

# Seuillage d'images basé sur l'opérateur de Teager-Kaiser

A. O. BOUDRAA<sup>1</sup>, E. H. S. DIOP<sup>1</sup>, F. SALZENSTEIN<sup>2</sup>, A. BOUCHIKHI<sup>1</sup>

<sup>1</sup>IRENav, Ecole Navale/E<sup>3</sup>I<sup>2</sup>-EA3876, ENSIETA  
Ecole Navale, Lanvéoc Poulmic, BP600, 29240 Brest—Armées, France.

<sup>2</sup>Université Louis Pasteur Laboratoire Iness, CNRS/STIC-UPR  
23, rue du Loess, BP 20 CR, 67037 Strasbourg Cedex 2, France.

boudra@ecole-navale.fr, diop@ecole-navale.fr  
salzenst@iness.c-strasbourg.fr, bouchikhi@ecole-navale.fr

**Résumé** – Le seuillage de l'histogramme d'une image est une procédure classique de segmentation. Dans ce travail, on s'intéresse au problème du seuillage d'images en deux niveaux, pour extraire une information binaire pertinente. On propose une nouvelle méthode de seuillage qui inclut l'information contextuelle du pixel, en utilisant les contours pour estimer le seuil. Plus exactement, au lieu d'utiliser un détecteur de contours classique, on utilise l'Opérateur d'Énergie de Teager-Kaiser (OETK) pour mesurer l'activité en énergie du pixel. En effet, cet opérateur reflète mieux l'activité en énergie du pixel qu'un détecteur de contours classique (Laplacien,...). Les résultats obtenus sur des images synthétiques et réelles montrent l'intérêt de l'attribut du contexte. La comparaison avec les méthodes d'Otsu et de Kitler montrent l'apport de l'OETK à l'estimation du seuil.

**Abstract** – Histogram image thresholding is a classical segmentation process. This work deals with bilevel thresholding in order to extract useful binary information. A new thresholding method which incorporates the pixel contextual's information is presented. This method uses image edges to estimate the threshold value. More precisely, instead of using an edge detector, the Teager-Kaiser Energy Operator (TKEO) is used to estimate the pixel's activity. Indeed, this operator reflects much more the pixel energy activity compared to classical edge detectors (Laplacian,...). The thresholding results obtained on synthetic and real data, show the need of including contextual image information. Comparisons with Otsu and Kitler methods, show that the TKEO is able to estimate threshold values of practical interest.

## 1 Introduction

La segmentation d'images est une étape importante en vision par ordinateur. En particulier, le résultat de l'analyse d'images dépend de celui de la segmentation [1]-[2]. Un des critères d'une bonne segmentation est de simplifier l'image sans pour autant en avoir trop réduit le contenu [3]. Le seuillage de l'histogramme est une procédure classique de segmentation [1]. La plupart des méthodes de seuillage utilisent uniquement l'attribut niveau de gris. Dans ce travail on se limite au cas du seuillage à deux niveaux (binarization) qui est très important pour l'interprétation, la visualisation, et le halftoning ou dithering dans l'industrie de l'impression [4]. Contrairement à la plupart des méthodes classiques de seuillage, la méthode proposée exploite les aspects ponctuel et contextuel du pixel. En effet, le seuil fait appel à l'attribut niveau de gris et l'activité en énergie de chaque pixel, calculée en tenant compte de ses pixels voisins. Pour l'aspect contextuel, on intégrera l'information contour et au lieu d'utiliser un détecteur de contours classique [5] on utilisera l'Opérateur d'Énergie de Teager-Kaiser (OETK) [6] qui inclut en plus certains aspects du système visuel humain [7]. Ainsi, la combinaison du niveau de gris du pixel et son activité en énergie permet d'exploiter le maximum d'information pour seuillage. Le Seuillage basé sur l'OETK est appelé SOTK.

## 2 Sélection du seuil

Le seuillage peut être obtenu en minimisant un critère statistique. La valeur du seuil,  $S_e$ , peut être estimée comme le moment d'ordre un des niveaux de gris pondéré par la contribution (intensité du contour,...) de chaque pixel. Soit  $I(x, y)$  l'intensité du pixel  $(x, y)$  et  $\Psi(x, y)$  sa contribution. La valeur de  $S_e$  est donnée par :

$$S_e = \frac{\sum_{x,y} \Psi(x, y) I(x, y)}{\sum_{x,y} \Psi(x, y)} \quad (1)$$

Si  $\Psi(x, y)$  représente l'intensité du contour, l'estimation de  $S_e$  correspond à l'approche RATS (Robust Automatic Threshold Selection) de Kitler [5] :

$$\Psi(x, y)(x, y) = \max(|g_x(x, y)|, |g_y(x, y)|) \quad (2)$$

où  $g_x(x, y)$  et  $g_y(x, y)$  sont les gradients horizontal et vertical. On montre que pour plusieurs types de détecteurs de contours, cette équation donne un seuil  $S_e$  optimal [8]. Au lieu du gradient, on utilise un filtre quadratique basé sur l'OETK [6]. Ce filtre est moins sensible au bruit que le gradient [9] et permet de rehausser les contours [10]. L'OETK 2D discrimine mieux entre les pics dus aux contours et les

vraies transitions [9], [11]. Supposons que  $I$  est de classe  $C^2$ . L'OETK à deux dimensions est donné par [12] :

$$\Psi(x, y) = \|\nabla I(x, y)\|^2 - I(x, y)\nabla^2 I(x, y) \quad (3)$$

Une version discrète de  $\Psi(x, y)$  est donnée par [7] :

$$\begin{aligned} \Psi_A(x, y) &= 2I^2(x, y) - I(x-1, y)I(x+1, y) \\ &\quad - I(x, y-1)I(x, y+1) \end{aligned} \quad (4)$$

Cette équation, appelée filtre non-linéaire de Type 1A agit suivant les directions horizontale et verticale [7]. Pour les directions diagonales, le filtre dit de Type 1B est défini par

$$\begin{aligned} \Psi_B(x, y) &= 2I^2(x, y) - I(x-1, y+1)I(x+1, y-1) \\ &\quad - I(x-1, y-1)I(x+1, y+1). \end{aligned} \quad (5)$$

En remplaçant les dérivées de  $\Psi$  par différentes différences on obtient plusieurs versions de l'OETK 2D. L'activité en  $(x, y)$  peut s'exprimer par [11] :

$$\xi(x, y) = \max(\Psi_A(x, y), \Psi_B(x, y)) \quad (6)$$

Ainsi, le seuil de SOTK s'écrit :

$$S_e = \frac{\sum_{x,y} \xi(x, y)I(x, y)}{\sum_{x,y} \xi(x, y)} \quad (7)$$

L'estimation de  $S_e$  peut être biaisée par le niveau du bruit dans les images (en particulier le fond). Pour diminuer le biais, uniquement les pixels contour au dessus d'un certain seuil seront pondérés [8].  $S_e$  s'écrit alors :

$$S_e(\alpha) = \frac{\sum_{x,y} w(x, y)I(x, y)}{\sum_{x,y} w(x, y)} \quad (8)$$

$$w(x, y) = \begin{cases} \xi(x, y) & \text{if } \xi(x, y) > \beta\sigma \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

où  $\beta$  un paramètre qui contrôle l'intensité de l'activité du pixel. On montre que dans le cas d'un bruit Gaussien  $\beta = 5$  est une bonne valeur [8].

### 3 Estimation du bruit

Une méthode rapide d'estimation de l'écart type,  $\sigma$ , du bruit est celle de Immerkr [13]. La technique estime la valeur du  $\sigma$  d'un bruit additif blanc Gaussien et de moyenne

nulle en filtrant l'image  $I$  (de taille  $M \times N$ ) avec une différence pondérée par deux Laplaciens ( $H$ ). L'image filtrée,  $I_H$ , est donnée par :

$$I_H(m, n) = H * I(m, n), \text{ où} \quad (10)$$

$$\sigma \approx \frac{1}{6MN} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |I_H(m, n)| \quad (11)$$

$$H = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \quad (12)$$

## 4 Résultats

La figure 1 montre une image de quatre objets identiques mais avec un contraste variable (large variation des niveaux de gris). Les méthodes Otsu, RATS et SOTK (Figs. 1(b)-(d)) identifient correctement trois objets sur quatre. Otsu et RATS ne permettent pas d'identifier le quatrième objet contrairement à SOTK (Fig. 1(d)), même si elle n'est pas totale. Cela peut s'expliquer par le fait que le contraste du quatrième n'est pas homogène. La figure 2 montre une image d'IRM cérébrale (coupe transversale). Seule SOTK arrive à isoler une classe d'intérêt pratique représentant 2 objets "matière blanche" et "structures extra crâniennes" (Fig. 2(d)). Ainsi, avec une analyse en composantes connexes, on peut séparer ces objets. Les méthodes d'Otsu et RATS ne permettent d'isoler aucun objet intéressant (Figs. 2(b)-(c)). Notons que cette image (Fig. 2(a)) présente beaucoup de contours dont SOTK est sensible. Les méthodes ont été appliquées à l'image Lena (Fig. 3(a)). La figure 3(d) montre que SOTK extrait des caractéristiques pertinentes pour la reconnaissance du visage telles que la bouche ou le nez, contrairement à Otsu et RATS (Figs. 3(b)-(c)). Le seuillage de l'image d'avion (Fig. 4(a)) montre que seule SOTK (Fig. 4(d)) permet de reconnaître l'objet "avion" comparé à Otsu et à RATS (Figs. 4(b)-(c)), même si cette reconnaissance n'est pas totale. Cela est dû au fait qu'une aile de l'avion n'est pas bien contrastée. La figure 5(d) montre que globalement l'objet "réveil" est mieux extrait, et en particulier les numéros du cadran, par SOTK (Fig. 5(d)) que par Otsu et RATS (Figs. 5(b)-(c)).

## 5 Conclusion

Dans cet article une nouvelle méthode de seuillage à deux niveaux basée sur l'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser est présentée. Le seuillage est illustré par cinq types d'images et les résultats du SOTK sont comparés à ceux des approches d'Otsu et de Kitler. Les résultats, encourageants, montrent l'intérêt de la prise en compte de l'information du contexte. En effet, les approches SOTK et RATS qui incluent l'information contour, donnent de meilleurs résultats que la méthode d'Otsu qui est limitée à l'attribut niveau de gris. La comparaison des résultats des méthodes

SOTK et RATS montre que l'information contour ou l'activité en énergie du pixel est mieux exploitée par l'opérateur de Teager-Kaiser que l'opérateur gradient. Une large classe d'images est nécessaire pour confirmer les résultats obtenus. Enfin, pour améliorer les résultats, la valeur du paramètre  $\beta$  doit être adaptée à chaque image. A moyen terme, le but de ce travail est, entre autres, d'étendre l'approche SOTK au cas du multi-seuillage.

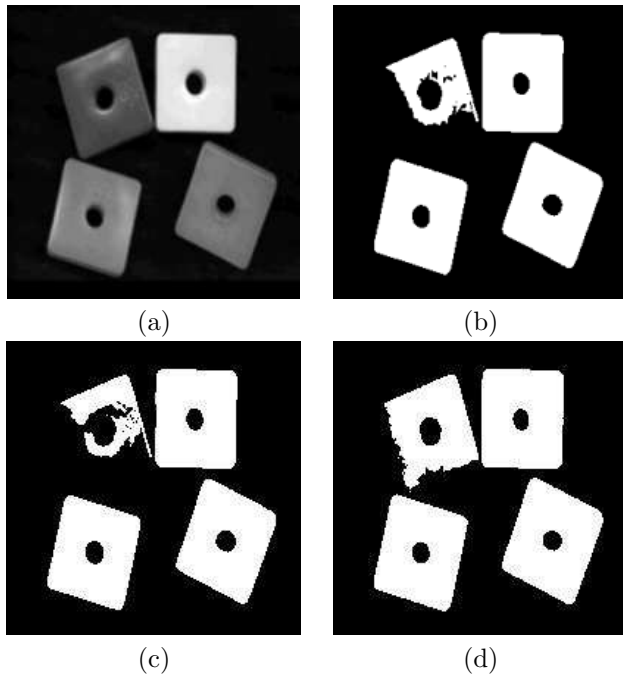


FIG. 1 – Image de quatre objets (a). Otsu (b). RATS (c). (d) SOTK.

## Références

- [1] A.O. Boudraa and H. Zaidi, "Image segmentation techniques in nuclear medicine", *Quantitative analysis in nuclear medicine imaging*, H. Zaidi Ed., Springer, New York, Chap. 10, pp. 308-357, 2005.
- [2] J.P. Cocquerez et S. Philipp, *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson, 457 pages, 1995.
- [3] S. Philipp-Foliguet et L. Guigues, "Evaluation de la segmentation d'images : état de l'art, nouveaux indices et comparaison", *Traitement du Signal*, vol. 23, no. 2, pp. 125-147, 2006.
- [4] A.R. Ulichney, *Digital Halftoning*, The MIT Press, Cambridge, 1987.
- [5] J. Kitler and J. Illingworth and J. Foglein, "Threshold selection based on a simple image statistic", *Comput. Vis. Graph. Image Proc.*, vol. 30, pp. 125-147, 1985.
- [6] J.F. Kaiser, "Some useful properties of Teager's energy operator", *Proc. ICASSP.*, vol. 3, pp. 149-152, 1993.
- [7] S.K. Mitra and H. Li and I.S. Lin and T.H. Yu, "A new class of nonlinear filters for image enhancement", *Proc. ICASSP*, pp. 2525-2528, 1991.

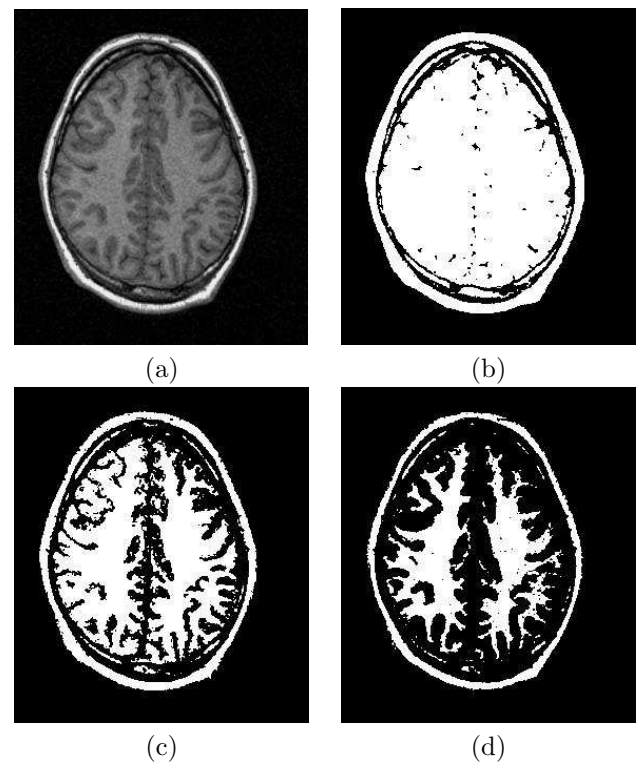


FIG. 2 – Image d'un cerveau (a). Otsu (b). RATS (c). (d) SOTK.

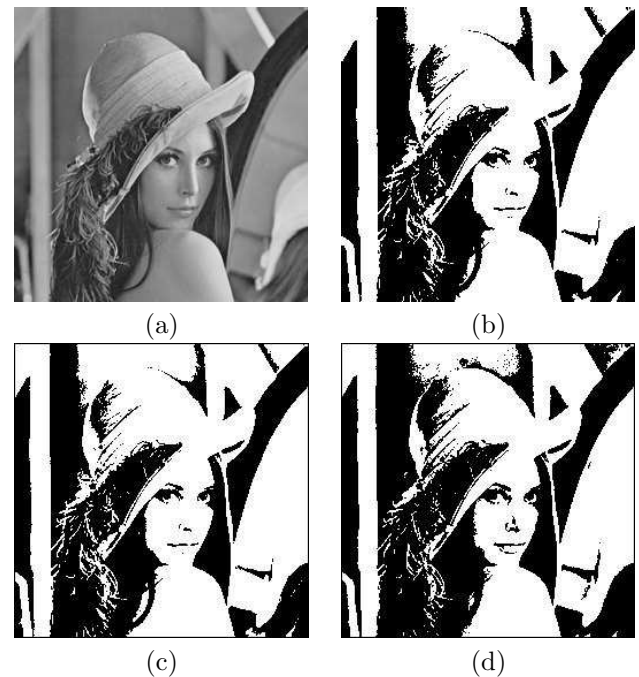


FIG. 3 – Image de Lena (a). Otsu (b). RATS (c). (d) SOTK.

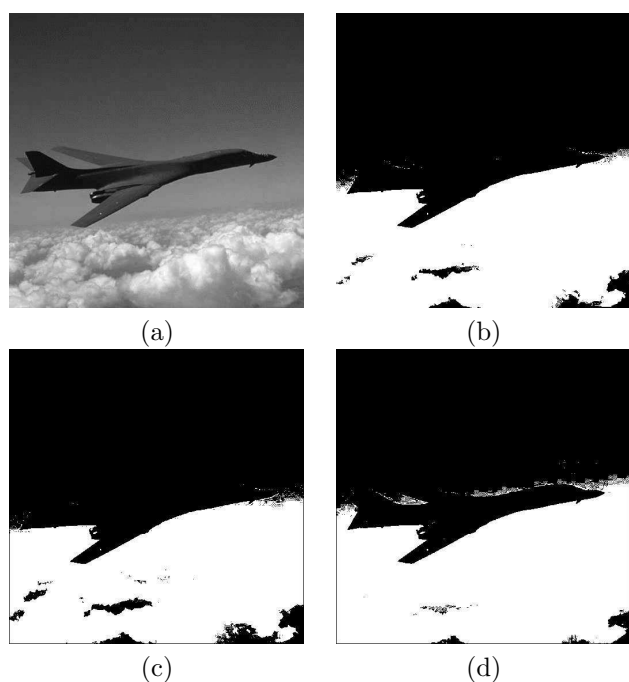


FIG. 4 – Image d'un avion (a). Otsu (b). RATS (c). (d) SOTK.

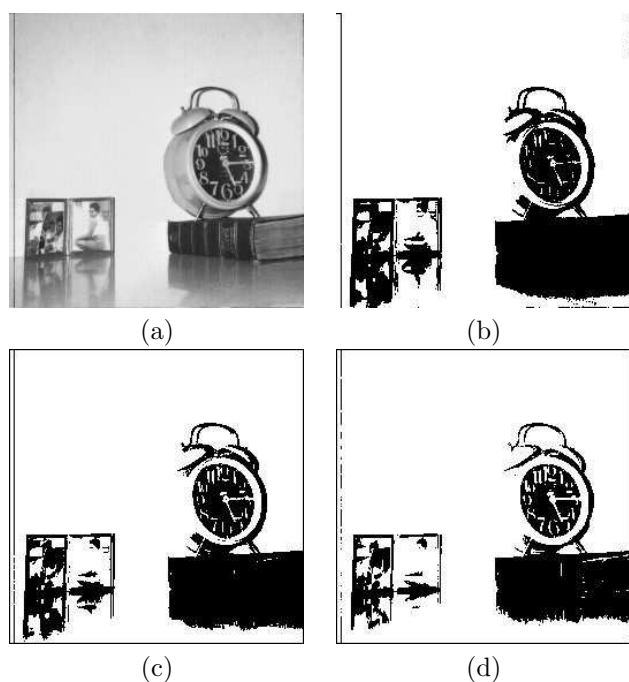


FIG. 5 – Image d'un réveil (a). Otsu (b). RATS (c). (d) SOTK.

- [8] M.H.F. Wilkinson, "Optimizing edge detectors for robust automatic threshold selection : coping with edge curvature and noise", *Graph. Models Image Proc.*, vol. 60, pp. 385-401, 1998.
- [9] D. De Vleeschauwer and P. De Smet and F.A. Cheikh and R. Hamila and M. Gabbouj, "Optimal Performance of the Watershed Segmentation of an Image Enhanced by Teager Energy Driven Diffusion", *Proc. Workshop on Very Low Bit Rate Coding*, pp. 137-140, 1998.
- [10] C. Mancas-Thillou and M. Mirmehdi, "Super-resolution text using the Teager filter", *Proc. First Int. Workshop on Camera-based Document Analysis and Recognition*, pp. 10-16, 2005.
- [11] F.A. Cheikh, M. Gabbouj, R. Hamila and J. Astola, "Fuzzy weighted mean filter for color image restoration", *Proc. IEEE Nordic Sig. Proc. Symp.*, pp. 29-32, 1996.
- [12] A.O. Boudraa, F. Salzenstein and J.C. Cexus, "2D Continuous higher energy operators", *Optical Engineering*, vol. 44, no. 11, pp. 7001-7010, 2005.
- [13] J. Immerker, "Fast noise variance estimation", *Comput. Vis. Graph. Imag. Under.*, vol. 364, pp. 300-302, 1996.