

Diagnostic différentiel précoce de l'ulcère de Buruli sous forme de papule et de la lèpre tuberculoïde basé sur la caractérisation de textures dans les images macroscopiques de la couche cornée de la peau noire par un nouveau modèle associé aux coefficients d'ondelettes

[Early differential diagnosis of papule-like Buruli ulcer and tuberculoid leprosy based on characterization of textures in macroscopic images of the stratum corneum of black skin by a new model associated with wavelet coefficients]

A. Azoma¹, K.M. Assogba², A. Vianou³, and H. Adegbidi⁴

¹Laboratoire d'Electrotechnique, de Télécommunications et d'Informatique Appliquée (LETIA), Ecole Polytechnique d'Abomey-Calavi (EPAC) 01 BP 2009, Benin

²Laboratoire d'Electrotechnique, de Télécommunications et d'Informatique Appliquée (LETIA), Ecole Polytechnique d'Abomey-Calavi (EPAC) 01 BP 2009, Benin

³Ecole Doctorale des Sciences de l'Ingénieur (ED-SI), Université d'Abomey-Calavi, Benin

⁴Faculté des Sciences de la Santé (FSS), Université d'Abomey-Calavi 01 BP 526, Benin

Copyright © 2018 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the *Creative Commons Attribution License*, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: Buruli ulcer and tuberculoid leprosy are two skin diseases affecting virtually the same areas of the body. In the early state on black skin, the skin affected by these diseases has not only few specificities but especially a low contrast with healthy skin. Which makes any diagnosis difficult. However, these diseases, which are belatedly detected or badly treated, cause aesthetic bodily damage and also major handicaps. The present work therefore focuses on this early diagnosis and is based on the characterization of the textures of these affections in the macroscopic images of the black skin. For this purpose, a baseline of these two diseases certified by dermatologists is set up. Then with MATLAB R2015a, we extract the textures in the digital images of the certified affections and the affection to be identified by the Haar wavelet transform. The histograms of the obtained detail images are approximated by a family of non-zero mean Asymmetric Gaussian Distributions (AGGD). The Gaussian distribution that best fits the histogram for each image is determined after the Kolmogorov-Smirnov fit test. The parameters of this Gaussian Distribution are the characteristics of the textures for each condition. Finally, based on these characteristics, the Jeffreys divergence is calculated and allows to identify Buruli ulcer and tuberculoid leprosy. Applied to multiple disease images, the non-zero mean AGGD model provided an identification rate of 90% versus 66.66% for the existing zero average AGGD model.

KEYWORDS: Characterization of textures, macroscopic images of black skin, wavelet transform, divergence of Jeffreys.

RESUME: L'ulcère de Buruli et la lèpre tuberculoïde sont deux maladies cutanées affectant pratiquement les mêmes endroits du corps. A l'état précoce sur la peau noire, la peau affectée par ces maladies présente non seulement peu de spécificités mais surtout un faible contraste avec la peau saine. Ce qui rend délicat tout diagnostic. Or ces maladies tardivement détectées ou mal soignées provoquent des dommages corporels esthétiques et aussi d'handicaps majeurs. Le présent travail porte donc sur ce diagnostic précoce et est basé sur la caractérisation des textures de ces affections dans les images macroscopique de la peau noire. A cet effet, une base de référence de ces deux affections certifiées par des dermatologues est mise en place. Ensuite avec MATLAB R2015a, nous extrayons les textures dans les images numériques des affections certifiées et de l'affection à identifier par la transformée en ondelettes de Haar. Les histogrammes des images de détails obtenues sont approximés par

une famille de Distributions Gaussiennes Généralisées Asymétriques (AGGD) à moyenne non nulle. La distribution Gaussienne qui s'ajuste le mieux à l'histogramme, pour chaque image, est déterminée à l'issue du test d'adéquation de Kolmogorov-Smirnov. Les paramètres de cette Distribution Gaussienne constituent les caractéristiques des textures pour chaque affection. Enfin sur la base de ces caractéristiques, la divergence de Jeffreys est calculée et permet d'identifier l'ulcère de Buruli et la lèpre tuberculoïde. Appliqué sur plusieurs images d'affections, le modèle AGGD à moyenne non nulle a fourni un taux de d'identification de 76% contre 63,53% pour le modèle AGGD à moyenne nulle existant.

MOTS-CLEFS: Caractérisation de textures, images macroscopiques de la peau noire, transformée en ondelettes, divergence de Jeffreys.

1 INTRODUCTION

En dermatologie, l'imagerie médicale joue un rôle important dans la détection des pathologies depuis que son intérêt a été prouvé en 1992 (Stoecker et Moss, 1992). La texture est omniprésente dans ces images et peut se définir comme un ensemble de primitives de taille et de forme variables, présentant une organisation spatiale particulière. (Haralick, 1979), (Cocquerez et al., 1995), (Borges et al., 2000). Elle joue un rôle important en analyse d'images dans les applications de caractérisation, de segmentation et de classification. Mais en pratique dermatologique sur la peau noire, la prise en charge des maladies pose quelques problèmes dus au faible contraste entre peau saine et zone affectée, aux techniques d'exploration inadéquates car les appareils conçus recherchent sur la peau des zones de fortes concentration en mélanine or c'est cette mélanine qui confère à la peau noire sa couleur, à l'inefficacité sur la peau noire des méthodes non invasives appliquées avec succès sur la peau blanche. Il apparaît alors nécessaire de développer d'autres méthodes pour aider à mieux comprendre les affections de la peau noire. C'est dans ce contexte que nous proposons une nouvelle méthode de caractérisation des textures dans les images numériques de la peau noire basée sur la décomposition en ondelettes. Plusieurs méthodes de traitement basées sur l'analyse de la texture dans les images numériques existent (Lefebvre, 2011), (Lasmar, 2012). Parmi celles-ci, celles qui caractérisent la texture à partir d'une analyse des coefficients issus d'une décomposition en ondelettes des images apparaissent intéressantes dans le contexte de la peau noire car elles sont non supervisées. Ainsi pour modéliser analytiquement ces sous bandes, (Lefebvre, 2011) a introduit le modèle Gaussien généralisé étendu au modèle Gaussien généralisé asymétrique par (Lasmar, 2012). Mais tous ces modèles sont symétriques ou asymétriques par rapport à une moyenne nulle qui ne l'est pas en réalité. Cette hypothèse fait que ces modèles ne peuvent pas produire de résultats fiables dans la détection et l'identification sur la peau noire des lèpres tuberculoïde et lépromateuse et méritent d'être ajustés. Dans ce travail, pour tenir compte du faible contraste entre la peau saine et la peau affectée et donc mieux détecter et identifier ces affections sur la peau noire, nous proposons un modèle Gaussien généralisé asymétrique par rapport à une moyenne non nulle.

2 MATÉRIEL ET MÉTHODES

2.1 MATÉRIEL

Nous utilisons des images macroscopiques cliniques prises avec une caméra digitale HD, obtenues auprès du Service de Dermatologie de l'Hôpital Universitaire Hubert Maga de Cotonou. Notre base de données contient cent vingt deux images d'ulcères de Buruli sous forme de papule et de lèpres tuberculoïde à l'état précoce (Cf. figure1). Nous écrivons et implémentons nos algorithmes avec MATLAB R2015a

2.2 MÉTHODES

La méthodologie adoptée est la suivante (Cf. figure 2):

2.2.1 LA BASE D'IMAGES

Elle est constituée d'images d'ulcère de Buruli sous forme de papules et de lèpres tuberculoïdes de même taille 100x100 pixels certifiées par le Service de Dermatologie de l'Hôpital Universitaire Hubert Maga de Cotonou. L'image requête représentant l'affection à identifier est aussi de même taille. Pour réduire le bruit dû aux valeurs aberrantes de pixels isolés nous appliquons à ces images en niveaux de gris, le filtre médian défini par la formule (1) :

$$h(x, y) = \text{mediane} \{ I(m, n) / (m, n) \in S(x, y) \} \quad (1)$$

où h représente le filtre médian, I l'image en niveau de gris à filtrer et $S(x, y)$ un voisinage 3x3 de (x, y) .

2.2.2 LE CALCUL DES SIGNATURES

Pour obtenir les signatures, ces images passent par les étapes suivantes :

2.2.2.1 PARTITIONNEMENT DES IMAGES FILTRÉES

Pour apprécier localement les dégradations des textures et donc de la peau sur toute la surface de l'affection, chaque image est partitionnée en cinq régions par des fenêtres d'analyse orientées bloc (Ying, 2003) de taille 100x20 pixels par l'application de cinq masques de taille 100x100 pixels et de contenus différents (Cf. figure 3)

2.2.2.2 DÉCOMPOSITION EN ONDELETTES DE HAAR DES IMAGES FILTRÉES

La transformée en ondelettes décompose un signal d'entrée $x(t)$ en une série de fonctions d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ (formule 2) qui dérivent d'une fonction mère $\psi(t)$ donnée par des opérations de dilatation et de translation (formule 3).

$$C_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}(t)dt \quad (2)$$

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a \neq 0 \quad (3)$$

Avec a le facteur d'échelle, le b facteur de translation. Les coefficients $C_{a,b}$ résultant de cette transformation (Grossman et Morlet, 1984) contiennent des informations concernant le $x(t)$ étudié à différentes échelles. Dans le cas des images la transformée en ondelettes est appliquée grâce à un banc de filtres passe-bas g et passe-haut h ligne par ligne d'abord, ensuite colonne par colonne. Quatre images sont alors générées à chaque niveau. Dans le cas des présents travaux, les images M_i issues du partitionnement sont décomposées par ondelettes en deux niveaux avec l'ondelette mère de Haar selon le schéma (Van de Wouwer et al.1999) (cf. figure 4). Les images I_{h2} , I_{v2} , I_{d2} représentent les composantes de détails en hautes fréquences de niveau deux et caractérisent la texture de l'affection dans les directions horizontale, verticale et diagonale (Lefebvre, 2011).

2.2.2.3 CARACTÉRISATION DES COMPOSANTES DE DÉTAILS PAR L'AGGD À MOYENNE NON NULLE

Les histogrammes de chaque composante portent des informations sur les textures de l'affection (Lefebvre, 2011). Mais ils sont souvent bruités car comportant des valeurs aberrantes ou manquantes. Il faut alors les approximer par une loi paramétrique. La distribution de l'histogramme d'une composante de détails suit une Distribution Gaussienne Généralisée Asymétrique (AGGD) par rapport à une moyenne nulle (Lasmar, 2012). Afin de l'adapter aux spécificités de la peau noire, nous y introduisons une moyenne non nulle μ pour obtenir une distribution Gaussienne généralisée asymétrique par rapport à une moyenne non nulle :

$$p(x, \alpha_L, \alpha_R, \beta) = \frac{\beta}{(\alpha_L + \alpha_R)\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} e^{-\left(\frac{|x-\mu|}{\alpha_L}\right)^\beta} \quad \text{si } x < \mu \quad (4)$$

$$p(x, \alpha_L, \alpha_R, \beta) = \frac{\beta}{(\alpha_L + \alpha_R)\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} e^{-\left(\frac{|x-\mu|}{\alpha_R}\right)^\beta} \quad \text{si } x \geq \mu \quad (5)$$

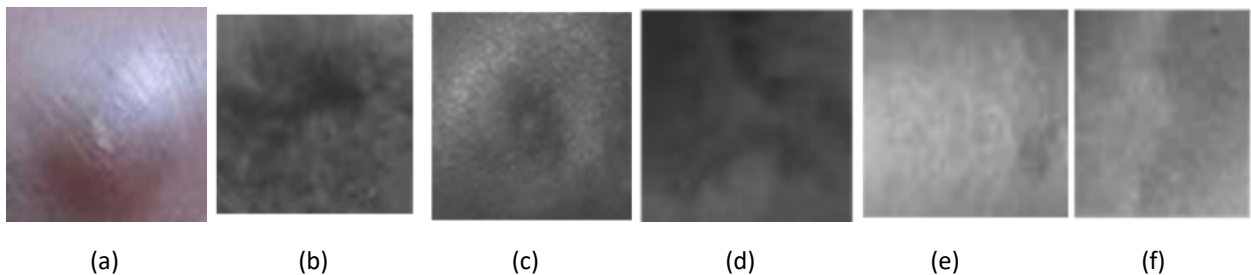


Fig. 1. Images précoces (a), (b) et (c) : ulcère de Buruli et (d), (e) et (f) : lèpre tuberculoïde

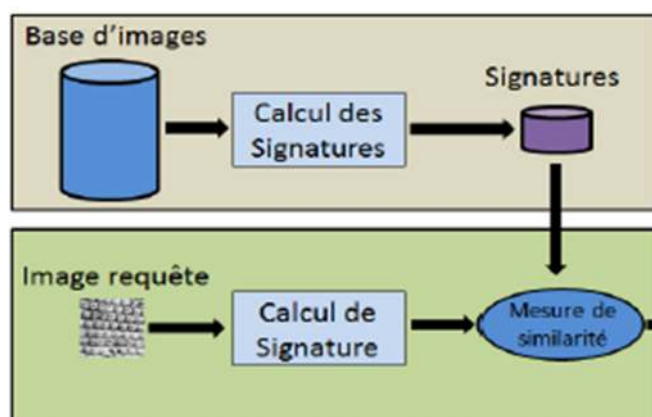


Fig. 2. Principe général de recherche d'images par le contenu texture (Lasmar, 2012)

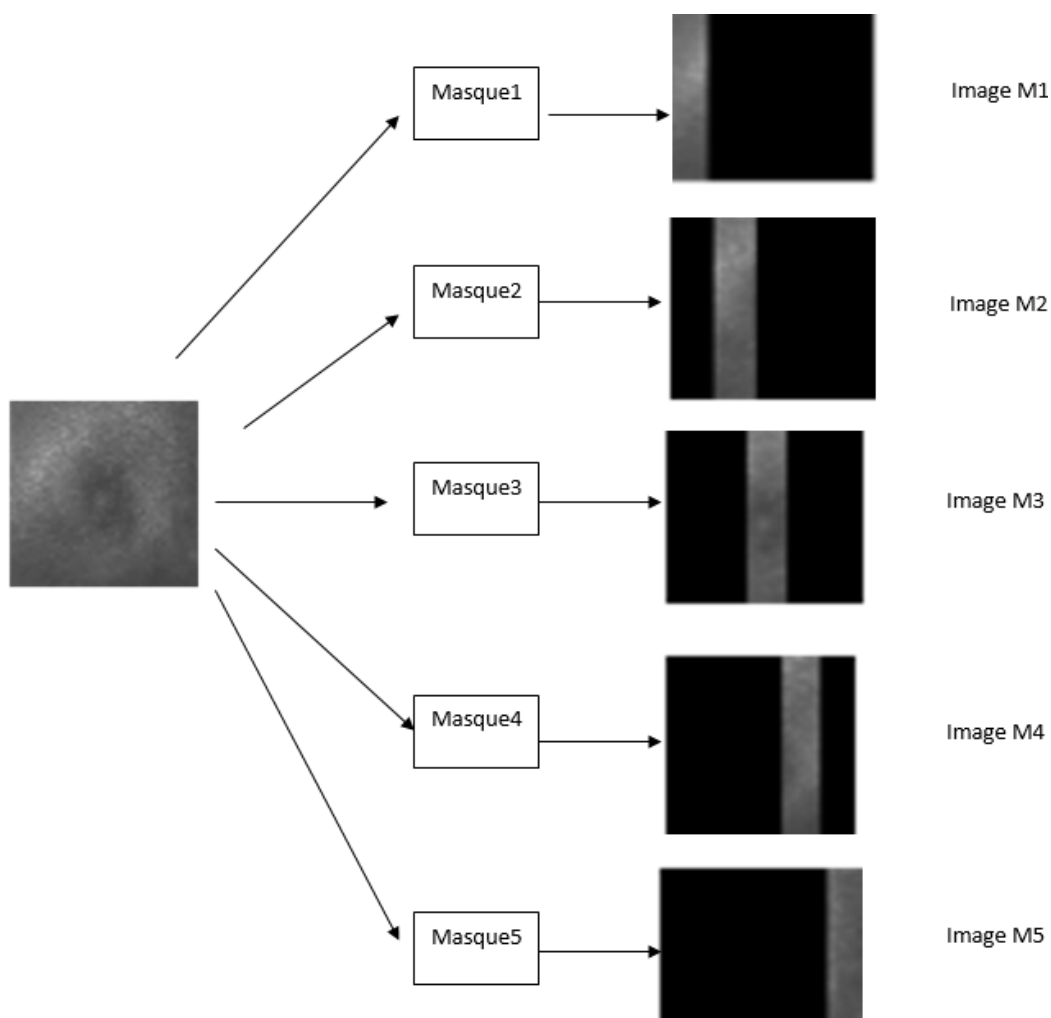


Fig. 3. Partitionnement de l'image de l'affection

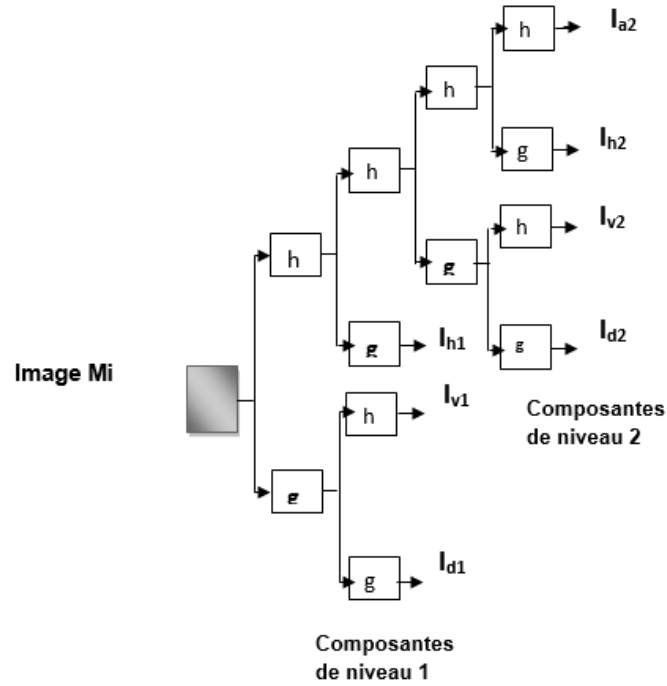


Fig. 4. Décomposition en ondelettes de niveau 2 (Van de Wouwer et al., 1999)

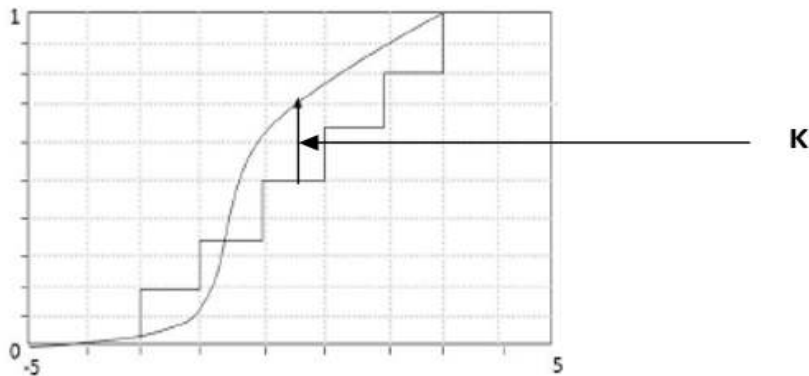


Fig. 5. Distance de Kolmogorov Smirnov (Mcheik, 2010)

Où α_L, α_R sont les paramètres d'échelle respectivement à gauche à droite et β le paramètre de forme ; avec x le niveau de gris d'un pixel (i,j) de l'image de détails,

$$\alpha_L = \left(\frac{\beta \left(1 + \frac{1}{\gamma}\right)}{N} \sum_{\substack{i=1 \\ x_i < \mu}}^N |x_i|^\beta \right)^{1/\beta} \quad (6)$$

$$\alpha_R = \left(\frac{\beta \left(1 + \frac{1}{\gamma}\right)}{N} \sum_{\substack{i=1 \\ x_i \geq \mu}}^N |x_i|^\beta \right)^{1/\beta} \quad (7)$$

μ le niveau de gris moyen des pixels (i,j) de l'image de détails

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (8)$$

$$Y = \left(\frac{\sum_{i=1}^{N_L} |x_i|^\beta}{\sum_{i=1}^{N_R} |x_i|^\beta} \right)^{\frac{1}{1+\beta}} \quad (9)$$

$$N_L = \text{card}(x_i, x_i < 0) \quad (10)$$

$$N_R = \text{card}(x_i, x_i \geq 0) \quad (11)$$

(Lasmar, 2012) a défini des valeurs de β que nous avons complété tel que : $\beta \in \{0,1 ; 0,3; 0,5; 0,7; 0,9 ; 1; 2; 3; 4;5 ;7 ;8\}$. Ainsi donc pour chacune des textures diagonale, horizontale et verticale, nous avons douze courbes candidates à l'approximation mais il faut en retenir une seule. A cet effet, nous calculons la qualité d'ajustement de chacune des courbes aux histogrammes par la distance K de Kolmogorov-Smirnov (Mcheik, 2010) (cf. Figure 5) par la formule (12).

$$K_i = \sup |\text{hist}(x) - P(x, \alpha_i, \beta_i)| \quad i = 1,2 \dots \dots 12 \quad (12)$$

La courbe qui s'ajuste le mieux est tel que:

$$K_0 = \min(K_i) \quad (13)$$

Nous en déduisons les paramètres α_{L0} , α_{R0} et β_0 caractéristiques de la texture de chaque partition M_i ($i=1,2,\dots,5$) de l'affection considérée.

2.2.2.4 SIGNATURES OBTENUES

Pour chaque affection, nous obtenons la texture diagonale constituée des paramètres $\beta_d, \alpha_{dR}, \alpha_{dL}$, la texture horizontale constituée des paramètres $\beta_h, \alpha_{hR}, \alpha_{hL}$ et la texture verticale constituée des paramètres $\beta_v, \alpha_{vR}, \alpha_{vL}$. Pour chaque affection de références comme pour l'image à identifier, la divergence de Jeffreys (Lasmar, 2012) est calculée entre la composante de détails $Iv1$ de $M1$ et celle Ivi ($i=1,2,\dots,5$) de chacune des images $M2, M3, M4$ et $M5$ par la formule (14) en utilisant les paramètres de la texture verticale:

$$J_D(Iv1/Ivi) = \left[\frac{\alpha_R^\beta \alpha_L^{\beta+1} \alpha_{Rq}^\beta \alpha_{Lq}^{\beta+1}}{\alpha_L^\beta \alpha_R^\beta (\alpha_{Lq} + \alpha_{Rq})} \right] * \left(\frac{\Gamma(\frac{\beta+1}{\beta_q})}{\Gamma(\frac{1}{\beta_q})} \right) + \left[\frac{\alpha_{Rq}^{\beta_q} \alpha_L^{\beta_q+1} \alpha_{Lq}^{\beta_q} \alpha_R^{\beta_q+1}}{\alpha_{Lq}^{\beta_q} \alpha_{Rq}^{\beta_q} (\alpha_L + \alpha_R)} \right] * \left(\frac{\Gamma(\frac{\beta_q+1}{\beta})}{\Gamma(\frac{1}{\beta})} \right) - \frac{1}{\beta_q} - \frac{1}{\beta} \quad (14)$$

Où $\beta, \alpha_R, \alpha_L$ sont les paramètres texturaux de $Iv1$ et $\beta_q, \alpha_{Rq}, \alpha_{Lq}$ ceux de Ivi . Ainsi pour les affections de référence de l'ulcère de Buruli, de la lèpre tuberculoïde et de l'affection à identifier nous obtenons respectivement les courbes caractéristiques des variations de cette divergence $C_u = f(J_D)$, $C_T = f(J_D)$, $C_Q = f(J_D)$ qui représentent leurs signatures.

2.2.3 CALCUL DE SIMILARITÉ

Pour identifier l'affection requête, nous définissons une fonction Z et utilisons le test d'adéquation de Kolmogorov-Smirnov de Matlab avec le pseudo-code suivant :

$[h_u, p_u, k_u] = \text{kstest2}(C_u, C_Q)$;

$[h_t, p_t, k_t] = \text{kstest2}(C_T, C_Q)$;

$K = [k_u, k_t]$;

Si $\min(k) = k_u$;

Z=1 ; l'affection identifiée est l'ulcère de Buruli

Sinon si $\min(k) = k_t$;

Z= -1 ; l'affection identifiée est la lèpre tuberculoïde

Sinon

Z=0 ; aucune affection n'est détectée

Fin ;

2.2.4 CRITÈRE D'ÉVALUATION

Pour quantifier les performances en recherche d'images par le contenu, plusieurs critères sont employés dont le taux moyen de bonne détection (Lasmar, 2012):

$$ARR = \frac{N_q}{N_q + N_{q'}} \quad (16)$$

Avec N_q le nombre d'affections bien identifiées et $N_{q'}$ le nombre d'affections non identifiées

3 RÉSULTATS ET DISCUSSION

Les performances des différents modèles AGGD ont été évaluées et les résultats obtenus sont consignés dans le tableau I et complétés graphiquement par les figures 6 et 7.

Tableau I: Résultats du diagnostic différentiel

Modèles	AGGD à moyenne non nulle	AGGD à moyenne nulle
Taux moyen de détection de la lèpre tuberculoïde	72,09%	60,46%
Taux moyen de détection de l'ulcère de Buruli	80%	66,66%

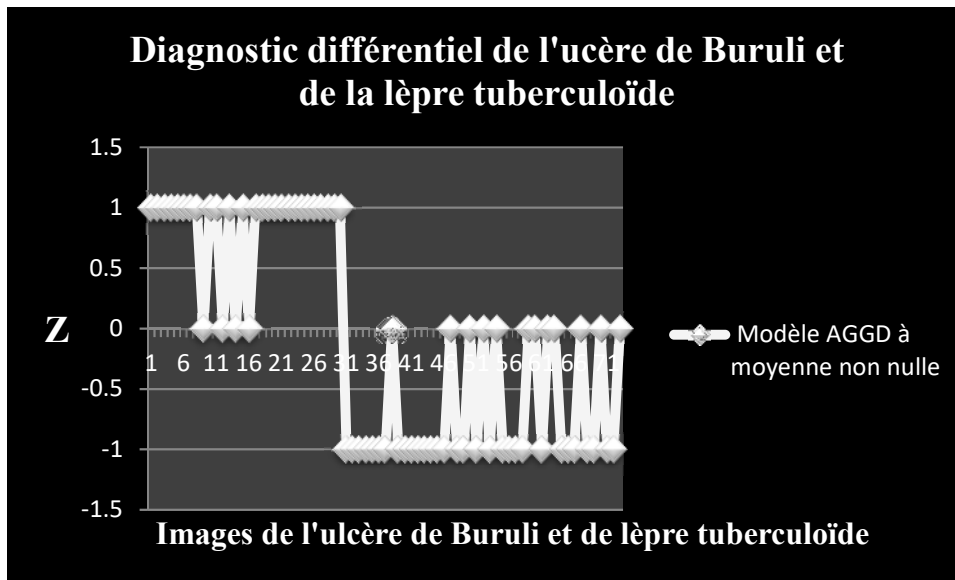


Figure 6: Performances du modèle AGGD à moyenne non nulle

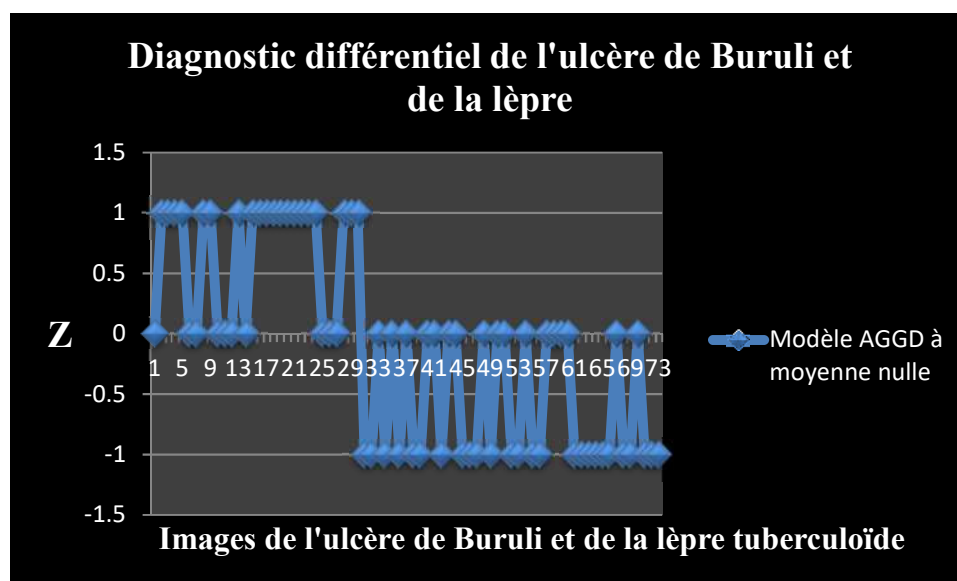


Figure 7 : Performances du modèle AGGD à moyenne nulle

L'examen des résultats obtenus montre que le modèle AGGD à moyenne non nulle permet une bonne détection aussi bien de la lèpre tuberculoïde que de l'ulcère de Buruli et fournit un taux moyen global de détection de 76,04% contre 63,53% pour le modèle à moyenne nulle. Donc le modèle AGGD à moyenne non nulle permet de mieux diagnostiquer à l'état précoce la lèpre tuberculoïde et l'ulcère de Buruli dans les images macroscopiques de la peau noire et donc est plus performant.

4 CONCLUSION

Dans ces travaux, nous avons proposé un nouveau modèle pour caractériser les distributions des coefficients d'ondelettes en vue de la détection précoce des lèpres tuberculoïde et lépromateuse sur la peau noire: la Distribution Gaussienne Généralisée Asymétrique (AGGD) à moyenne non nulle. Les résultats expérimentaux obtenus sur la base d'images de ces deux affections de la peau noire ont montré que le modèle AGGD à moyenne non nulle est plus adéquat que le modèle AGGD à moyenne nulle pour modéliser les distributions des coefficients d'ondelettes et donc plus performant dans le diagnostic différentiel précoce. Dans les tests, nous avons employé la transformée en ondelettes de Haar avec la composante verticale de la texture cependant ce modèle peut être utilisé avec d'autres types de transformées en ondelettes et aussi avec les autres composantes de la texture. Nous pensons que l'emploi du modèle AGGD à moyenne non nulle en lieu et place des modèles GGD et AGGD à moyenne nulle dans les applications de détection et de diagnostic précoces en traitement d'images sur la peau noire permettra d'améliorer sensiblement les performances.

REFERENCES

- [1] Borges G.A, Aldon M.J, 2000, A split-and-merge segmentation algorithm for line extraction in 2D range images, Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference, Spain 2000
- [2] Cocquerez J.P. et Philip S., 1995, Analyse d'images: filtrage et segmentation, Edition Dunod
- [3] Grossman A., Morlet J., 1984, Decomposition of Hardy Functions into Square Integrable Wavelets of Constant Shape, SIAM J. of Math. vol. 15, no. 4, pp. 723-736.
- [4] Haralick R.M., 1979, Statistical and structural approaches to texture. Proceedings of the IEEE, vol. 5, pages 786–804.
- [5] Lasmar N. 2012, Modélisation stochastique pour l'analyse d'images texturées : Approches Bayésiennes pour la caractérisation dans le domaine des transformées. Thèse de Doctorat de l'Université de Bordeaux I, p 216.
- [6] Lefebvre A. 2011, Contribution de la texture pour l'analyse d'images à très haute résolution spatiale : application à la détection de changement en milieu périurbain. Géographie. Thèse de Doctorat de l'Université de Université de Rennes 2; Université Européenne de Bretagne, p 274.
- [7] Mcheik A. 2010, Modélisation statistique du Speckle en OCT: application à la segmentation d'images de la peau. Thèse de Doctorat de l'Université de Toulouse, p 148.

- [8] Stoecker W. V. and Moss R. H., 1992, Editorial: digital imaging in dermatology. *Computerized Medical Imaging and Graphics*; vol. 16, pp.145-150.
- [9] Van de Wouwer G., Scheunders P., Van Dyck D., 1999, Statistical texture characterization from discrete wavelet representations. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 8, no. 4, pages 592–598.