

SEGMENTATION D'IMAGES ET EXTRACTION DE CONTOURS POUR L'ANALYSE DE LESIONS DERMATOLOGIQUES

Denis de Brucq*, Khaled Taouil*, Olivier Colot*, Michel Hubin*,
Pascal Joly⁺ et Philippe Lauret⁺

*:La3i/LCIA
INSA de Rouen
BP 08 - Place Emile Blondel
76131 Mont-Saint-Aignan Cédex.

⁺:Clinique dermatologique
CHU Charles Nicolle
1, Rue de Germont
76031 Rouen Cédex.

RESUME

Dans ce papier, nous proposons une méthode de segmentation d'images couleurs afin de permettre la classification de diverses formes de lésions naeviques en dermatologie.

1. INTRODUCTION

Le mélanome malin est une forme de cancer de la peau en nette progression depuis plusieurs années. L'augmentation significative du nombre de mélanomes a suscité de nombreuses campagnes de sensibilisation, d'information et de dépistage [1]- [2]. Le diagnostic de mélanome malin ne repose actuellement que sur des critères cliniques. En moyenne, seulement 10% des exérèses effectuées révèlent, après analyse histologique, une pathologie cancéreuse. La mise au point de méthodes permettant d'améliorer le diagnostic est donc hautement justifiée. Ainsi, le traitement d'image constitue-t-il une approche originale dont l'un des intérêts est d'être une approche non-invasive. Des travaux antérieurs ont montré l'intérêt qu'une telle approche pouvait constituer pour l'analyse de lésions dermatologiques [3], [4], [5], [6], [7], [8].

Pour notre étude, le type d'images à traiter est constitué de peau saine sur laquelle se superpose un objet plus sombre: une lésion naevique (cf. figure 1).

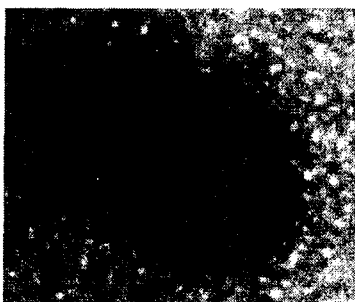


Figure 1: un exemple de lésion naevique

ABSTRACT

In this paper, we propose a method for color images segmentation in order to allow the classification of different lesions in dermatology.

Pour la phase de reconnaissance par analyse de la forme, il est nécessaire de définir, de manière optimale, le contour de la forme à analyser. Pour ce faire, il faut élaborer une méthode de segmentation robuste au bruit, en particulier au bruit dû à l'éclairement de la scène (présence de points brillants, d'ombres,...).

Les images à traiter contiennent, outre la zone de peau saine, une lésion dont le contour est plus ou moins net. Ainsi, il existe une couronne « floue » autour de la lésion (cf figure 1) que l'on ne peut, *a priori*, attribuer à la lésion ou à la peau saine. Cette zone floue constitue la transition lésion/peau saine. Cette transition est plus ou moins brutale en fonction de l'éclairement.

Afin de réaliser l'analyse précise de la forme, il est nécessaire de déterminer le contour de cette forme le plus précisément possible. Ceci revient donc à rechercher la frontière entre les deux zones.

2. ZONE FLOUE

L'objectif est de lever l'indétermination sur le contour de la lésion introduite par la zone floue.

Le problème, ici, est de définir la frontière, i.e. le seuil, permettant d'attribuer chaque pixel de la zone floue soit à la lésion soit à la peau. Pour ce faire, il est nécessaire de définir un critère de décision fondée sur une paramétrisation pertinente de l'image à traiter.

Le problème peut être résumé à un test d'hypothèses de la forme:

- H_S : le pixel (i,j) de la zone floue doit être attribué à la peau saine

- H_L : le pixel (i,j) de la zone floue doit être attribué à la lésion avec un intervalle de confiance donné.

Il faut, dans un premier temps, localiser la zone floue.



L'image en niveau de gris est supposée contenir 2 classes de pixels: celle formée par les pixels de la peau saine et celle formée des pixels appartenant à la lésion. Les niveaux de gris de la lésion étant inférieurs à ceux de la peau saine, le problème est donc de localiser, aussi précisément que possible, 2 seuils: un seuil bas, en dessous duquel tout pixel (i,j) appartient de manière sûre à la lésion et un seuil haut au-dessus duquel tout pixel (i,j) appartient de manière certaine à la peau saine.

L'approche proposée pour localiser la zone floue repose sur l'utilisation de la méthode du maximum d'entropie.

Maximisation d'une entropie

L'entropie de l'image traduit l'information contenue dans l'image. Il s'agit, alors, de déterminer la manière dont cette information est répartie dans l'image, c'est à dire ici, déterminer le seuil optimal S_{opt} séparant deux classes de pixels. Ce seuil sera situé dans la zone floue.

Le principe de maximisation de l'entropie repose sur l'utilisation d'une variable aléatoire représentative de la répartition de l'information donnée par cette variable. Classiquement, la variable utilisée est le niveau de gris dans l'image, connue par un ensemble fini de valeurs discrètes.

Soit X la variable aléatoire dont un échantillon de N valeurs $x(1), \dots, x(N)$, rangées par ordre croissant, est connu. L'entropie du système pour un seuil s donné, notée $H(s)$, s'écrit:

$$H(s) = - \sum_{i=1}^s \frac{x(i)}{N_1} \text{Log} \frac{x(i)}{N_1} - \sum_{i=s+1}^N \frac{x(i)}{N_2} \text{Log} \frac{x(i)}{N_2} \quad (2.1)$$

où N_1 est le nombre de valeurs $x(i)$ inférieures ou égales à s et N_2 le nombre de valeurs $x(i)$ supérieures à s.

La valeur s retenue, notée S_{opt} , est celle maximisant l'entropie $H(s)$.

Nous définissons alors deux seuils à partir du seuil S_{opt} en posant:

$$\begin{cases} S_{inf} = 0.9 \times S_{opt} \\ S_{sup} = 1.1 \times S_{opt} \end{cases} \quad (2.2)$$

Ces deux seuils permettent de localiser grossièrement la frontière de la lésion et la frontière de la peau saine entourant la lésion.

3. MODELES DE LA COULEUR ET REPRESENTATION DE L'IMAGE

L'inconvénient d'utiliser la méthode précédente sur l'image complète est de définir un seuil global ne tenant pas compte des variations locales, en particulier des variations locales des niveaux de gris dues à l'éclairage non uniforme.

La recherche d'un contour aussi précis que possible nécessite donc une approche locale.

Afin de prendre en compte plus d'information que les seuls niveaux de gris, nous proposons de définir une variable vectorielle Y et une projection Z.

Pour déterminer un point du contour, nous allons développer une recherche radiale à partir du centre de gravité de la lésion. Le point de contour recherché est situé dans la zone à forte pente. L'objectif est de définir un critère de séparation entre les deux zones « lésion » et « peau saine ».

Définition d'une nouvelle variable: la variable Z.

Les grandeurs mesurées de l'image brute sont les niveaux de gris sur les trois plans couleurs rouge (R), vert (V) et bleu (B). Par différentes transformations non linéaires, on obtient d'autres paramètres que les paramètres R, V et B. Ainsi, on définit:

- les variables réduites $r = \frac{R}{L}$, $v = \frac{V}{L}$, et $b = \frac{B}{L}$, avec

$$L = R + V + B$$

le modèle psychophysique (LST) défini par les variables L, S et T,

le modèle de Faugeras [9]:

$$- A = \text{Ln}(R) + \text{Ln}(V) + \text{Ln}(B)$$

- le contraste rouge/vert:

$$C_1 = \text{Ln}(R) - \text{Ln}(V)$$

- le contraste:

$$C_2 = \text{Ln}(B) - \frac{\text{Ln}(R) + \text{Ln}(V)}{2}$$

- les deux variables s et t du modèle de Faugeras.

Par application des différentes transformations non linéaires des composantes R, V et B, nous obtenons des représentations différentes de l'image dans les espaces associés aux différents modèles de la couleur. Chaque pixel (i,j) de l'image est donc représenté par n composantes issues des différentes transformations avec $n=14$.

4. DIRECTION PRINCIPALE

Soit Y, le vecteur aléatoire composé des 14 grandeurs précédentes.

A chaque pixel de coordonnées (i,j) dans l'image, est associé le vecteur $Y(i,j)$ à 14 composantes.

L'image est bruitée et certaines composantes du vecteur $Y(i,j)$ sont particulièrement explicatives. Si deux composantes du vecteur sont très corrélées, il n'est pas utile de les retenir toutes les deux. Le vecteur Y est centré réduit afin d'obtenir le vecteur Y' .

Soit Γ_{ij} la matrice d'autocorrélation associée définie par:

$$\Gamma_{ij} = \frac{E(Y_i - m_i)E(Y_j - m_j)}{\sigma_i \sigma_j} = E(Y_i' Y_j')$$

où: $m_i = E(Y_i)$ et $\sigma_i^2 = E[(Y_i - m_i)^2]$.

et où $\forall i \quad Y_i' = \frac{Y_i - m_i}{\sigma_i}$ (4.1)

Les espérances mathématiques sont remplacées par les moyennes statistiques.

La matrice Γ étant définie positive, elle peut se mettre sous la forme:

$$\Gamma = A \Lambda A' \quad (4.2)$$

avec A matrice unitaire composée des vecteurs propres et A' sa transposée, Λ étant la matrice diagonale composée des valeurs propres.

En effectuant le changement de variable $Y' = AX$, on obtient:

$$\Lambda = E(X'X'') \quad (4.3)$$

et X' est un vecteur centré de covariance Λ.

Les valeurs propres retenues sont celles ayant des valeurs significatives.

A partir de la matrice d'autocorrélation calculée à partir des observations sur l'ensemble de l'image, l'ensemble de l'information contenue dans celle-ci est obtenue par projection des observations sur l'axe d'inertie correspondant à la plus grande valeur propre de la matrice. En effet, la valeur propre la plus grande correspond à la direction propre de la matrice la plus informative, c'est à dire à un pouvoir discriminant important. De plus, ce choix limite les temps de traitement informatique en évitant d'introduire d'autres directions.

La décomposition en composantes principales a l'inconvénient d'être gourmande en temps de calcul. Au prix de quelques approximations acceptables, il est possible de diminuer la complexité du problème et donc de réduire les temps de traitement.

L'hypothèse de départ de la simplification proposée, est de considérer les distributions des observations dans chacune des classes « peau saine » et « lésion naevique ».

Ainsi, le problème de segmentation se ramène-t-il à un problème de séparation de deux distributions respectivement de moyenne m_S et m_L , dont les histogrammes de représentation se chevauchent.

L'expression de Γ s'écrit alors:

$$\Gamma = E((Y' - M)(Y' - M)') \\ = p_S \Gamma_S + p_S (m_S - M)(m_S - M)' + p_L \Gamma_L + p_L (m_L - M)(m_L - M)' \quad (4.4)$$

En remplaçant les espérances mathématiques dans (4.4), on obtient:

$$\Gamma = p_S \Gamma_S + p_L \Gamma_L + p_S p_L (m_L - m_S)(m_L - m_S)' \quad (4.5)$$

Les composantes du vecteur observation sont d'autant moins corrélées que les moyennes conditionnelles sont éloignées.

Il apparaît que l'histogramme issu des projections sur l'axe d'inertie correspondant à la plus grande valeur propre et celui issu des projections sur la direction du vecteur reliant les deux moyennes conditionnelles sont sensiblement semblables, confirmant le bien fondé des approximations utilisées.

Soit \vec{u} défini par:
$$\vec{u} = \frac{m_S - m_L}{\|m_S - m_L\|} \quad (4.6)$$

le vecteur unitaire dans la direction reliant les deux moyennes conditionnelles.

Nous définissons comme variable Z, la projection du vecteur

Y' sur la direction de \vec{u} . Ainsi:
$$Z = \sum_{i=1}^n Y'_i u_i \quad (4.7)$$

avec n=14.

Ainsi, pour tout pixel (i,j), on définit Z(i,j), valeur de la variable Z associée.

C'est cette variable que nous allons utiliser désormais pour déterminer le contour de la lésion.

5. DROITES PARALLELES DES MOINDRES CARRES

La variable Z varie autour d'une valeur moyenne selon une direction donnée. L'objectif est de déterminer, pour chaque

direction \vec{d} associée à un angle θ donné, le point de séparation optimal zone peau saine/zone lésion naevique.

Sur la demi-droite d'angle θ , les valeurs de Z sont notées: Z(0), Z(1),..., Z(t_{max}).

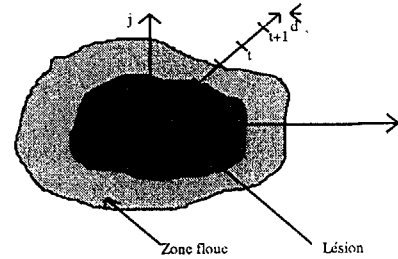


Figure 2: Détermination de la frontière

Sur l'ensemble de l'image, nous réalisons une première segmentation grossière en reprenant la méthode du maximum d'entropie sur la variable Z. Ceci conduit à la définition de deux seuils Z_{inf} et Z_{sup} permettant d'approcher les frontières de la lésion et de la peau saine.

Tout pixel (i,j) tel que $Z(i,j) \leq Z_{inf}$ sera attribué à la lésion L et tout pixel (i,j) tel que $Z(i,j) \geq Z_{sup}$ sera attribué à la zone peau saine S.

Enfin, tout pixel (i,j) tel que $Z_{inf} < Z(i,j) < Z_{sup}$ n'aura pas d'appartenance définie.

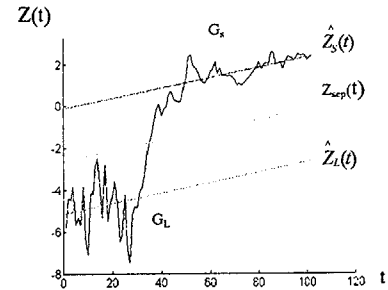


Figure 3: Comportement de Z(t) selon une direction θ .

Les valeurs Z(i,j), dans S comme dans L, s'organisent autour de deux droites, passant par les centres de gravité G_L et G_S et sensiblement parallèles.

Ces droites d'équation:

$$\begin{cases} \hat{Z}_S(t) = \hat{a}(t - \bar{t}_S) + \bar{Z}_S \\ \hat{Z}_L(t) = \hat{a}(t - \bar{t}_L) + \bar{Z}_L \end{cases} \quad (5.1)$$

où \bar{Z}_S est la moyenne de la variable Z dans la peau saine S et \bar{Z}_L la moyenne de la variable Z dans la lésion L, sont optimales au sens des moindres carrés pour une pente \hat{a} qui rend minimum le coût quadratique suivant:

$$C = \sum_S (Z(t) - \hat{Z}_S(t))^2 + \sum_L (Z(t) - \hat{Z}_L(t))^2 \quad (5.2)$$

La séparation optimale entre les deux zones lésion/peau saine est obtenue en définissant une droite de séparation passant au milieu des deux droites précédemment définies (cf Figure 3) et dont l'équation s'écrit:



$$Z_{s,p}(t) = \hat{a} t + \frac{1}{2}(\bar{Z}_s + \bar{Z}_t) - \frac{1}{2}a(t_s + t_t) \quad (5.3)$$

6. CONCLUSIONS

Quelques résultats sont présentés en figures 4 et 5.

REFERENCES

[1]: A.W. Kopf, « Prevention and early detection skin cancer/melanoma », *Cancer*, 62, 1988, pp. 1791-1795.

[2]: E. Paul, « Malignant Melanoma », *Arch. Dermatol.*, 126, 1990, pp. 540-541.

[3]: M. Herbin, « L'image numérique en vraies couleurs lors du suivi de lésions macroscopiques en dermatologie: aspects méthodologiques et applications », *Thèse Université Paris 7*, 1989.

[4]: M. Herbin & al., « Color quantitation through image processing in dermatology », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. TMI-9, 1990, pp. 262-269.

[5]: M. Herbin & al., « Assessment of Healing Kinetics Through True Color Image Processing », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 12, 1, 1993, pp. 39-43.

[6]: T. Schindewolf & al. « Classification of melanocytic lesions with color and texture analysis using digital image processing », *Anal. Quant. Cytol. Histol.*, 15, 1993, pp.1-11.

[7]: T. Schindewolf & al., « Evaluation of different image acquisition techniques for computer vision system in the diagnosis of malignant melanoma », *J. Am. Acad. Dermatol.*, vol. 31, 1, 1994, pp.33-41.

[8]: A. Venot & al., « An Automated System for the Registration and Comparison of Photographic Images in Medicine », *IEEE Trans. Med. Imaging*, Vol. 7, No 4, 1988, pp. 298-303.

[9]: O.D. Faugeras, « Digital color image processing within the framework of a human visual model », *IEEE Trans. ASSP*, vol. 27, pp. 380-393, 1979.

