtres RO lorsque  $m = 9$  et les entrées obéissent à la loi normale réduite  $N(0, 1)$

ordre du filtre $k$	9 (érosion)	8	7	6	5 (médian)
espérance	- 1,470	- 0,931	- 0,577	- 0,282	0,000
variance	0,383	0,231	0,187	0,170	0,166

l'érosion. De même, la dilatation est remplacée par un filtre RO d'ordre complémentaire et donc élevé ( $= m + 1 - k$ ) correspondant au choix d'un maximum relatif. La formule devient alors :

$$(3) \quad s_i(x, y) = RO^{m+1-k_i}(RO^{k_i}(f_i, B_{n-i}))$$

où  $k_i$  est l'entier le plus proche ou inférieur à  $(1 + \alpha |B_{n-i}|)$ , noté  $k_i = [1 + \alpha |B_{n-i}|]$ , avec

$$0 \leq \alpha < 0,5 .$$

On sait que le résultat de l'ouverture est inférieur au signal original. Mais, on ne peut garantir que  $s_i(x, y)$  résultant de (3) soit toujours inférieur à  $f_i(x, y)$ . Il est possible que  $s_i(x, y)$  soit plus important que  $f_i(x, y)$ , cela se produit souvent sur les pixels contaminés par du bruit de grande amplitude négative. Afin de garder  $f_i(x, y)$ , ainsi que  $s_i(x, y)$ , toujours non négatifs, la troisième relation de (2) est modifiée de la façon suivante :

$$f_{i+1}(x, y) = \begin{cases} f_i(x, y) - s_i(x, y), & \text{si } f_i(x, y) > s_i(x, y) \\ 0, & \text{sinon .} \end{cases}$$

Finalement, l'algorithme de la décomposition généralisée s'exprime par :

$$(4) \quad f_0(x, y) = f(x, y)$$

$$(5) \quad s_i(x, y) = RO^{m+1-k_i}(RO^{k_i}(f_i, B_{n-i})),$$

(6)

$$f_{i+1}(x, y) = \begin{cases} f_i(x, y) - s_i(x, y), & \text{si } f_i(x, y) > s_i(x, y) \\ 0, & \text{sinon .} \end{cases}$$

avec  $k_i = [1 + \alpha |B_{n-i}|]$  et  $0 \leq \alpha < 0,5$ .

Lorsque  $\alpha = 0$ , alors  $k_i = 1$ , l'expression de la décomposition généralisée redevient l'originale (2) : la décomposition morphologique multi-tailles.

## 4. Résultats expérimentaux en segmentation de textures bruitées

Pour évaluer notre algorithme, nous avons assemblé deux mosaïques de quatre textures naturelles extraites de l'album

de Brodatz. La première mosaïque que nous appellerons par la suite MOSAIC1, est constituée des textures : D101 canne, D103 toile de jute, D95 mur de briques, et D67 boulettes plastiques, normalisées avec une moyenne de 128 et un écart-type de 40. De même, la seconde image MOSAIC2 est formée des textures suivantes : D84 raphia, D24 cuir, D68 fibre de bois et D28 sable. Les deux mosaïques constituent des images texturées de  $256 \times 256$  pixels et de 256 niveaux de gris visualisées sur la figure 3 a et b. Ces deux images sont contaminées par des bruits Gaussiens de moyenne zéro et d'écart-types  $\sigma_n = 4, 8, 12$ , et 16, respectivement. On obtient ainsi, pour chaque mosaïque, quatre images bruitées dont les rapports signal à bruit sont 100, 25, 11,1, et 6,25. Les textures dans l'image non bruitée servent d'abord comme textures de référence pour l'apprentissage destiné à la segmentation des images bruitées et non bruitées. L'apprentissage est effectué à partir d'un pixel sur quatre, et la segmentation est conduite pixel par pixel. Les éléments structurants B (support du filtre) sont des carrés de tailles  $9 \times 9, 7 \times 7, 5 \times 5, 3 \times 3$ , et  $1 \times 1$ , c'est-à-dire que chaque image à segmenter est décomposée en cinq images composantes d'après l'algorithme généralisé.

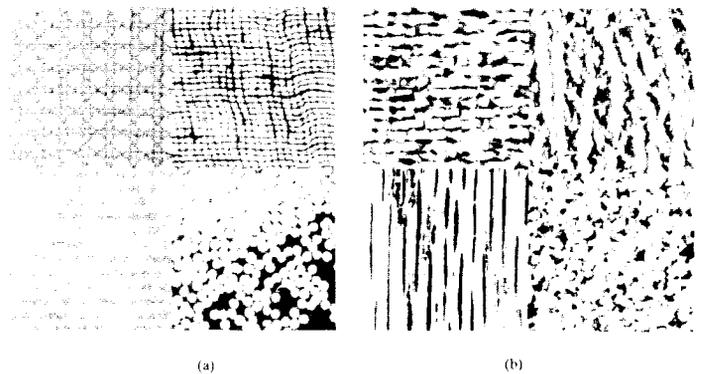


Figure 3. — Images texturées non bruitées, (a) image MOSAIC1, (b) image MOSAIC2.

Les attributs retenus pour la segmentation sont les cinq moyennes locales des niveaux de gris des images composantes. Ils sont extraits dans une fenêtre de taille  $29 \times 29$ .

La figure 4 a montre les taux de mauvaise segmentation dans les zones intérieures (situées à l'écart des frontières inter-textures) de chaque texture lorsque les ordres  $k_i$  des filtres valent  $[1 + \alpha |B_{n-i}|]$  avec  $\alpha = 0, 0,1, 0,2$  et  $0,3$ .

Pour vérifier la plus grande robustesse au bruit de la décomposition généralisée, les textures contaminées par un bruit d'écart-type  $\sigma_n = 8$  sont prises cette fois comme textures de référence pour segmenter toutes les images bruitées ainsi que la non bruitée. Les taux de mauvaise segmentation sont présentés sur la figure 4 b.

D'après la figure 4, on constate que la décomposition avec  $k_i = 1$  (DMM), correspondant à  $\alpha = 0$ , offre de bons résultats en segmentation de textures lorsque le rapport

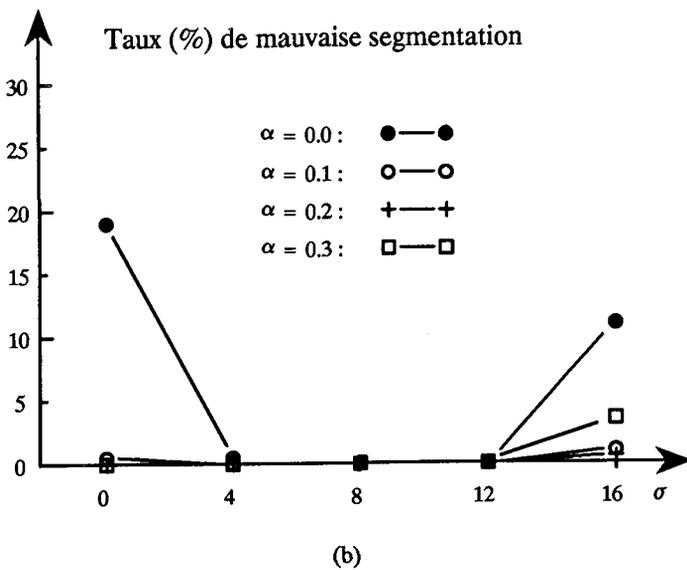
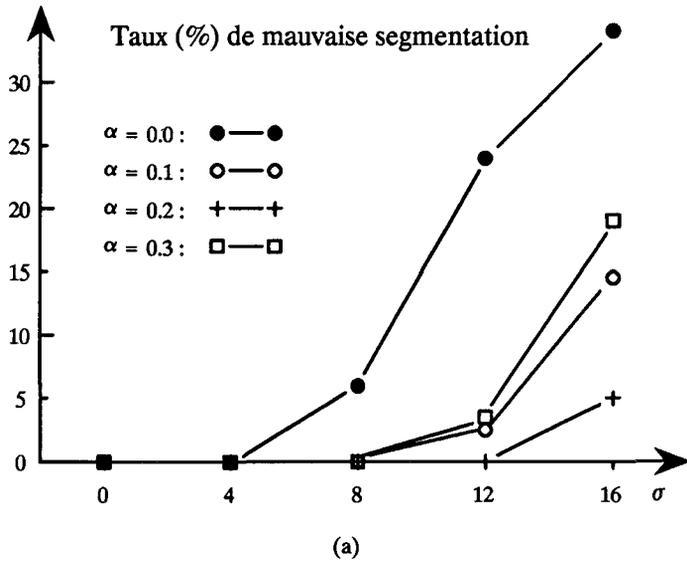


Figure 4. — Taux (%) de mauvaise segmentation, (a) apprentissage par les textures non bruitées, (b) apprentissage par les textures bruitées avec  $\sigma_n = 8$ .

signal à bruit dans les images à segmenter est proche de celui des images de référence. Mais, le taux de mauvaise segmentation par la décomposition généralisée ( $k_i > 1$ , correspondant à  $\alpha = 0,1, 0,2$ , et  $0,3$ ) augmente beaucoup moins vite que celui associé à  $k_i = 1$ . Cela montre que la décomposition généralisée est moins sensible au bruit que la décomposition originale.

Par comparaison des différentes valeurs de  $\alpha$ , on trouve que  $\alpha = 0,2$  offre les meilleurs résultats pour ces images. Une plus grande valeur de  $\alpha$  aboutit à l'accroissement du taux de mauvaise segmentation. Ceci parce qu'après la décomposition généralisée, on ne peut pas reconstituer l'image originale à partir des images composantes en

raison de la relation (6). La décomposition avec une grande valeur de  $\alpha$  est plus robuste au bruit, mais perd plus d'information. Ainsi, la valeur optimale de  $\alpha$  est un compromis entre la sensibilité au bruit et la perte d'information.

La figure 5 a et b illustre les résultats de la segmentation de l'image MOSAIC1 bruitée par un bruit d'écart-type 12 lorsque les textures de référence sont les textures non bruitées, avec  $k_i$  égal à  $[1 + 0,2 |B_{n-i}|]$ . Le taux de bonne segmentation dans les zones intérieures des textures est de 99,98 % et le taux global de 94,03 %. La figure 5 c et d montre les résultats de la segmentation de l'image non bruitée en utilisant les textures bruitées avec  $\sigma_n = 8$  comme textures de référence et  $k_i = [1 + 0,2 |B_{n-i}|]$ . Les taux de bonne segmentation sont de 99,98 % pour les zones intérieures et de 95,35 % pour l'image entière.

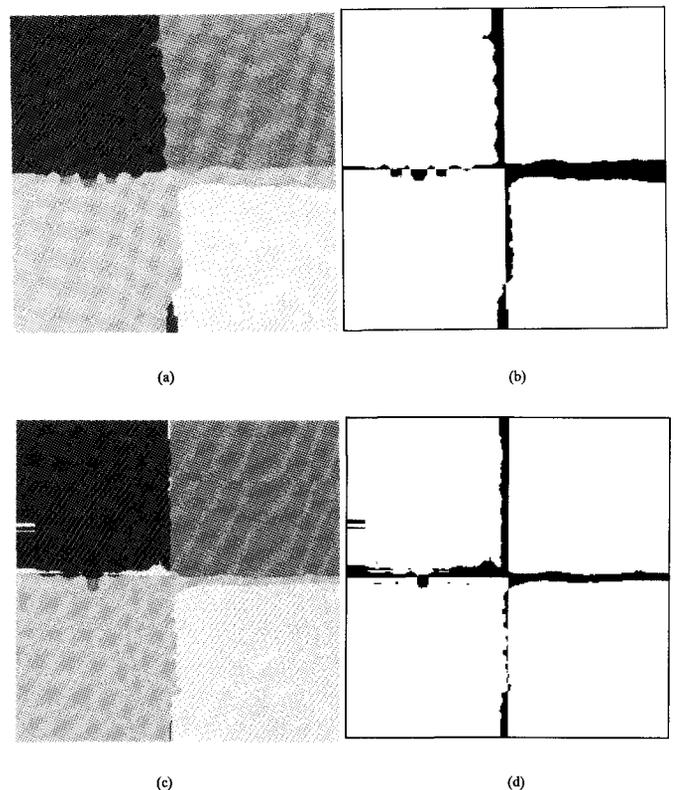


Figure 5. — Résultat de segmentation de MOSAIC1. 1) Apprentissage sur textures non bruitées, classification de textures bruitées avec  $\sigma_n = 12$ , (a) image segmentée, (b) image d'erreur. 2) Apprentissage sur textures bruitées avec  $\sigma_n = 8$ , classification de textures non bruitées, (c) image segmentée, (d) image d'erreur.

De la même façon la figure 6 a et b illustre les résultats de la segmentation de l'image MOSAIC2 bruitée par un bruit d'écart-type 12 lorsque les textures de référence sont les textures non bruitées. Les taux de bonne segmentation dans les zones intérieures des textures est de 98,67 % et le taux global atteint 90,41 %. La figure 6 c et d montre les résultats de la segmentation de MOSAIC2 non bruitée en

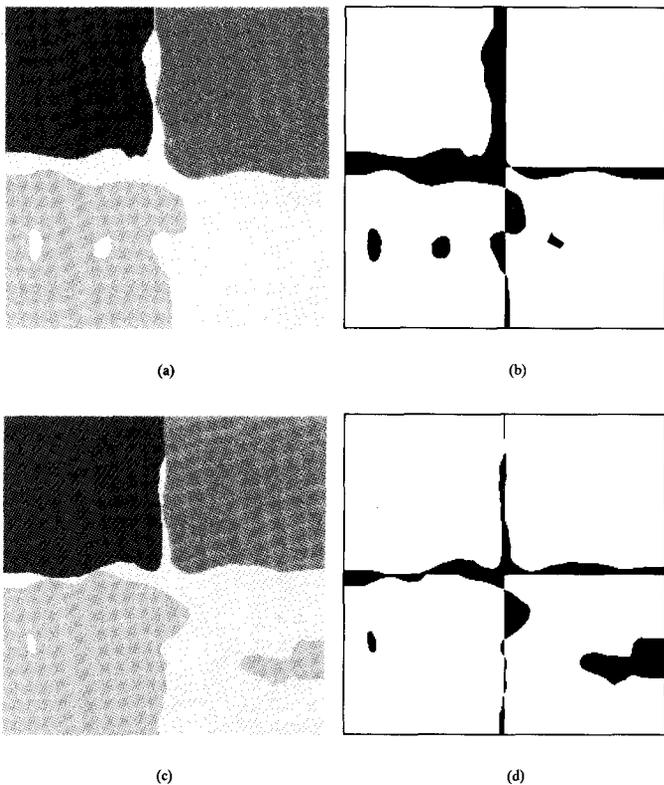


Figure 6. — Résultat de segmentation de MOSAIC2. 1) Apprentissage sur textures non bruitées, classification de textures bruitées avec  $\sigma_n = 12$ , (a) image segmentée, (b) image d'erreur. 2) Apprentissage sur textures bruitées avec  $\sigma_n = 8$ , classification de textures non bruitées, (c) image segmentée, (d) image d'erreur.

utilisant les textures bruitées avec  $\sigma_n = 8$  comme textures de référence. Les taux de bonne segmentation s'élèvent à 96,93 % pour les zones intérieures et 92,89 % pour l'image entière.

Une observation comparative des résultats obtenus sur les deux mosaïques fait apparaître un taux de bonne segmentation plus faible pour l'image MOSAIC2. Ceci peut s'expliquer par la composition même des images, MOSAIC2 étant constituée de textures nettement moins structurées que celles de MOSAIC1. L'algorithme de décomposition morphologique est en effet particulièrement adapté au traitement des textures structurées. On peut néanmoins noter la bonne tenue des performances dans le cas de la segmentation de MOSAIC2.

## 5. Conclusion

La décomposition morphologique multi-tailles décompose une image textuelle en un ensemble d'images composantes en fonction de la taille et du niveau de gris des primitives textuelles. Dans cet article, elle est généralisée au moyen du filtre d'ordre dans le sens où la décomposition morpho-

logique multi-tailles devient un cas particulier de la décomposition généralisée.

La décomposition morphologique multi-tailles peut offrir de bons résultats en segmentation des textures bruitées si le rapport signal à bruit de l'image à segmenter est proche de celui des textures de référence. La décomposition généralisée est par contre moins sensible au bruit. Elle améliore les résultats de la segmentation lorsque les différences de niveau de bruit entre l'image à segmenter et les images de référence sont importantes.

Dans cet article, nous nous sommes volontairement limités au traitement de mosaïques de textures naturelles, afin de pouvoir évaluer quantitativement les résultats obtenus. La mise en œuvre de la décomposition morphologique multi-tailles pour la reconnaissance de textures dans des images plus élaborées, nécessiterait une pré-segmentation (de type détection de contour par exemple), afin de définir les différentes zones de l'image.

Article reçu le 13 novembre 1991.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] S. LIU and M. E. JERNIGAN, « Texture analysis and discrimination in additive noise », *Comp. Vis., Graph., Image Processing*, Vol. 49, pp. 52-67, 1990.
- [2] D. WANG, V. HAESE-COAT and A. BRUNO, « Adaptive segmentation of textures using mathematical morphology », in *Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Toronto, Canada, May 1991.
- [3] S. PELEG, J. NAOR, R. HARTLEY and D. AVNIR, « Multiple resolution texture analysis and classification », *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-6, pp. 518-523, 1984.
- [4] M. WERMAN and S. PELEG, « Min-max operators in texture analysis », *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-7, pp. 730-733, 1985.
- [5] D. WANG and J. RONSIN, « Analysis of the statistical properties of 1-D morphological filters », in *Proceeding of 4th International Conference on Image Processing and Its Applications*, Maastricht, The Netherlands, April 1992.
- [6] J. SERRA, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, New York, Academic, 1982.
- [7] D. WANG, *Décomposition Morphologique Multi-tailles et Segmentation Adaptative de Textures*, Thèse de Doctorat, INSA de Rennes, décembre 1991.
- [8] S. S. WILSON, « Morphological networks », in *Proc. SPIE, Vis. Commun. Image Processing IV*, Vol. 1199, Philadelphia, November 1989, pp. 483-493.
- [9] K. PRESTON JR., «  $\Xi$  filters », *IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing*, Vol. ASSP-31, No. 4, August 1983.
- [10] T. A. NODES and N. C. GALLAGHER JR., « Median filters: some modifications and their properties », *IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing*, Vol. ASSP-30, No. 5, pp. 739-746, October 1982.
- [11] M. G. KENDALL and A. STUART, *The Advanced Theory of Statistics*, Vol. 1, Charles Griffin & Company Ltd, London, 1969.
- [12] P. MARAGOS and R. W. SCHAFER, « Morphological filters — part II: Their relations to median, order-statistic, and stack filters », *IEEE Trans. Acoust., Speech, and Signal Processing*, Vol. ASSP-35, No. 8, pp. 1170-1184, August 1987.