

Quelques traitements bas niveau basés sur une analyse du contraste local

Alain LE NEGRATE
LEEC- Université Paris 13
Avenue J. B. Clément
F 93 430 Villetaneuse - France
aln@leec.univ-paris13.fr

Azeddine BEGHDAI
L2Ti - Institut Galilée
Université Paris 13
F 93 430 Villetaneuse - France
bab@lpmtn.univ-paris13.fr

Kamel BOUSSAÏD-BELKACEM
3367 Beckman Institute-University
of Illinois at Urbana-Champaign,
405. N. Mathews. Av. Urbana,
IL 61820 - .USA
belkacem@staff.uiuc.edu

Résumé

Cette contribution décrit une méthode simple offrant plusieurs traitements d'image bas niveau basée sur une analyse locale du contraste du signal image. L'idée principale est de considérer que tout traitement local peut être effectué sur la base d'une seule donnée : le niveau de contour moyen estimé localement dans une fenêtre d'analyse. Une première utilisation de cette notion de niveau de contour moyen a donné entière satisfaction pour rehausser le contraste local des images en niveaux de gris. Les quatre traitements qu'offre la méthode présentée ici sont : le rehaussement de contraste, le lissage, le seuillage dynamique et la détection de contours. L'efficacité de cette méthode est évaluée à travers les résultats obtenus sur des images réelles et de synthèse.

Abstract

In this contribution, a simple method of low level vision treatments based on local contrast analysis is proposed. It is shown that many local treatments could be done with the use of only one quantity : the mean-edge value estimated in a local sliding window. This basic idea has been successfully used for contrast enhancement in a previous work. The treatments offered in the present method are : contrast enhancement, smoothing, dynamic grey-level thresholding and contour detection. The four treatments are evaluated on synthetic and real images.

1 Introduction

La notion de contraste est avant tout subjective. Toutefois il existe plusieurs définitions du contraste optique. Les plus classiques et connues ne sont pas toujours adaptées aux images numériques. Par exemple, le contraste de Michelson [1] qui, à l'origine, a été introduit pour donner une mesure de visibilité des franges d'interférences, ne rend pas compte de la qualité visuelle du signal image. En

effet, une image comportant deux points aberrants (par exemple un point avec un niveau maximum et un autre avec le niveau le plus faible) dans un fond uniforme aura un contraste en complet désaccord avec notre perception visuelle. Une autre définition plus réaliste mais trop restrictive est due à Fechner et Weber [2]. Dans leur fameuse expérience psycho-visuelle, Fechner-Weber définissent le contraste comme la variation relative de l'éclairement. Les conditions d'application de cette définition suppose une cible de luminance constante $L+\Delta L$ dans un fond de luminance uniforme L . Cette situation est rarement rencontrée dans la réalité. Pour rendre cette mesure de contraste plus réaliste, en utilisant le principe de Holaday [3], Moon et Spencer ont introduit une variante où l'effet photométrique d'un fond non uniforme est pris en compte. L'adaptation de ce contraste optique, plus réaliste, aux images digitales et l'introduction de quelques connaissances sur les mécanismes corticaux a permis de montrer le grand intérêt de son utilisation en traitement d'image numérique [4-5]. D'autres définitions de la mesure du contraste ont été proposées dans la littérature. Une étude détaillée a été menée par Peli qui, lui aussi, a noté l'insuffisance et l'inadaptation des contrastes classiques aux images réelles et a proposé une autre définition qui tient compte de la sensibilité fréquentielle du système visuel humain [6]. Le même constat a été fait par Lillesæter qui a proposé une autre définition adaptée aux images complexes [7]. En dehors de ces définitions basée sur des considérations optiques, il existe d'autres mesures du contraste local. Ainsi la définition de Gordon et al. a été utilisée pour rehausser le contraste des images de mammographie [8-9]. Cette idée de contraste numérique local a été reconsidérée par Beghdadi et Le Négrate [10] qui ont proposé une autre définition du contraste local qui tient compte de la forte sensibilité du système visuel aux contours des objets. Ces auteurs intègrent dans la mesure du contraste local le niveau moyen des contours estimé dans la fenêtre d'analyse.

L'essentiel des quatre traitements de la méthode proposée dans cet article est basé sur l'estimation du

niveau de gris moyen des contours. Nous rappelons notre définition du contraste local puis nous présenterons dans l'ordre les quatre outils de traitement d'image bas niveau : le rehaussement de contraste, le lissage, la détection de contour et enfin le seuillage dynamique. Chaque description de traitement sera appuyée par les résultats obtenus sur des images réelles et de synthèse.

2 Le contraste local numérique

Dans ce qui suit nous rappelons le principe général de calcul du contraste local défini dans [10]. L'image est analysée au moyen d'une fenêtre glissante de taille impaire. Pour chaque position de cette fenêtre on associe au pixel central une mesure de contraste qui fait intervenir le niveau de gris de ce point et une estimation du niveau de gris moyen des contours.

Soient $[f]$ la matrice image de taille $M \times N$ et W_{kl} la fenêtre d'analyse centrée en (k,l) . Pour chaque pixel (k,l) , on définit le contraste local par :

$$C_{kl} = \frac{|f_{kl} - \bar{E}_{kl}|}{f_{kl} + \bar{E}_{kl}} \quad (1)$$

Où f_{kl} est le niveau de gris du pixel central (k,l) et \bar{E}_{kl} est le niveau de gris moyen des contours estimé dans la fenêtre d'analyse W_{kl} à l'aide de l'expression :

$$\bar{E}_{kl} = \frac{\sum_{(m,n) \in W_{kl}} \varphi(\Delta_{mn}) f_{mn}}{\sum_{(m,n) \in W_{kl}} \varphi(\Delta_{mn})} \quad (2)$$

L'intérêt de la fonction de pondération $\varphi(\Delta_{mn})$, qui dépend du gradient Δ_{mn} est de donner plus de poids aux points du contours. Le choix de cette fonction peut se faire de manière heuristique en exigeant simplement un poids plus important pour les pixels contours et un poids moindre pour les éléments situés à l'intérieur des zones homogènes. La fonction utilisée dans cette méthode est simplement le module du gradient obtenu par application d'un des opérateurs classiques et simples tels que le Sobel, les opérateurs de Rosenfeld, Prewit, etc.[11].

On peut facilement montrer que cet estimateur est robuste dans le cas d'un bord à variation douce noyé dans un bruit blanc additif et de moyenne nulle. Le calcul de cet estimateur est trivial dans le cas, par exemple, d'un bord de type rampe ou transition avec changement de courbure perturbées par un bruit blanc additif de moyenne nulle.

Tous les outils numériques qui suivent sont essentiellement basés sur ce niveau de gris moyen des contours.

3 Le rehaussement de contraste

Dans ce qui suit, nous ne décrivons pas en détail la méthode de rehaussement de contraste. Cette dernière ayant déjà fait l'objet d'une publication assez détaillée [10]. Nous nous contenterons de rappeler le principe de cette technique qui a été reprise et reconsidérée par plusieurs auteurs [12-16]. Contrairement aux méthodes classiques, basées sur une grandeur globale telle que l'histogramme [17-19], et qui agissent sur le niveau de gris du pixel sans tenir compte de ses voisins, ici nous amplifions d'abord le contraste local C_{kl} en C'_{kl} au moyen d'une transformation monotone T telle que :

$$\forall C_{kl} \in [0-1], C'_{kl} = T(C_{kl}) \text{ et } C'_{kl} \geq C_{kl} \quad (3)$$

avec la contrainte $C'_{kl} \in [0-1]$.

Plusieurs fonctions satisfaisant ces exigences ont été proposées dans [20]. La fonction racine carrée est l'une des plus simples. Une fois le contraste amplifié, le niveau de gris du pixel central est

$$\text{transformé en : } g_{kl} = \bar{E}_{kl} \frac{1 + \chi C'_{kl}}{1 - \chi C'_{kl}} \quad (4)$$

Où $\chi = \text{sgn}(f_{kl} - \bar{E}_{kl})$, et sgn est la fonction signe définie par :

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x \leq 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4\text{bis})$$

Ce traitement a pour effet de déplacer le niveau de gris du pixel d'une quantité proportionnelle à l'écart par rapport au niveau de gris moyen des contours. Notons qu'un pixel appartenant au contour n'est pas modifié. Il s'agit donc d'une transformation bidirectionnelle. Ceci a pour conséquence immédiate de renforcer le contraste tout en préservant la position des pixels des contours. Une étude plus détaillée de la validité d'une telle transformation est donnée dans [10].

4 Lissage non linéaire du signal image

Dans cette approche on fait appel à un modèle d'image classique où la fenêtre d'analyse est considérée comme constituée de trois classes de pixels représentant respectivement l'objet, la frontière objet/fond et le fond. Une fois le niveau de gris moyen des contours estimé dans la fenêtre d'analyse, on identifie les trois classes de pixels et on les regroupe suivant leur niveau de gris. Soient Ω_0 , Ω_1 et Ω_2 ces trois ensembles de pixels définis par :

$$\begin{aligned} \Omega_0 &= \{(m,n) \in W_{kl} / f_{kl} = \bar{E}_{kl}\} \\ \Omega_1 &= \{(m,n) \in W_{kl} / f_{kl} < \bar{E}_{kl}\} \\ \Omega_2 &= \{(m,n) \in W_{kl} / f_{kl} > \bar{E}_{kl}\} \end{aligned} \quad (5)$$

Dans les zones complètement homogènes, ce qui est rare à cause du bruit, les trois ensembles sont pratiquement réduits en un seul. Une fois les trois classes de pixels identifiées, en plus de \bar{E}_{kl} on définit deux niveaux de gris représentatifs au moyen de l'expression :

$$R_{kl}^{(i)} = \frac{\sum_{(m,n) \in \Omega_i} \psi(\Delta_{mn}) f_{mn}}{\sum_{(m,n) \in \Omega_i} \psi(\Delta_{mn})}$$

où $i = 1, 2$ (6). Ici, la fonction de pondération ψ a un comportement inverse de celui de φ utilisée dans l'expression (2). On donne plus de poids aux pixels les plus internes à Ω_i ($i=1, 2$) et beaucoup moins aux points des contours. On peut, par exemple, choisir la fonction :

$$\psi(x) = 1/(1+x^2).$$

Cette approche heuristique est similaire à celle employée par Perona et Malik dans le choix de la fonction de conductance intervenant dans leur équation de diffusion anisotrope [21]. Suivant la position du niveau de gris du pixel courant, on lui affecte l'un des trois niveaux représentatifs des trois

classes. La transformation non-linéaire à opérer pour lisser le signal est ainsi définie par :

$$\begin{aligned} g_{kl} &= \bar{E}_{kl} \text{ si } (k,l) \in \Omega_0 \\ g_{kl} &= R_{kl}^{(1)} \text{ si } (k,l) \in \Omega_1 \\ g_{kl} &= R_{kl}^{(2)} \text{ si } (k,l) \in \Omega_2 \end{aligned} \quad (7)$$

Il a été montré dans [22] que ce traitement a pour effet d'homogénéiser les zones à faibles variation de niveau de gris et de préserver la position des pixels de contours. Une autre conséquence immédiate est l'accroissement de la corrélation inter-pixels. De plus, l'effet d'accroissement de la bimodalité de l'histogramme des niveaux de gris dans le cas d'une image contenant un objet (ou plusieurs de même nature) dans un fond a été prouvé dans [22]. Elle permet de façon générale d'augmenter la séparabilité des différentes classes de pixels conduisant ainsi à une image plus facile à segmenter. La figure 2 montre les résultats obtenus avec différentes tailles de fenêtre d'analyse.



Image originale



Image contrastée

Figure 1 - rehaussement de contraste



Image originale



Lissée avec une L = 9



Lissée avec L=11

Figure 2 . Filtrage non linéaire (L est la taille de la fenêtre d'analyse)

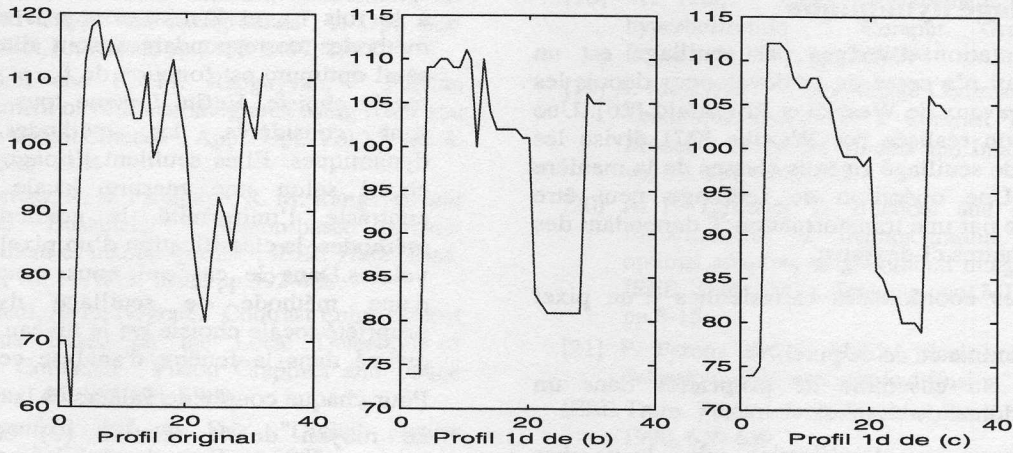


Figure 2 bis . Profils d'intensité correspondants

5 Détection de contours

Dans cette méthode, le niveau de gris moyen des contours estimé localement dans la fenêtre d'analyse est utilisé comme indicateur pour identifier les pixels appartenant à la frontière objet/fond. Un point est déclaré appartenir à un contour si un passage par \bar{E}_{kl} est détecté. Cette stratégie est très similaire à celle basée sur la détection des passages par zéro du laplacien ou de la réponse de l'opérateur de Marr et Hildreth [23]. Dans la méthode proposée ici, on effectue un test sur les deux voisins (celui de gauche, et celui du haut). On forme ainsi le produit des deux différences et on examine son signe pour décider de la présence ou non d'un point contour. La règle de décision est résumée dans les relations données ci-après.

$$(k, l) \in \Omega_0 \text{ si } P_i \leq 0 \quad (i=1,2,3)$$

$$\text{où : } \begin{cases} P_1 = (f_{kl} - \bar{E}_{kl})(f_{k+1,l} - \bar{E}_{k+1,l}) \\ P_2 = (f_{kl} - \bar{E}_{kl})(f_{k,l+1} - \bar{E}_{k,l+1}) \\ P_3 = (f_{k+1,l} - \bar{E}_{k+1,l})(f_{k,l+1} - \bar{E}_{k,l+1}) \end{cases} \quad (8)$$

Où Ω_0 a le même sens qu'avant, c'est à dire l'ensemble des points appartenant aux contours. Le résultat de cette opération non linéaire est une image à deux niveaux (0 si le point vérifie (8) et 1 sinon).

Les résultats obtenus pour différentes tailles de la fenêtre d'analyse sont résumés ci-dessous. Il est à noter que le choix de la taille de la fenêtre joue un rôle similaire à celui du paramètre d'échelle de la gaussienne intervenant dans l'opérateur (LOG) de Marr et Hildreth. Notons aussi que lorsque l'on augmente la taille de la fenêtre il n'apparaît pas de nouveaux contours. Seuls les plus significatifs survivent durant l'évolution de la fenêtre d'analyse. Ce résultat rappelle le principe de causalité exprimé dans l'approche de Witkin [24] et celle Koenderink [25] et repris dans [21].

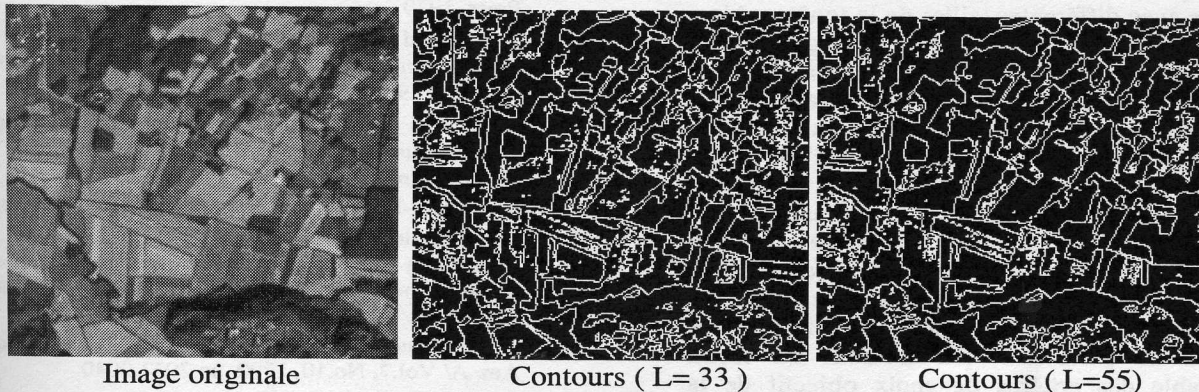


Figure 3 (L est la taille de la fenêtre d'analyse)

6 Seuillage dynamique

La segmentation d'images par seuillage est un domaine qui n'a cessé de se développer depuis les premiers travaux de Weszka et Rosenfeld [26]. Une classification réalisée par Weszka [27] divise les méthodes de seuillage en trois classes de la manière suivante. Une opération de seuillage peut être représentée par une transformation T dépendant des trois paramètres ci-dessous :

- (m,n): les coordonnées cartésiennes d'un pixel donné,
- f_{mn} : la luminance de ce pixel,
- $Z(m,n)$: un ensemble de propriétés dans un voisinage donné de ce pixel.

Weszka donne une classification selon le nombre de paramètres pris en compte. Si seule f_{mn} est prise en compte, on parle de méthodes globales. Leur principe est de seuiller l'ensemble de l'image avec un seuil identique obtenu à partir d'une mesure

globale (tel l'histogramme des niveaux de gris). Si à la fois f_{mn} et $Z(m,n)$ sont pris en compte, les méthodes correspondantes sont dites locales. Le seuil optimum est fonction de f_{mn} et de la propriété locale choisie. Enfin, lorsque tous les paramètres sont considérés, les méthodes sont dites dynamiques. Elles seuillent l'image avec un seuil choisi selon une mesure locale telle que le contraste, l'uniformité, le gradient... Dans ces méthodes, la classification d'un pixel dépend de ses voisins. Dans le cas qui nous concerne, il s'agit d'une méthode de seuillage dynamique. La propriété locale choisie est le niveau de gris moyen estimé dans la fenêtre d'analyse centrée en (k,l). Pour chaque couple de valeurs (k,l) on calcule \bar{E}_{kl} au moyen de la relation (2) et on effectue l'opération de seuillage donnée ci-dessous :

$$g_{kl} = 0 \text{ si } f_{kl} \leq \bar{E}_{kl} \text{ sinon } g_{kl} = 1 \quad (8)$$

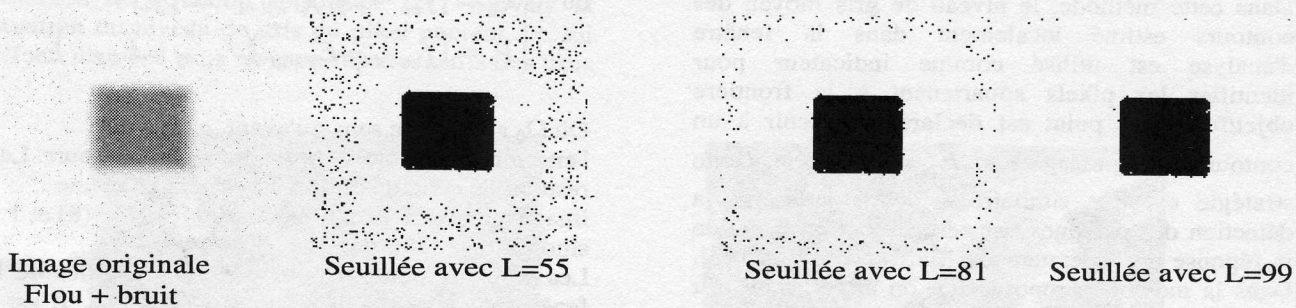


Figure 4 (L est la taille de la fenêtre d'analyse)

7 Conclusion

Il a été montré qu'au moyen d'une analyse simple et d'opérations triviales qu'on peut effectuer différents traitements d'image bas niveau à partir d'une seule donnée : le niveau de gris moyen des contours estimé localement dans une fenêtre glissante. L'intérêt d'une telle méthode est sa simplicité et le fait de pouvoir effectuer les quatre traitements proposés avec différentes tailles de la fenêtre. Ainsi le lissage non linéaire avec une fenêtre égale à celle de l'image conduit à une image pratiquement segmentée en deux classes. De même la détection de contours peut être réalisée à différents niveaux de finesse. De façon générale, si l'on désire effectuer un traitement parmi les quatre, on doit adapter la taille de la fenêtre d'analyse aux caractéristiques fondamentales de l'image et comme c'est le cas de la plupart des méthodes locales. Ainsi, pour une image complexe il convient de choisir une taille faible. Toutefois ces indications intuitives ne permettent pas d'établir de façon indiscutable des critères de choix objectif de la taille de la fenêtre optimale pour une image et une

application données. Ce problème reste posé et constitue l'un des axes futurs à prospecter pour améliorer cette méthode et la rendre ainsi plus flexible.

References

- [1] R. Guenther, " Modern Optics ", Ed. John Wiley & sons, 1990, pp.489
- [2] T. N. Cornsweet, "Visual perception", Academic Press, 1970
- [3] P. Moon and D. E. Spencer, " The Visual effect of nonuniform surrounds", J. Opt. Soc. Am. A, vol 35, 233-248, 1945.
- [4] M.K. Kundu and S. K. Pal, " Thresholding for edge detection using human psychovisual phenomena ", Pat. Recogn. Let., vol 4, 433-441, 1986.
- [5] K. Belkacem-Boussaid, A. Beghdadi and H. Dupoisot " Edge detection using Holladay's principle " , Proceeding of the IEEE International conference on Image Processing , Vol.I , 833-836, Lausanne september, 1996, Ed. IEEE
- [6] E. Peli, "Contrast in complex image", J. Opt. Soc. Am. A/ Vol.7, No.10, 1990, pp.2032-2040.

- [7] O. Lillesæter, "Complex contrast, a definition for structured targets and backgrounds", *J. Opt. Soc. Am. A*/ Vol.10, No.12, pp.2453-2457, 1993.
- [8] R. Gordon and R. M. Rangayyan, " Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods", *Appl. Opt.* Vol.23, no. 4, pp.560-564, 1984
- [9] W. M. Morrow, R. B. Paranjape, R. M. Rangayan and J. E. L. Desautels, " Region-based contrast enhancement of mammograms ", *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.11, n°3, 1992, pp.392-406.
- [10] A. Beghdadi, A. Le Négrate. " Contrast Enhancement Technique Based on the Local Detection of Edges ", *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 46, 162-174, 1989.
- [11] A. Rosenfeld and A. Kak, "Digital picture processing ", Ed. Academic Press 1982
- [12] F. Kammoun et J.P. Astruc, " augmentation de contraste adaptive suivant les niveaux de gris des contours ", *Rev. Phys. Appl.* 25, 1990, pp.1029-1035.
- [13] T. H. Yu and S. K. Mitra, " A new adaptive image contrast enhancement method ", *SPIE*, vol. 1903 *Image and video Processing*, 1993, pp.103-1110
- [14] L. Dash and B.N. Chatterji, "Adaptive contrast enhancement and de-enhancement ", *Pattern Recognition*, vol.24, no.4, 1991, pp.289-302
- [15] J. M. Jolion, " Analyse multirésolution du contraste dans les images numériques ", *Traitement du signal*, vol.11, no.3, 1994, pp.245-255.
- [16] D. Mukherjee and B. N. Chatterji, " Adaptive neighborhood extended contrast enhancement and its modifications ", *CVGIP : Graph. Models Image Process.*, vol.57, n°3, 1995, pp.254-265
- [17] R. Humel, " Image enhancement by histogram transformation ", *Comput. Graphics Image Process.* 6, 1977, pp. 184-195
- [18] W. Frei, " Image enhancement by histogram hyperbolization ", *Comput. Graphics Image Process.* 6, 1977, pp. 286-294
- [19] A. Mokrane, " A New Image Contrast Enhancement Technique Based on a Contrast Discrimination Model ", *Graphical Models and Image Processing*, vol 54, 171-180, 1992.
- [20] A. P. Dahwan, G. Buelloni and R. Gordon, " Enhancement of mammographic features by optimal adaptive neighborhood image processing", *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.MI-5,No1, 1986, pp.8-15.
- [21] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion" *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol.12, No.7, 1990, 629-639.
- [22] A. Le Négrate, A. Beghdadi and H. Dupoisot. "An Image Enhancement Technique and its Evaluation through Bimodality Analysis ", *Computer Vision Graphics and Image Processing : Graphical Models and Image Processing*, Vol. 54, N°. 1, Jan. 1991, 13-22.
- [23] D. Marr and Hildreth, " Theory of edge detection ", *Proc. Roy. Soc. London Ser. B* 207, 1980, pp.187-217.
- [24] A. Witkin, "Scale-space filtering ", in *Int. Joint Conf. Artificial Intelligence*, Karlsruhe, West Germany, 1998, pp.1019-1021.
- [25] J. J. Koenderink, " the structure of images ", *Biol. Cybern.* 50, 1984, pp.363-370.
- [26] J. Weszka and A. Rosenfeld, " Threshold evaluation techniques ", *IEEE Trans. SMC*, vol. SMC-8, n°8, 1978, pp.622-629
- [27] J. Weszka, " A survey of threshold selection techniques ", *Comput. Graph. Image Process.*, vol.7, n°2, 1978, pp.259-26