



**HAL**  
open science

## Segmentation d'images de bois gravés par l'analyse multi-échelle

Victor Chen-Yuan, Su Ruan

► **To cite this version:**

Victor Chen-Yuan, Su Ruan. Segmentation d'images de bois gravés par l'analyse multi-échelle. 2006.  
hal-00116728

**HAL Id: hal-00116728**

**<https://hal.science/hal-00116728>**

Preprint submitted on 5 Dec 2006

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# SEGMENTATION D'IMAGES DE BOIS GRAVÉS PAR L'ANALYSE MULTI-ECHELLE

V. Chen, S. Ruan

LAM-CReSTIC, Groupe Image  
IUT-TROYES  
9, rue du Québec  
10026 Troyes Cedex, France

{v.chen, s.ruan}@iut-troyes.univ-reims.fr

**Résumé :** *Dans cet article nous proposons de segmenter des images de bois gravés servant à illustrer les ouvrages anciens à l'aide de l'analyse multi-échelle. Dans le but d'archivage et de pérennisation de la collection des tampons anciens, nous projetons de cataloguer les échantillons collectés en constituant une base de données. Pour le besoin d'illustration de documents ou d'une éventuelle fabrication de tampon, nous menons actuellement une plate-forme qui consiste, en partant d'une image de tampon, à obtenir l'impression qu'il aurait produite sur papier. Nous montrons dans cet article que, même si ces images semblent composées a priori essentiellement de traits, les méthodes classiques de détection de contours ne sont pas très adaptées. Elles échouent fréquemment sur les aplats dont les empreintes laissées par des outils de travail sont difficilement éliminées et sur le dimensionnement des contours. Pour contourner cette problématique, une chaîne de traitement basée sur une analyse multi-échelle est mise en oeuvre pour différencier les différentes structures. Afin de mieux apprécier les rendus de la segmentation, nous appliquons différents types d'approches qui, par leur aptitude de caractérisation, vont décrire au mieux le contenu de l'image. Nous obtenons actuellement une bonne impression de l'image tampon sans avoir à effectuer trop de retouches. Les résultats obtenus sont perceptuellement satisfaisants et permettent de fournir un bon outil pour d'autres applications.*

**Mots-clés :** Analyse multi-échelle, segmentation d'images, extraction des régions d'intérêts.

## 1 Introduction

Avec l'émergence de nouveaux moyens de communication comme Internet, des images digitales concourent fortement à l'augmentation des données multimédia qui font l'objet d'importants échanges. Dans cet optique, l'archivage d'images numériques est devenu un thème de recherche très actif en tant que données visuelles. Les projets de numérisation de livres ou d'archives des siècles passés se multiplient déjà ces dernières années. Il s'agit de mettre des documents rares

à la disposition du public sur cédéroms ou sur les réseaux, la communication des documents était interdite en raison de leur fragilité. Pour faciliter l'accès au patrimoine archivistique, le projet que nous développons ici a pour objectif la valorisation du patrimoine en particulier la sauvegarde et la diffusion des tampons de bois gravés. Sur la figure 1 est présenté un échantillon d'image de tampon de bois gravé à caractériser. Les échantillons collectés sont catalogués afin de constituer une base de données. Le travail à réaliser ici consiste en partant d'une image du tampon à obtenir l'impression qu'il aurait produit sur papier. Pour obtenir ce rendu, il est nécessaire de rechercher ou développer des outils mathématiques dont les procédés permettraient une segmentation adéquate. Devant cette caractérisation, nos travaux se sont portés a priori sur des analyses à base de contours qui bordent les différents objets présents dans l'image. Ces approches classiques de détecteurs de contours malheureusement ne permettaient pas de discriminer correctement des empreintes (ou aplats) du fond de l'image d'une part et les contours obtenus sont difficilement contrastés pour mettre en évidence les contours épais et les contours filiformes d'autre part. Il semblerait que les outils de détection de contours mis en oeuvre sont trop insuffisants pour réaliser une segmentation d'images présentant des structures de toutes tailles et les résultats obtenus par ailleurs sont trop dépendants du seuil choisi. Pour y remédier, nous orientons nos travaux vers des représentations multi-échelles. Cette approche espace-échelle devrait nous permettre de mieux caractériser les différentes tailles de structures moyennant un banc de filtres passe bas. Ainsi pour effectuer nos traitements, nous avons opté une méthode dérivée basée sur le filtrage de la fonction dérivative Gaussienne. Cette théorie de l'espace-échelle développée par Lindeberg [LIN94] est fondée sur l'extraction des régions d'intérêt par la recherche des extrema d'une fonction lissée. L'association d'une région entière à un simple extremum est attirante par la simplicité de la représentation. Certes, des représentations similaires telles que la transformée de Gabor ou la transformée en ondelettes sont des alternatives possibles. Il apparaît cependant que ces représentations sont inadéquates à l'extraction robuste des points, des contours ou des

descripteurs visuels locaux. Ce papier vise donc à caractériser les représentations d'images adaptées au problème conjoint de la segmentation et de la description. Ce traitement conduit à la conception d'un extracteur de points utilisant l'approche par espace-échelle Gaussien [LIN98]. Le modèle présente en outre de bonnes propriétés sur les plans de la généralité et de la fiabilité [MEG01]. Son implémentation est très pratique, le filtre est stable et séparable, et il peut être implémenté récursivement si on cherche un gain de temps de calculs. La suite de l'article s'articule comme suit. Nous introduisons dans la section 2 un rappel du cadre multi-échelle utilisé pour la caractérisation des images de bois gravés. Nous décrivons dans ce paragraphe plusieurs approches techniques de caractérisation afin d'appréhender au mieux les rendus de la segmentation. Nous présentons dans la section 3 les différents résultats expérimentaux obtenus et nous concluons l'article par de brèves discussions sur l'automatisation et la qualité de segmentation qui apparaissent très tributaires de l'existence même du tampon.



Fig. 1 - Présentation d'une image de tampon de bois gravé

## 2 Analyse multi-échelle

L'idée principale de l'approche par espace-échelle est de mettre en évidence les différentes tailles de structures de l'image par l'application d'un banc de filtres lissants passe-bas. Les filtres de faible rayon suppriment les détails les plus fins tandis que les filtres de plus grand rayon conservent les grandes structures tout en éliminant les structures plus petites. La description de cette procédure peut être illustrée sur la figure 2. Dans la théorie espace-échelle, l'analyse s'appuie de façon implicite sur un noyau constitué d'une fonction Gaussienne de paramètre  $\sigma$  qui sert de facteur d'échelle. Les atouts de la fonction Gaussienne sont multiples. Elle permet d'obtenir une description invariante de l'image et de constituer ainsi un vecteur de caractérisations d'un point donné de l'image moyennant uniquement des dérivations consécutives de la fonction. Pour trouver une caractérisation qui soit invariante à différentes transformations d'images (rotation d'image,

changement de luminosité, modification d'échelle), il est nécessaire de définir un vecteur de composantes construites à partir d'un ensemble de dérivées Gaussiennes nommé jet local par Koenderink [KOE87, SCH97]. La performance de ce vecteur est associée aux regroupements et aux combinaisons des différentes composantes du vecteur afin de mieux extraire des points d'intérêt stables et répétables en vue d'appariement ou d'indexation des images [MIK01, DUF00]. Les dérivées Gaussiennes consécutives fournissent ainsi une base de décomposition pertinente qui pourra servir à définir une cartographie de caractéristiques locales de l'image.

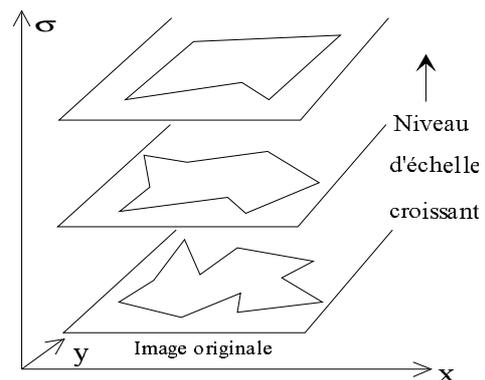


Fig. 2 - Illustration de la représentation multi-échelles d'une image

### 2.1 La fonction Gaussienne

Par le biais de cette description, nous observons qu'une majorité de caractéristiques locales d'une image peuvent être extraites en utilisant simplement les dérivées consécutives d'une fonction de lissage. Cet ensemble d'opérations peut être un outil d'aide efficace à la segmentation des images. Cette approche présente en outre quelques propriétés très intéressantes. La description invariante d'une image implique d'une part l'utilisation d'une fonction de lissage qui reste invariante aux transformations affines et la commutativité de la dérivée avec le produit de convolution résulte d'autre part de la dérivation d'une fonction de lissage, solution généralement adoptée pour stabiliser les calculs de dérivation. Le choix le plus communément fait pour une telle fonction est la Gaussienne [LIN98, MEG01, MIK01]. Le noyau du filtre Gaussien de paramètre d'échelle  $\sigma$  en 2D est donné par :

$$G^\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi \sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

Du point de vue pratique, on remarque que ce noyau Gaussien peut être implémenté suivant un filtrage 2D ou décomposé en deux filtres 1D séparables et circulaires, ceux-ci seraient des atouts non négligeables pour une

éventuelle réduction du coût de traitement. Outre les propriétés bien connues de séparabilité et d'isotropie de la Gaussienne, les travaux de Koenderink [KOE87] a permis de développer un outil de traitement en pleine expansion actuellement. Il a formulé en premier l'unicité entre le produit de convolution d'une image par un opérateur Gaussien et la forme d'équations aux dérivées partielles (EDP) qui était à l'origine le processus de diffusion connue sous le nom d'équation de la chaleur. De part leur intérêt, certaines des idées ont été appliquées en traitement d'images ou en vision par ordinateur comme, outre l'amélioration ou la restauration des images, l'extraction et la caractérisation des primitives images. La théorie des EDP dépasse largement le cadre de cet article. Un état de l'art très complet peut être trouvé dans [DER96, PER90].

## 2.2 Extraction des caractéristiques différentielles

Une approche communément utilisée pour décrire une image  $I$  consiste à approximer la surface locale par une suite de Taylor. Son comportement au voisinage d'un point  $x_0$  s'écrit :

$$I(x_0 + \Delta x) \approx I(x_0) + \Delta x^T \nabla I(x_0) + \Delta x^T H(x_0) \Delta x \quad (2)$$

où  $\nabla I(\cdot)$  et  $H(\cdot)$  sont respectivement le vecteur des gradients et la matrice de Hessian qui représentent les opérations différentielles. Le vecteur des gradients est obtenu en utilisant les dérivées partielles du premier ordre de l'image  $I$  avec  $I_u = \frac{\partial I}{\partial u}$ , tandis que la matrice de Hessian  $H$  est établie à partir des dérivées partielles du second ordre de l'image  $I$  telle que :  $I_{uv} = \frac{\partial^2 I}{\partial u \partial v}$ .

### 2.2.1 Matrice d'autocorrélation des gradients

Actuellement, on constate que les techniques d'appariement de données connaissent un intérêt croissant dans le domaine de recherche d'images par le contenu (CBIR). Le souci majeur porte sur la recherche des descripteurs robustes pour être appliqués en indexation d'images. Une des approches classiquement proposée dans le domaine consiste à utiliser les composantes du gradient sous la forme d'un gabarit matriciel [NOB88, HAR88] de façon à extraire efficacement les points de l'image où la variation bidimensionnelle de l'image est la plus forte. Initialement utilisé par Harris [HAR88] pour détecter les coins, le noyau de cette matrice d'autocorrélation  $\Gamma$  est défini par :

$$\Gamma = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

où  $I_x$  et  $I_y$  sont les résultats du filtrage des dérivées 1<sup>ère</sup> de la fonction suivant la direction  $x$  et  $y$  respectivement.

Pour détecter la saillance des points caractéristiques, la technique habituellement utilisée s'appuie sur l'évaluation, en un point  $p \in (x, y)$  donné de l'image, des valeurs propres  $\lambda_1(p)$  et  $\lambda_2(p)$  de la matrice d'autocorrélation  $\Gamma$  en calculant le déterminant donné par :

$$\det(\Gamma - E\lambda) = 0 \quad (4)$$

où  $E$  est la matrice d'identité et  $\lambda$  la valeur propre.

### 2.2.2 Matrice de Hessian

L'utilisation de cette matrice n'est a priori pas très courante en traitement d'images classique, cependant des résultats pertinents venant des traiteurs d'images volumiques [ZUC84, HLA02] comblent cette lacune en particulier en mettant en corrélation les valeurs propres de la matrice de Hessian et l'utilisation du filtre Laplacien de la Gaussienne (LoG). Le noyau de cette matrice, notée  $H$ , est défini par :

$$H = \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{pmatrix} \quad (5)$$

où  $I_{xx}$ ,  $I_{xy}$  et  $I_{yy}$  représentent les résultats du filtrage issus des dérivées du 2<sup>ème</sup> ordre de la fonction suivant la direction  $x$  et  $y$  respectivement.

En s'inspirant des travaux faits dans le domaine de la classification de visages par l'Analyse en Composante Principale [MOO98], les valeurs propres  $\lambda_i$  de la matrice peuvent être obtenues au moyen d'une décomposition matricielle décrite par :

$$H = PDP^{-1} \quad (6)$$

où  $P$  est une matrice de vecteurs propres et  $D$  une matrice diagonale contenant les valeurs propres.

En considérant la trace de la matrice  $H$ , notée  $T_r(H)$ , on peut mettre en évidence que la conjonction des valeurs propres n'est autre que le rendu de l'opérateur Laplacien de la Gaussienne :

$$\begin{aligned} T_r(H) &= T_r(PDP^{-1}) = \lambda_1 + \lambda_2 \\ \text{et } T_r(H) &= I_{xx} + I_{yy} = L_2^\circ(x, y) \end{aligned} \quad (7)$$

où  $L_2^\circ(\cdot)$  représente le Laplacien non normalisé de la Gaussienne.

### 3 Applications

Dans cette section, nous présentons des résultats expérimentaux montrant l'attrait et la pertinence de l'utilisation des dérivées spatiales gaussiennes pour la caractérisation et la segmentation des images de tampons de bois gravés anciens. Les expérimentations initiales sont menées sur la base des opérateurs différentiels classiques (gradient, Roberts, Sobel et Prewitt). Du point de vue de l'analyse de scènes, les résultats obtenus (Fig. 3) sont inappropriés, ils ne respectent pas trop les formes picturales du tampon. Par ailleurs, les images segmentées montrent au premier regard une trop grande uniformité de contours et un difficile problème de mise en évidence d'objets ou de silhouettes. Du point de vue de représentation visuelle, les méthodes utilisées apparaissent mal adaptées aux tâches de sélection des caractéristiques dominantes : évolution des traits, texture du fond du tampon, objets à discriminer. Devant de telles situations, nous orientons notre étude vers des approches multi-échelles qui s'appuient sur les dérivées consécutives de la fonction Gaussienne. La procédure de décomposition est réalisée dans la première étape à partir de la dérivée première de la Gaussienne. Cette approche qui selon Canny [CAN86] est une bonne approximation de son filtre analytique devrait extraire les contours avec des dégradations minimales. Les résultats obtenus (Fig. 4) montrent son aptitude d'extraction de contours mais ne répondent pas à la problématique du rendu des traits caractéristiques des formes et des silhouettes de l'image. A l'issue de cette étape, en vue de mieux clarifier les contours suggestifs et de filtrer efficacement les traits de surface, nous procédons à l'application de la dérivée seconde de la Gaussienne. Nous présentons une série d'images traitées par cette approche à différentes échelles  $\sigma$  (Fig. 5). Suivant ces résultats, on peut s'apercevoir que cette technique semble répondre à nos attentes. Elle apparaît apte à caractériser les contours en les discriminant des fins aux grossiers et on peut espérer extraire ou traquer éventuellement les objets de faible dimension qui vont se composer pour obtenir une bonne représentation visuelle de l'image segmentée. Pour cette image caractéristique, la valeur de résolution  $\sigma$  permettant de réaliser une cartographie de contours convenable avec une perte minimale de traits se situe entre 1 et 2. Nous illustrons enfin sur la figure 6 un banc de résultats réalisés à partir des dérivées spatiales Gaussiennes avec des techniques d'approches différentes afin de mieux cerner la piste la plus intéressante. Notre motivation dans ce travail était de présenter les problèmes et les amorces de solutions posés par la segmentation d'images de tampons médiévaux. Ainsi, les images segmentées ont été réalisées globalement pour le moment à l'aide de critère d'énergie  $E$  et d'une technique de seuillage basée sur la connaissance a priori du contenu de la scène. La technique de seuillage proposée par Voorhees et Poggio [VOO67] se réfère suivant deux valeurs de seuils  $S_H$  (seuil haut) et  $S_B$  (seuil bas) prédéfinies par

l'apprentissage. A cet égard, nous remarquons que la suppression directionnelle des non maxima locaux n'est pas une solution pertinente du point de vue de son rendu visuel. A partir de ces résultats, nous observons que la meilleure segmentation est obtenue en utilisant le filtre dérivatif Gaussien du 2<sup>ème</sup> ordre en 2D. La texture du fond semble mieux caractérisée et le dimensionnement des contours est visiblement mieux résolu. Contrairement aux deux autres approches, les rendus du traitement sont médiocres. Les traits sont altérés ou entrecoupés. L'utilisation des critères d'homogénéité n'a pas permis de discriminer les surfaces texturées de l'image aux aplats. On pense que les outils utilisés qui reposent sur des caractéristiques globales se heurtent (i) à la manipulation des valeurs propres qui semblent plutôt correspondre aux caractéristiques locales et (ii) à la recherche des valeurs de pondération qui reste difficilement maîtrisée. Globalement, les résultats de segmentation du bois gravé sont encourageants. Les prochaines étapes visent à utiliser l'approche sur d'autres séries de tampons afin de juger de sa stabilité et de reproductibilité.

### 4 Conclusion

Nous avons présenté une approche de segmentation d'images de tampons fondée sur une technique de décomposition multi-échelle utilisant la procédure dérivative d'une fonction Gaussienne. Par le biais de cette stratégie, nous obtenons actuellement une bonne impression de l'image tampon sans avoir à effectuer trop de retouches. Les résultats rencontrés pour une échelle  $\sigma$  compris entre 1 et 2 sont perceptuellement satisfaisants et permettent de penser que cette approche de segmentation fournira un bon outil pour d'autres applications. Des points durs subsistent encore, l'automatisation de la segmentation est somme toute réthibitoire en raison de la diversité de matériaux utilisés et la variété de tampons à traiter; la qualité de la segmentation semble trop tributaire des phénomènes liées aux problèmes d'encrage et aux accidents subits par le bois au cours de son existence, ainsi l'intervention de l'expert est souvent nécessaire pour juger de la bonne discrimination des objets. Des efforts sur ce point pourraient améliorer la méthode par addition du raisonnement humain moyennant des modèles de représentation de connaissances adaptées.

### Bibliographie

- [LIN 94]Lindeberg L., Scale-space theory in computer vision, *Kluwer Academic Publisher, Pays-bas*, 1994.
- [LIN 98]Lindeberg L., Feature detection with automatic scale selection, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 30, n°2, November 1998, pp.79-116.
- [MEG 01] Megret R., Jolion J.M., Suivi de blobs de

- niveaux de gris pour la représentation du contenu d'un video, *Rapport de Recherche RR-2001-05, RFV, INSA de Lyon*, Septembre 2001.
- [KOE 87] Koenderink J. J., Van Doorn A. J., Representation of local geometry in the visual system, *Biological Cybernetics*, 55, 1987, pp. 365-375.
- [SCH 97] Schmid C., Mohr R., Local greyvalue invariants for image retrieval, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, n°5, 1997, pp.530-535.
- [MIK 01] Mikolajczyk K., Schmid C., Indexing based on scale invariant interest point, *International Conference on Computer Vision*, July 2001, pp. 525-531.
- [DUF 00] Dufournaud Y., Schmid C., Horaud R., Appariement d'images à des échelles différentes, *Actes du 12<sup>ème</sup> Congrès Francophone AFRIF-AFLA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, France*, Vol. 2, Février 2000, pp. 327-336.
- [DER 96] Deriche R., Faugeras O., Les équations aux dérivées partielles en traitement des images et vision par ordinateur, *Revue Traitement du Signal*, Vol. 13, n°6, 1996, pp. 551-577.
- [PER 90] Perona P., Malik J., Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, n°7, 1990, pp. 629-639.
- [HAR 88] Harris C., Stephens M., A combined corner and edge detector, *Proceeding of fourth Alvey Vision Conference*, 1988, pp. 147-151.
- [NOB 88] Noble J. A., Finding corners images, *Image and Vision Computing*, Vol. 6, n°2, May 1988, pp. 121-128.
- [ZUC 84] Zucker S. W., Hummel R. A., Receptive fields and the representation of visual information, *Proceeding of the 7<sup>th</sup> Intelligence of Conference on Pattern Recognition, Montréal, Canada*, 1984, pp. 515-517.
- [HLA 02] Hladuvka J., Gröller E., Exploiting the Hessian matrix for content based retrieval of volume data features, *The Visual Computer*, Vol. 18, 2002, pp. 207-217.
- [MOO 98] Moon H., Philips P. J., Analysis of PCA based face recognition algorithms, Empirical Evaluation techniques in Computer Vision (K. J. Bowyer and P. J. Philipps, Eds), *IEEE Computer Science*, 1998.
- [CAN 86] Canny J., A computational approach to edge detection, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8, 1986, pp. 679-697.
- [VOO 87] Voochres H., Poggio T., Detecting textons and texture boundaries in natural images, *International Conference on Computer Vision*, 1987, pp. 250-258.

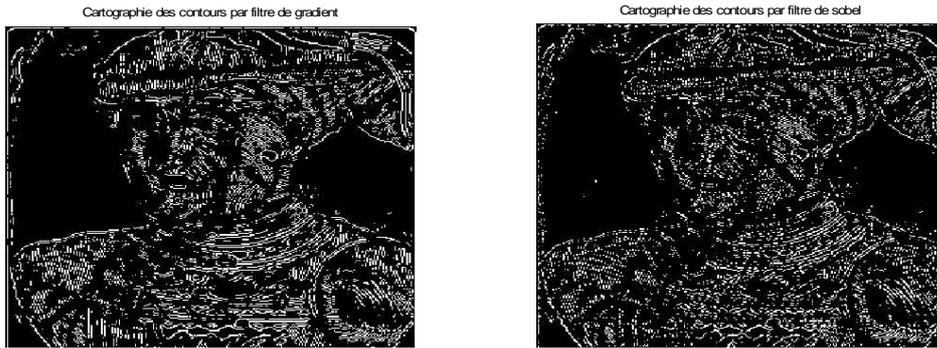


Fig. 3 - Illustration des images segmentées par des opérateurs différentiels classiques

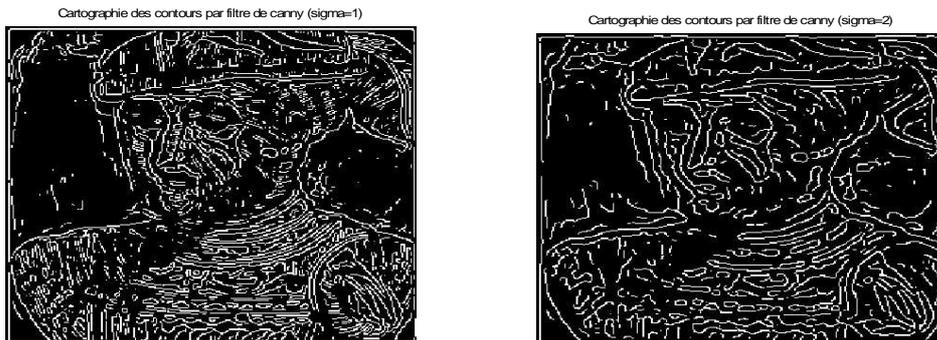


Fig. 4 - Segmentation de l'image utilisant les filtres optimaux de Canny pour différentes valeurs d'échelle  $\sigma$

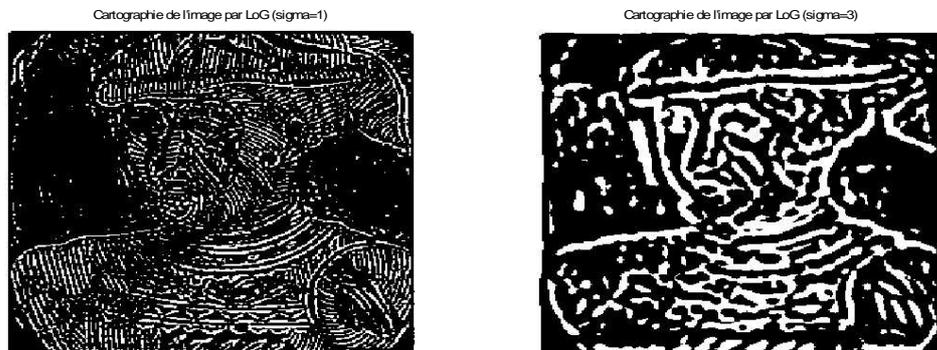


Fig. 5 - Segmentation utilisant le LoG pour différentes valeurs d'échelle  $\sigma$



Fig. 6 - Images segmentées par des filtres dérivatifs Gaussiens du 2<sup>ème</sup> ordre avec des techniques d'approches différentes