

Evaluation de l'Asymétrie de Couleur des Lésions Mélanocyte

R.KASMI, UNIV OF BEJAIA.
kasmireda@yahoo.ca

K.MOKRANI, LABORATORY LTII UNIV OF BEJAIA.
k.mokrani@yahoo.fr

Résumé- dans ce travail on présente un procédé pour l'estimation d'asymétrie de couleur des lésions mélanocytes, basée dans le calcul des distances couleur de par et d'autre des axes de symétrie. Les images étant en RVB, seront converties dans l'espace $l^*a^*b^*$, et mappées et simplifiées en blocs en calculant la couleur moyenne de chaque blocs, les distances Euclidiennes sont calculées entre deux blocs opposés par rapport aux axes de symétrie. Le seuil pris est le JND (Just Noticeable Perceptible).[1]

I. INTRODUCTION

Le mélanome est le cancer de la peau le plus mortel, Jusqu'à aujourd'hui il n'existe aucun traitement médical contre sont l'avancée, la seule façon de le traiter est l'exérèse une fois détecté tôt, En général, les dermatologues utilisent la règle ABCD pour le diagnostic de mélanomes, ou les paramètres A : Asymétrie, B (Bord), C (Couleur), et D (Différentes structures). Cette détection est estimée par le TDS (Total Dermoscopy Score) définie par $TDS = A * 1.3 + B * 0.1 + C * 0.5 + D * 0.5$, le score est divisé en trois groupes : $TDS < 4.75$ pour les lésions bénignes, $4.75 < TDS < 5.45$ suspect et maligne si $TDS > 5.45$. [3][2].

II. ASYMETRIE

L'asymétrie de couleur est estimée par rapport aux deux axes de symétrie, pour cela on cherche l'axe de symétrie principale puis en place le deuxième axe à 90° du premier en passant par le centre de gravité de la lésion. Si la lésion est symétrique le A prend 0 point, si y a une asymétrie par rapport à l'un des axes A est estimé à 1, et 2 dans le cas où y a asymétrie par rapport aux deux axes. [4]

III. PRETRAITEMENTS

1) Filtre médiane

Les images de notre base de données étant affectées par des bruits de type impulsions, nous avons utilisé un filtre médian (fenêtre 11×11), qui

élimine ce type de bruit et de minimisé les bull d'aire du au liquide ajouté pour avoir une meilleure acquisition. [5]

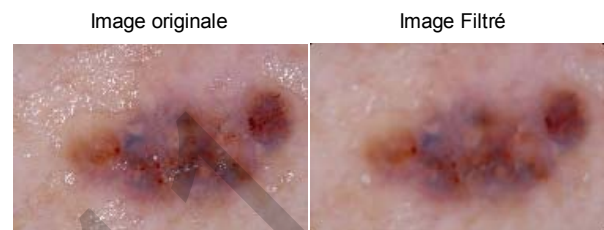


Fig.1: Réduction de bulls d'air après filtrage.

2) DullRazor

Le filtre DullRazor est essentiel pour enlever les poils éventuels de l'image, autrement cela entrainera une mauvaise localisation de la lésion. (Fig.2) [6]



Fig.2 : Suppression des poils par DullRazor.

3) La transformée Karhunen-Loève

L'étape suivante de prétraitement est l'application de la transformée Karhunen-Loève (KL) dans le but de faciliter la segmentation en mettant en évidence le contour. [7, 8]

Pour les images couleur la transformée KL est appliquée aux trois composantes couleurs. La première composante principale, correspondant à la valeur propre maximale, contiendra le maximum de variance. La plus grande variation est à la limite entre la lésion et la peau qui l'entoure. [9]

Soit une image (m, n) couleur avec ses trois composantes couleurs: $r(m, n)$, $v(m, n)$ et $b(m, n)$

$$S = \begin{bmatrix} r(1,1) & r(1,2) & \dots & r(1,N) & r(2,1) & \dots & r(M,N) \\ v(1,1) & v(1,2) & \dots & v(1,N) & v(2,1) & \dots & v(M,N) \\ b(1,1) & b(1,2) & \dots & b(1,N) & b(2,1) & \dots & b(M,N) \end{bmatrix}$$

\bar{s} contient les échantillons des 3 couleurs moyennes

$$\bar{s} = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \begin{bmatrix} r(m,n) \\ v(m,n) \\ b(m,n) \end{bmatrix}$$

La matrice de covariance est donnée comme :

$$C = \frac{1}{MN} (SS^T - \bar{s}\bar{s}^T)$$

elle peut être décomposée en valeurs propres

$$C = E\Lambda E^T$$

Où $E = [e1 \ e2 \ e3]$ est une matrice qui contient les vecteurs propres de C , et Λ est une matrice diagonale qui contient les valeurs propres de C en ordre décroissant $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0$.

La TKL est définie comme :

$$\forall k \in \{1, 2, \dots, MN\},$$

$$z_k = E^T (s_k - \bar{s})$$

Où s_k sont les vecteurs colonnes de S , et z_k est une projection de l'image sur la nouvelle base. [10, 11]

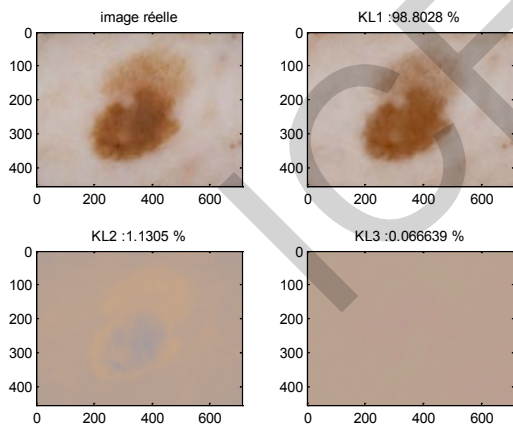


Fig. 3: Résultat de la Transformé KL : en haut à gauche : image réel, en haut à droite : la première composante principale avec 98.8028 % de variance. En bas à gauche : la 2ime composante avec 1.1305% de variance, en bas à droite 3ime composante avec 0.0666% de

4) Détection de contour

Afin de localiser les pixels de la lésion et de détecter le contour on a opté pour une binarisation d'image, le contour est détecté comme la frontière

entre le noir et le blanc. La binarisation est faite par Otsu

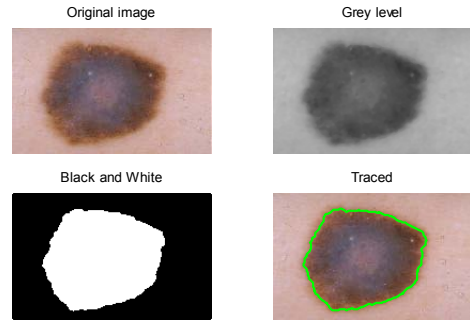


Fig.4: Résultat de la segmentation utilisant Otsu et détection de contour.

5) Détection des axes

Afin de mesurer les axes de symétrie, on a utilisé les moments d'inertie. [9,11]

Les moments sont calculés à partir des pixels du contour comme le montre l'équation suivante [14]:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q C(x,y)$$

$C(x,y)$: Contour de l'image binaire

Les moments sont définis par :

m_{00} : est la surface du masque

m_{10} , m_{01} : les moments du premier ordre, utilisés pour calculer les coordonnées du centre du masque $c = (c_x, c_y)$ tel que

$$c_x = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad ; \quad c_y = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

m_{11} , m_{02} , m_{20} : les moments de deuxième ordre déterminent l'orientation de l'objet ; et peuvent être utilisés pour la construction de l'axe principal (inertie) de l'objet. [10] [9]

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - c_x)^p (y - c_y)^q C(x,y)$$

La direction du grand axe correspond au moment d'inertie le plus faible pour le mélanome. On rappelle que le moment d'inertie suivant la droite formant un angle φ avec l'axe horizontal est :

$$I(\varphi) = \sum_{(i,j) \in C} D_i^2(i,j) = \sum_{(i,j) \in C} [-i \times \sin(\varphi) + j \times \cos(\varphi)]^2$$

Le minimum de I est atteint pour l'angle tel que :

$$\frac{\partial I(\varphi)}{\partial \varphi} = 0$$

On obtient alors la formule suivante qui nous permet de déterminer l'angle que fait le grand axe avec l'axe horizontal. L'angle que fait le premier axe principal par rapport à l'horizontal est [10, 9]:

$$\varphi_0 = 0.5 \tan^{-1} \left[\frac{2m_{12}}{m_{11} - m_{22}} \right]$$

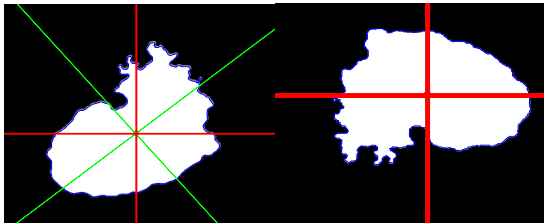


Fig.5: Détection d'axes de symétries

Sur la figure de gauche les axes de symétrie en pointillés, à droite l'image tournée d'une manière à avoir l'axe de symétrie horizontal.

IV. COULEUR L*a*b*

L'espace couleur L*a*b* est établi par la Commission internationale de l'Eclairage (CIE) en 1976, il est considéré comme l'espace couleur uniforme et homogène, ou la distance Euclidienne calculé dans cet espace est proche de la perception visuelle humaine. [12]

1) Distance Euclidienne

$$\Delta E = \sqrt{(L_{b1} - L_{b2})^2 + (a_{b1} - a_{b2})^2 + (b_{b1} - b_{b2})^2}$$

ΔE : Euclidian distance

L_{b1}, a_{b1}, b_{b1} : Composantes du premier bloc

L_{b2}, a_{b2}, b_{b2} : Composantes du deuxième bloc

2) JND (just Noticeable perceptible)

C'est la variation nécessaire entre deux couleurs pour que l'œil puisse détecter la différence. [13][14]

JND est définie de cette façon:

$\Delta E_{L^*a^*b^*}$	Effet
< 3	No perceptible
3 < 6	Perceptible mais acceptable
> 6	perceptible

Dans notre travail nous avons pris le seuil égal à 6.

VII. ASYMETRIE DE COULEUR

On effectue un mappage sur l'image, pour cela la lésion est encadrée et les dimensions de chaque bloc est pris comme 10% de largeur et 10% de longueur de la lésion, un bloc est pris en considération sauf si plus de 25% de sa surface est incluse dans la lésion, la moyenne de chaque composante couleur est calculée. Après conversion à l'espace L*a*b*, on calcule les distances euclidienne entre deux blocs sélectionnés de part et d'autre de l'axe de symétrie.

Le mappage et la transformation est montré sur la figure suivante:

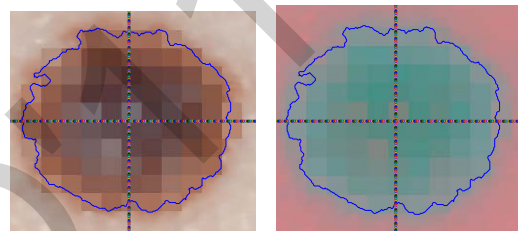


Fig.6: Division en blocs et conversion de couleur.

On a prit le seuil de distance entre deux blocs égal à 6 (JND), et si plus de 30% de distances dépassent le seuil, la lésion est considérée comme asymétrique par rapport a l'axe concerné. Le même procédé est effectué pour le deuxième axe de symétrie.

VIII. APPLICATION ET RESULTATS

Premièrement on a modifié l'image d'une façon à avoir la lésion symétrique, par et aux axes l'horizontal et a la vertical Fig.7

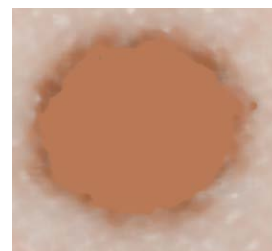


Fig.7: Image symétrique

Résultats des distance entre blocs

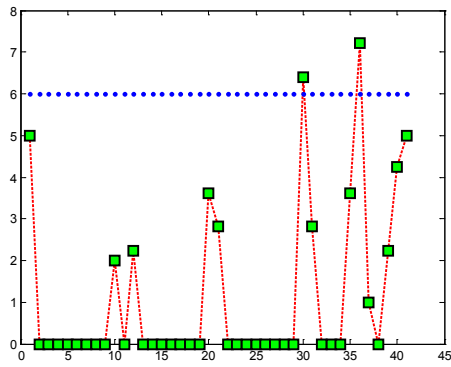


Fig.8 : Distances couleur selon axe horizontal

Nombre de blocs symétrique : 39
 Nombre de blocs asymétrique : 2

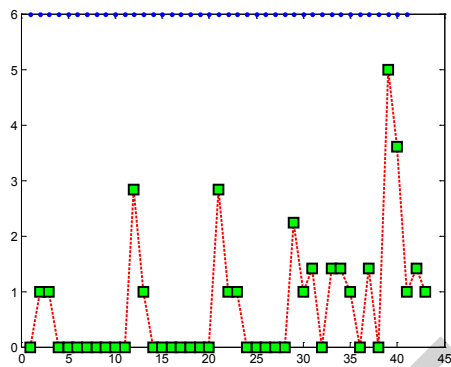


Fig.9 : Distances couleur selon l'axe vertical.

Nombre de blocs symétrique: 43
 Nombre de blocs asymétrique : 0

On remarque que la plus part des distance sont inférieure a 6, par rapport aux deux axes de symétrie.

Pour le deuxième exemple on modifie l'image, pour qu'elle soit asymétrique **Fig.8**.

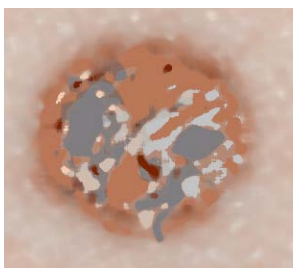


Fig.10: Image Asymétrique

Résultats des distances

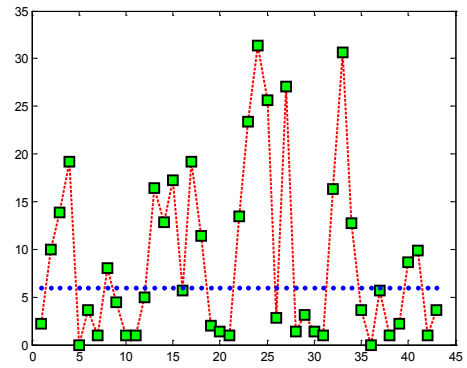


Fig.11 : Distances couleur selon axe horizontal

Nombre de blocs Symétrie : 24
 Nombre de blocs Asymétrie: 19

Plus de 30% de distances asymétrie, on juge que la lésion est asymétrique par rapport a axe horizontal

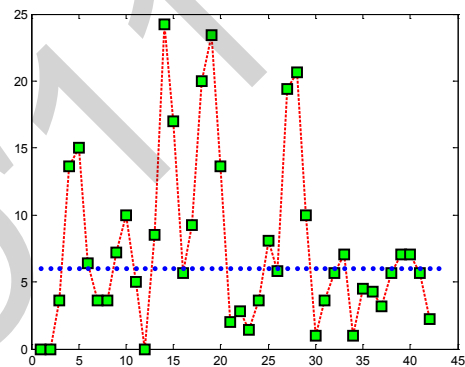


Fig.12 : Distances couleur selon l'axe vertical.

Nombre de blocs Symétrie : 23
 Nombre de blocs Asymétrie: 19

Plus de 30% de distances asymétrie, on juge que la lésion est asymétrique par rapport a axe vertical.

IX.

IX. APPLICATION A L'IMAGE REELLE

Des ription de la base de données : la taille des images est de 712 x 454 ; la base de données utilisé dans ce mémoire est constituée de 204 images obtenue de EDRA (Interactive Atlas of Dermoscopy). [13]

1) *Lésion bénigne symétrique*

Fig.13: Image bénigne symétrique.

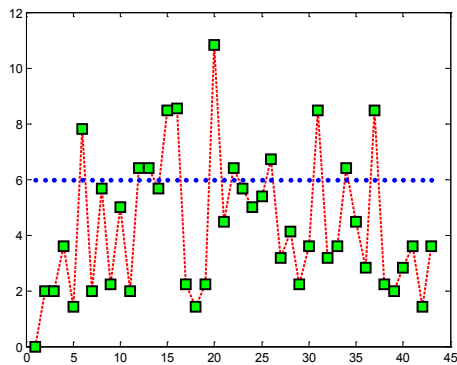


Fig.14 : Distances couleur selon l'axe horizontal.

Nombre de blocs Symétrie : 32

Nombre de blocs Asymétrie: 11

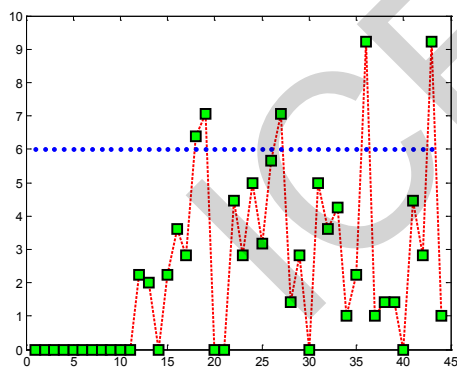


Fig.15: Distances couleur selon l'axe vertical.

Nombre de blocs Symétrie : 39

Nombre de blocs Asymétrie: 5

2) *Lésion maligne asymétrique*

Fig.16 : lésion maligne asymétrique.

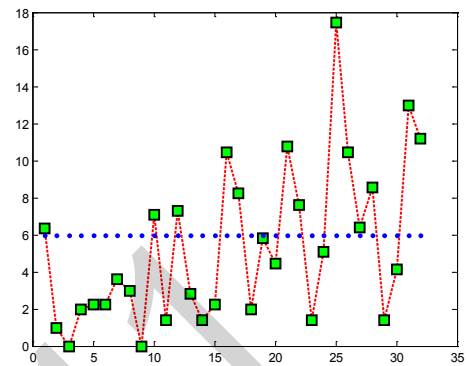


Fig.17 : Distances couleur selon l'axe horizontal.

Nombre de blocs Symétrie : 19

Nombre de blocs Asymétrie: 13

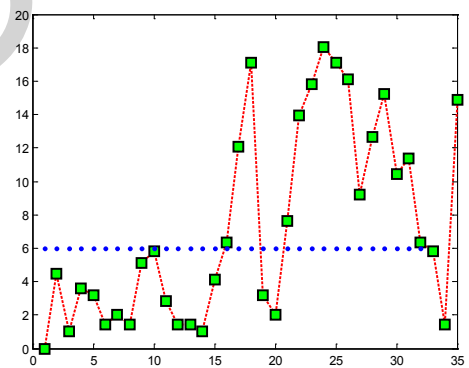


Fig.18 : Distances couleur selon l'axe vertical.

Nombre de blocs Symétrie : 19

Nombre de blocs Asymétrie: 16

X. CONCLUSION

Dans ce travail, nous présentons une approche qui permet de détecter l'asymétrie/symétrie des lésions mélanocytaires d'une façon automatique.

Un prétraitement est implémenté dans le but de filtrer les bruits et d'éliminer les poils. Après transformation de l'image par KL, Otsu est utilisé pour localiser la lésion, cette dernière est encadrée et mappée en partant par les deux axes en calculant les

distances couleur des blocs de par et d'autre des axes de symétrie. L'espace I^*a*b est choisi pour son uniformité et donne un seuil automatique proche de la perception visuelle humaine.

Les résultats sont assez intéressants vu que les décisions prises visuellement par rapport à l'asymétrie, sont trouvées par l'approche présentée.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] B. Guillot, « Dépistage et cancers cutanés », Springer-Verlag France, Paris, 2008.
- [2] G.Grammatikopoulos, A.Hatzigaidas, A.Papastergiou, P.Lazaridis, Z.Zaharis, D.Kampitaki, G.Tryfon, Automated malignant melanoma detection using matlab, ScienceDirect, 4 August 2008.
- [3] Josep Malvehy, Susana Puig, Ralph P Braun, Ashfaq A Marghoob, Alfred W Kopf, Handbook of dermoscopy, Taylor&Francis group, United Kingdom in 2006.
- [4] Klaus-P. Wilhelm, Peter Elsner, Enzo Berardesca, Howard I. Maibach, Bioengineering of the skin: skin imaging and analysis second edition, informa healthcare USA, Inc. 2007.
- [5] M.MESSADI, A.BESSAID and A.TALEB-AHMED. Extraction of specific parameters for skin tumour classification. *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol. 33, No. 4, May 2009, 288–295.
- [6] Lee, T., Gallagher, R., Coldman, A. and McLean, D., A software approach to hair removal from images. *Cancer Control Research*, 21(6), 533–543. , 1997
- [7] L. Da Fontoura Costa, R. Marcondes, « Shape Analysis and Classification », CEC Press LLC, 2001.
- [8] M Hintz-Madsen. “A probabilistic framework for classification of dermatoscopic images”. Ph.D. Thesis, October 29, 1998.
- [10] M.Messadi, A.Bessaid, A.Taleb-Ahmed. “Extraction of specific parameters for skin tumour classification”. *Journal of Medical Engineering & Technology*, Vol.33, No.4, pp. 288-295. 2009
- [11] M. H. Madsen. “A probabilistic framework for classification”. Ph.D thesis, Octobre.1998
- [12] H.Thomas, Segmentation automatique d'image pour le suivi des cicatrices suite à une chirurgie de la scoliose, Université de monreal, Juin 2003.
- [13] G. Argenziano, H.P. Soyer, V. De Giorgi, D. Piccolo, P. Carli, M. Delno et al. *Dermoscopy: A Tutorial*. Milan, Italy: EDRA Medical Publishing & New Media. 2002.
- [9] E. Zagrouba, W.Barhoumi. “A preliminary approach for the automated recognition of malignant melanoma”, *Image Anal Stereol*; 23, pp.121-135, March 15, 2004.