

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Abderrahmane MIRA de Béjaia

Faculté de la Technologie

Département de Génie Electrique



Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme de Master II en Electronique

Option : Télécommunication

Thème

Détection de Contour du Mélanome

Réalisé par :

AIT ABDELMALEK M'heni

Encadré par :

Mr MOKRANI Karim
Mr KASMI Reda

-Promotion 2012-

Remerciement

Je tiens à remercier Mr K.MOKRANI, Maître de conférences à l'université de Béjaïa, pour avoir proposé un sujet aussi intéressant, pour avoir dirigé mon travail. Je le remercie également pour sa disponibilité et pour ses conseils précieux.

Je tiens aussi à remercier Mr R.KASMI, pour ses conseils et sa disponibilité.

Mes remerciements sont également destinés aux membres du jury qui ont acceptés d'examiner ce travail.

A ma famille

A mes amis

SOMMAIRE

INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 : LE MELANOME	2
1.1 Introduction	2
1.2 Les couches de la peau	3
1.2.1 L'hypoderme	3
1.2.2 Le derme	3
1.2.3 L'épiderme	3
1.3 Le cancer de la peau ou le mélanome	3
1.4 Les facteurs qui favorisent le développement du mélanome	4
1.4.1 Influence de l'environnement	4
1.4.2 Caractéristiques individuelles	4
1.5 Les statistiques sur le cancer (mélanome)	5
1.6 Quels sont les signes d'un mélanome	6
1.6.1 Asymétrie	6
1.6.2 Bords irréguliers	6
1.6.3 Couleurs	6
1.6.4 Diamètre	6
1.6.5 Evolution	6
1.7 Le traitement du mélanome	6
1.8 La problématique	7
1.9 Conclusion	9
CHAPITRE 2 : PRETRAITEMENT ET SEGMENTATION DES IMAGES	10
2.1 Introduction	10
2.2 Image couleur numérique	11
2.3 Histogramme d'une image	12
2.4 Prétraitement des images	12
2.4.1 Filtrage	12
2.4.1.1 Le filtre médian	13
2.4.2 Enlèvement des poils	13
2.4.2.1 Filtre Dullrazor	14
2.4.2.2 Localisation des poils	14
2.4.2.3 Remplacement les pixels des poils	16
2.4.2.4 Le lissage	16

2.4.3	Egalisation de l'histogramme	16
2.4.3.1	Méthode classique HE	17
2.4.3.2	CLAHE	17
2.5	Segmentation des images	18
2.5.1	Le seuillage	18
2.5.1.1	Méthode d'Otsu	18
2.5.1.2	Seuillage adaptatif	19
2.5.2	Les opérateurs morphologiques	20
2.5.2.1	La dilatation et l'érosion	20
2.5.3	La convolution numérique	22
2.5.4	Détection de contour	24
2.5.4.1	Opérateur de premier ordre (Gradient)	24
2.5.4.2	Opérateurs de Prewitt et Sobel	25
2.5.4.3	Opérateur de second ordre	25
2.5.4.4	Opérateur de Canny	26
1.6	Conclusion	27
CHAPITRE 3 : APPLICATION ET CLASSIFICATION		28
3.1	Introduction	28
3.2	Procédure utilisée pour classer les images	30
3.3	Première Application	31
3.4	Deuxième Application	32
3.5	Troisième Application	33
3.6	Quatrième Application	34
3.7	Bilan	35
3.8	Conclusion	37
CHAPITRE 4 : PRESENTATION DE L'INTERFACE		38
4.1	Introduction	38
4.2	Différentes applications	39
4.2.1	L'interface de l'application 1	39
4.2.2	L'interface de l'application 2	40
4.2.3	L'interface de l'application 3	41
4.2.4	L'interface de l'application 4	42
CONCLUSION		43
BIBLIOGRAPHIE		

INTRODUCTION

Le cancer est la maladie du siècle, les taux d'incidence et de mortalité sont en augmentation continue chaque année. Le cancer cutané (mélanome) est en nette progression depuis plusieurs années et est parmi tous les cancers, celui dont l'incidence augmente le plus rapidement [1]. L'incidence est de 5 à 15 nouveaux cas pour 100 000 habitants par an en Europe, le taux est plus élevé en Australie, Canada et la Nouvelle-Zélande (40 à 50 nouveaux cas pour 100 000 habitants par an).

Une détection précoce des mélanomes est délicate vu que les lésions formées par les cellules cancéreuses se confondent avec les lésions bénignes (grain de beauté). Pour réaliser une classification des lésions, et en particulier distinguer les mélanomes malins des lésions bénignes, cette classification nécessite un spécialiste chevronné. Une campagne de détection de mélanomes touchant une large population n'est possible que si l'opération est automatisée parce que le spécialiste ne peut traiter qu'une vingtaine de cas.

En général, les dermatologues utilisent la règle ABCDE pour le diagnostic de mélanomes, où les paramètres A, B, C, D et E caractérisent les propriétés géométriques et structurelles de la lésion [2]. Le but de notre étude est d'utiliser les techniques de traitement d'images pour automatiser une méthode dont le but est d'extraire le contour de mélanome, d'où quatre des paramètres de la règle citée ci-dessus sont mesurables si nous avons le contour de la lésion.

Le manuscrit s'organise en 4 chapitres.

Le chapitre 1 est consacré à la définition du cancer, et à la description de la problématique de notre étude.

Le chapitre 2 développe les différentes techniques de traitement d'images, il est subdivisé en deux parties : le prétraitement et la segmentation des images.

Le chapitre 3 propose l'approche utilisée pour classer les images, et présente les résultats obtenus pour les quatre applications programmées.

Le chapitre 4 présente l'interface graphique réalisée.

Une conclusion générale apportera des éléments de réponse à notre questionnement.

Chapitre 1

Le mélanome

1.1 Introduction

La peau est la première barrière de protection de l'organisme, en opposition à la plupart des agressions extérieures telles que le soleil, la bactérie, la poussière, les différents rayons ...etc. Mais avec le temps la peau perd sa défense à cause de la vieillesse en général. Les rayons ultra-violets UV sont l'ennemi le plus agressif de la peau. A force d'être agressées par les UV, les cellules de la peau peuvent subir des transformations qui aboutissent dans certains cas au développement d'un mélanome.

Dans ce chapitre, nous chercherons à définir : c'est quoi le mélanome, quels sont les facteurs qui favorisent son développement, quel est le taux de mortalité ..., a la fin de ce chapitre nous exposerons le problème posé.

1.2 Les couches de la peau

Avant de définir le mélanome, nous allons tenter de décrire brièvement les trois couches principales de la peau:

1.2.1 L'hypoderme, la couche la plus profonde de la peau.

1.2.2 Le derme, la partie intermédiaire la plus épaisse de la peau.

1.2.3 L'épiderme, la partie superficielle, la plus mince. Il est composé de différents types de cellules, notamment les mélanocytes.

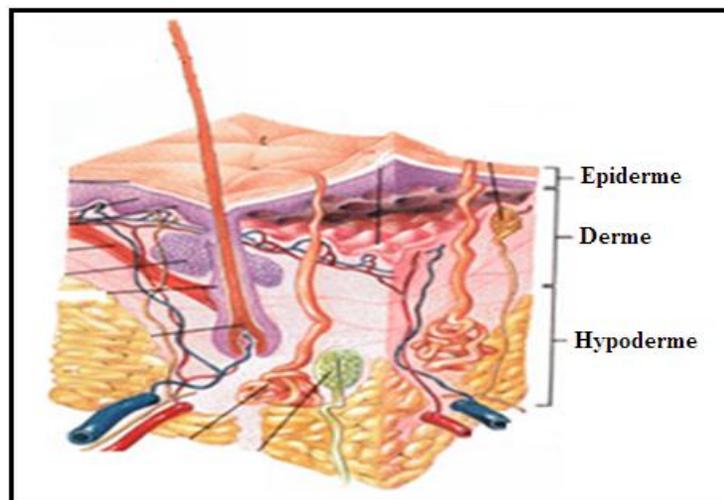


Figure 1.1 : Les couches de la peau

Les couches de la peau est le premier stade de développement du mélanome ; par la suite, les cellules cancéreuses migrent vers d'autres parties du corps.

1.3 Le mélanome

Selon les dermatologues, Le mélanome est une affection maligne des cellules qui fabriquent le pigment de la peau, elles sont également connues sous le nom de mélanocytes. Les cellules sont essentiellement localisées dans la couche basale de la peau et fabriquent la mélanine pour protéger le corps contre les rayons ultraviolets. Les UV abîment les cellules qui voient leurs mécanismes de défenses diminuer [1].

Nous pouvons aussi trouver des mélanocytes au niveau de l'œil, des méninges et des muqueuses. Dans près de 90 % des cas, un mélanome se situe sur la peau. Le mélanome localisé est la forme la plus fréquente des mélanomes.

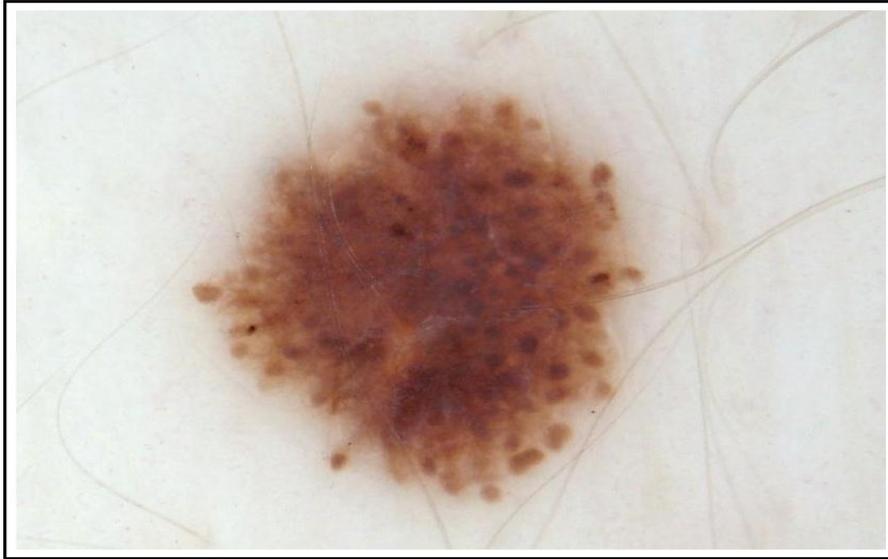


Figure 1.2 : Image du mélanome de la peau

1.4 Les facteurs qui favorisent le développement du mélanome

D'après les chercheurs, les facteurs de risque sont liés à l'influence de l'environnement et certaines caractéristiques individuelles :

1.4.1 Influence de l'environnement

Le principal facteur de risque lié à l'environnement est l'exposition intense aux rayons du soleil pendant l'enfance. Selon les spécialistes, l'exposition aux rayons du soleil est l'origine de 90% des cas du mélanome.

1.4.2 Caractéristiques individuelles

Parmi les facteurs liés à l'individu, on peut citer : les antécédents personnels et familiaux, le type de la peau, le nombre de grains de beauté. Plus une personne a la peau claire, plus elle doit se protéger du soleil. Lorsque le nombre de grains de beauté est supérieur à 50, le risque de développer un mélanome est multiplié par 4 à 5.

Ces facteurs de risque ne permettent pas toujours de déterminer l'origine exacte d'un mélanome. En effet, une personne qui présente un ou plusieurs de ces facteurs de risque peut ne jamais développer un mélanome. À l'inverse, un mélanome peut apparaître chez une personne qui ne présente aucun facteur de risque. [1]

1.5 Les statistiques sur le cancer (mélanome)

Le mélanome représente seulement 4% de l'ensemble des cancers de la peau; néanmoins, il est la cause de pratiquement 80% des décès par cancer de la peau. Il est essentiellement un cancer de la race blanche.

Au niveau mondial, on estime qu'en 2002, 160 000 nouveaux cas sont survenus avec 41 000 décès rapportés. Sur les 160 000 cas, les femmes sont légèrement plus touchées (rapport homme/femme de 0,97/1).

Au cours des 50 dernières années, l'incidence du mélanome a continué à croître au niveau mondial, le plus grand nombre des cas étant observé en Australie et en Nouvelle-Zélande (38 cas pour 100 000 hommes et 30 cas pour 100 000 femmes). Environ 60 000 nouveaux cas par an sont diagnostiqués en Europe. L'incidence est légèrement plus élevée chez les femmes que chez les hommes, autour de respectivement 7 et 6 pour 100 000 par an. Cette incidence est plus élevée en Europe du Nord qu'en Europe du Sud (voir la figure ci-dessous). Ceci est à comparer avec une incidence de 7 cas pour 100 000 hommes et 12 cas pour 100 000 femmes en Amérique du Nord. [2]

En Afrique le mélanome malin est un cancer rare chez les noirs, mais au nord de continent (le Maghreb), les chiffres sont relativement élevés avec 10 cas en 10 ans à Tlemcen en Algérie (expérience de 1981 à 1990), 30 cas en 13 ans à Tunis et 82 cas en 19 ans à Casablanca [3].

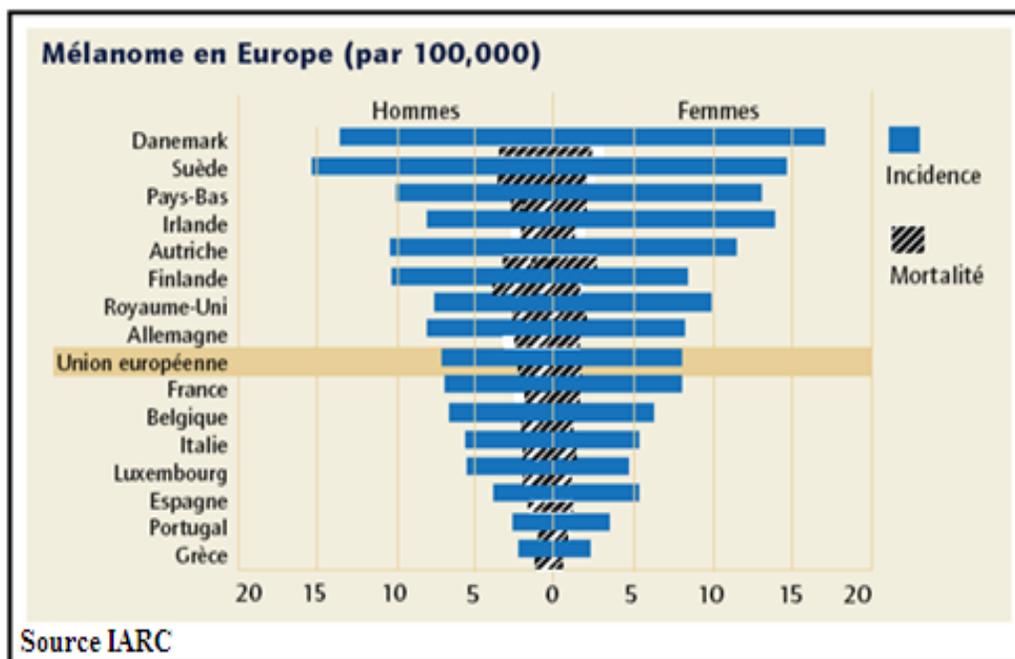


Figure 1.3 : Mélanome en Europe

1.6 Quels sont les signes d'un mélanome

Le mélanome se développe à partir d'un grain de beauté en général, celui-ci augmente alors de surface ou change de couleur. Le mélanome n'entraîne pas de modification du sang. Il n'est donc pas détectable par une prise de sang. Les signes du mélanome cutané ne sont visibles que sur la peau. Une détection précoce est nécessaire pour minimiser les complications dues aux mélanomes. Le dermatologue, se basant sur son expérience, diagnostique la nature de la lésion suivant des critères de formes et de couleur. Un système automatique de détection de lésions malignes serait d'un apport important. Parmi les systèmes existants, le système **ABCDE** aide à détecter de façon précoce les signes d'un mélanome et permet de les surveiller. Il se base sur les paramètres suivants :

- 1.6.1 Asymétrie : la tache s'étend davantage d'un côté que de l'autre.
- 1.6.2 Bords irréguliers.
- 1.6.3 Couleurs : nuances de brun, de noir, de rouge, parfois de bleu, ou même multicolore.
- 1.6.4 Diamètre supérieur à 6 millimètres.
- 1.6.5 Evolution : changement de taille, de forme, d'épaisseur, de couleur, etc.

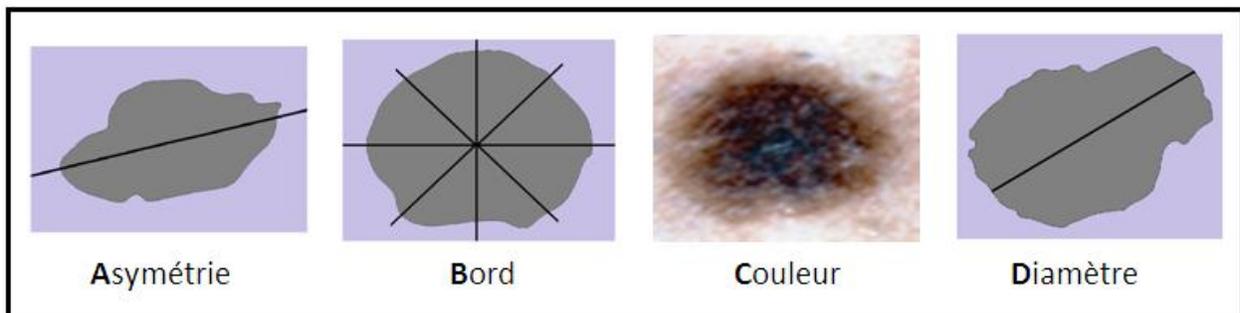


Figure 1.4 : Critère de la règle ABCD

Chaque paramètre est quantifié, et un score total (Total Dermoscopic Score) permet de classer la lésion.

1.7 Le traitement du mélanome

La chirurgie est le traitement standard du mélanome : elle est considérée comme le meilleur traitement pour soigner un mélanome, cette opération s'appelle l'exérèse. Elle vise à enlever la peau autour de la tumeur, elle n'y laisser aucune cellule cancéreuse. Ce traitement a pour but de guérir la personne et de réduire le risque de récurrence [1].

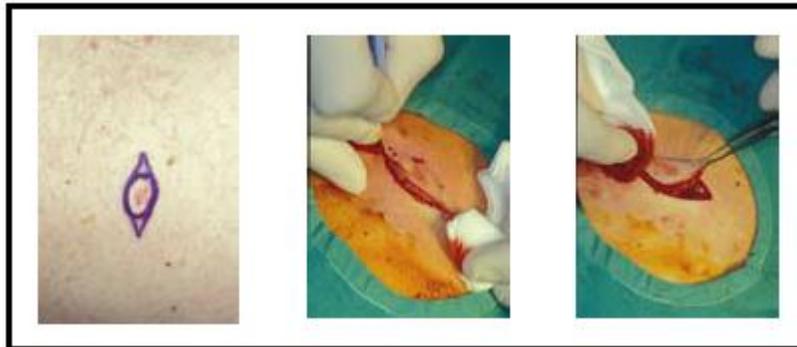


Figure 1.5 : Prélèvement de la lésion suspecte

1.8 La problématique

Nous avons fait une définition un peu générale sur le mélanome. Dans la suite, nous allons exposer la problématique de notre étude.

Sur le terrain, nous nous trouvons devant deux situations : le mélanome est soit bénin, soit il ne l'est pas, c'est-à-dire il est malin. De ce fait, avant de passer à la chirurgie, il faudrait que les praticiens aient une grande expérience qui leur permettrait de distinguer cette différence. Plusieurs études ont montré que la fiabilité d'un tel diagnostic ne dépassait pas 65 %, même lorsque celui-ci était porté par un dermatologue chevronné [4]. Nous voyons dans la figure ci-dessous une dissemblance entre les contours fait par des experts sur une même lésion, nous avons expliqué avec cet exemple pourquoi les formes des lésions (contours) sont des indicateurs utilisés par les dermatologues qualifiés pour désigner la malignité ou non d'une lésion.

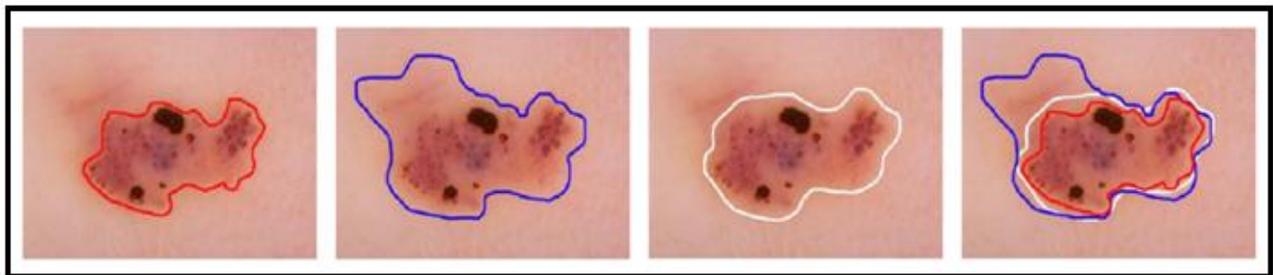


Figure 1.6 : Les différents contours

Alors, la dissemblance entre les contours signifie un diagnostic imprécis. Le pourcentage de la fiabilité du diagnostic est encore moindre lorsqu'il est posé par des médecins non dermatologues.

Donc, le développement d'un système d'aide au diagnostic fondé sur le traitement et l'analyse d'images des lésions peut s'avérer un outil utile dans le cadre de la pratique médicale d'un dermatologue. Nous proposons le système automatisé (chaîne de traitement) aide à résoudre le problème posé, illustrée par la **figure 1.7**.

- La première étape dans la chaîne de traitement est l'étape prétraitement et segmentation, son rôle principal est la détection de contour de la lésion.
- La seconde étape est l'extraction des caractéristiques de la lésion (contour de l'image), c'est-à-dire les lésions bénignes peuvent être distinguées de celles qui sont malignes grâce à la règle ABCDE, que nous avons défini dans la section (1.6).
- La dernière étape est l'interprétation du résultat, après l'application de la règle ABCDE, le système décide si le mélanome est malin ou bénin se basant sur le TDS (Total Dermoscopy Score).

Nous remarquons que le diagnostic du mélanome passe par la règle ABCDE, quatre critères de cette règle (Asymétrie, Bord, Diamètre et Evolution) sont mesurable si nous avons le contour de la lésion, donc une bonne détection de contour va donner un bon résultat de diagnostic.

Alors notre étude consiste à faire un programme sous MATLAB, utilisant des techniques de traitement d'image pour arriver au contour le plus proche de celui de l'expert.

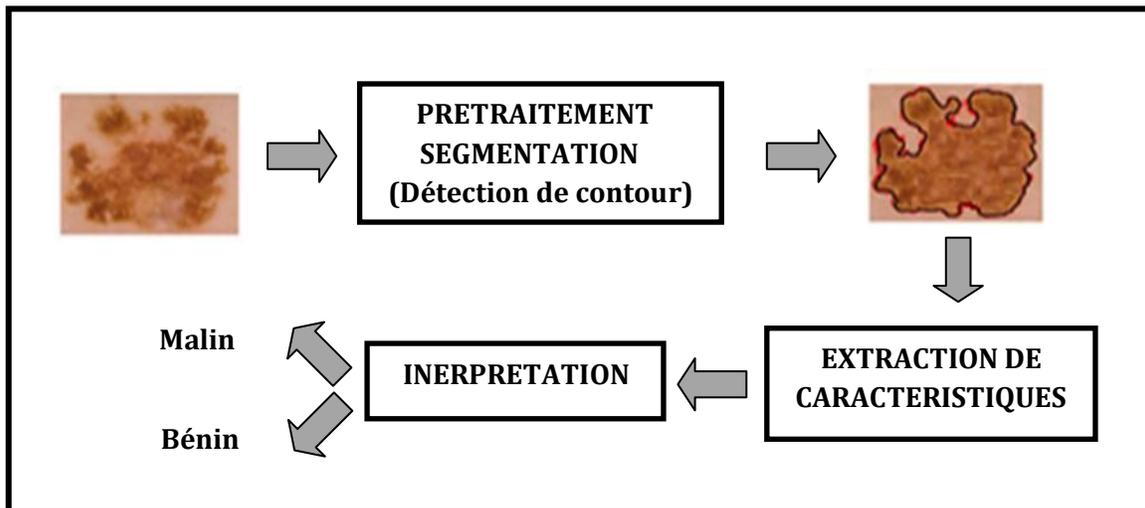


Figure 1.7 : Chaîne de traitement de l'image

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre introductif, nous avons présenté brièvement les caractéristiques des mélanomes, à la fin nous avons exposé la problématique “Détection de contour du mélanome” et la démarche à suivre pour tenter de la résoudre.

Donc dans notre étude, notre but est de concevoir un système automatisé basé sur un programme sous MATLAB, dans le but est d’extraire le contour d’une lésion que l’on comparera à des contours faites par des experts. Ce programme se repose sur les techniques de traitement d’image.

Alors, le chapitre suivant sera consacré à définir et à appliquer les différentes techniques de prétraitement et segmentation des images.

Chapitre 2

Prétraitement et Segmentation des images

2.1 INTRODUCTION

Au sein de développements forts de la science, on ne peut pas nier le rôle de l'image numérique, un support important des applications dans de très nombreux domaines tels que la médecine, le multimédia, la robotique... etc. Le traitement d'images est considéré comme une étape de base et indispensable dans toutes ces applications et a suscité de nombreuses recherches.

Dans ce chapitre, nous allons tenter de développer les différentes techniques de traitement d'image, cependant nous allons diviser le chapitre en deux grandes parties : la première concerne le prétraitement (filtrage, enlèvement des poils...) et la seconde sera consacrée à la segmentation (seuillage, détection de contour...). Leur application se fera dans le chapitre prochain.

2.2 IMAGE COULEUR NUMERIQUE

C'est la combinaison de trois matrices (plan), présentant le plan rouge R, le plan vert G et le plan bleu B. chaque matrice a une taille de $[M \ N]$, elle a $M \cdot N$ pixels et chaque pixel est codé sur 8 bits. La figure ci-dessous représente une image couleur et ses composantes.

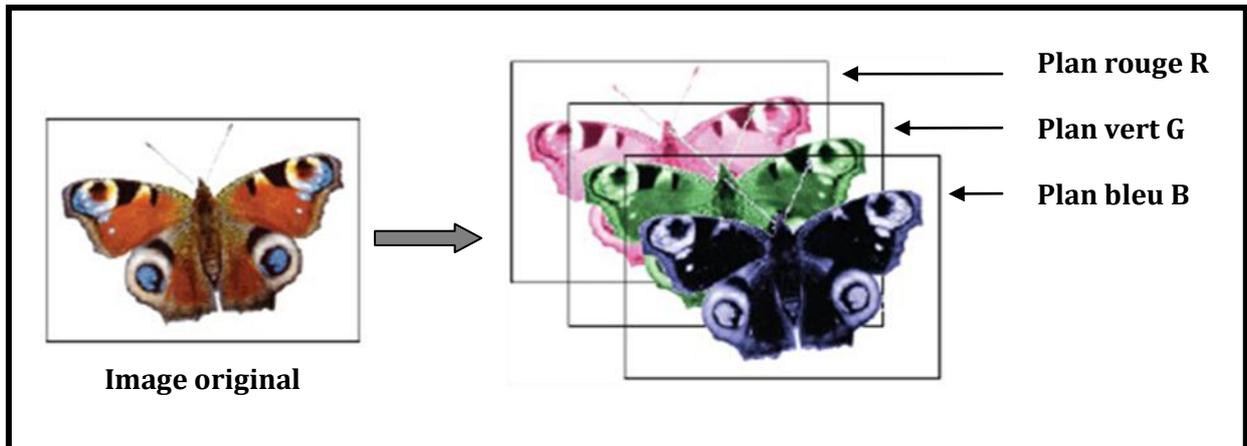


Figure 2.1 : Représentation d'une image couleur

Dans notre étude nous allons utiliser un seul plan pour effectuer les différentes techniques de traitement d'image. Nous avons examiné toutes les images de la base, et nous avons constaté que le plan B est le plus adéquat. La figure suivante montre que le plan B dans l'exemple ci-après est le plus convenable pour la suite du traitement.

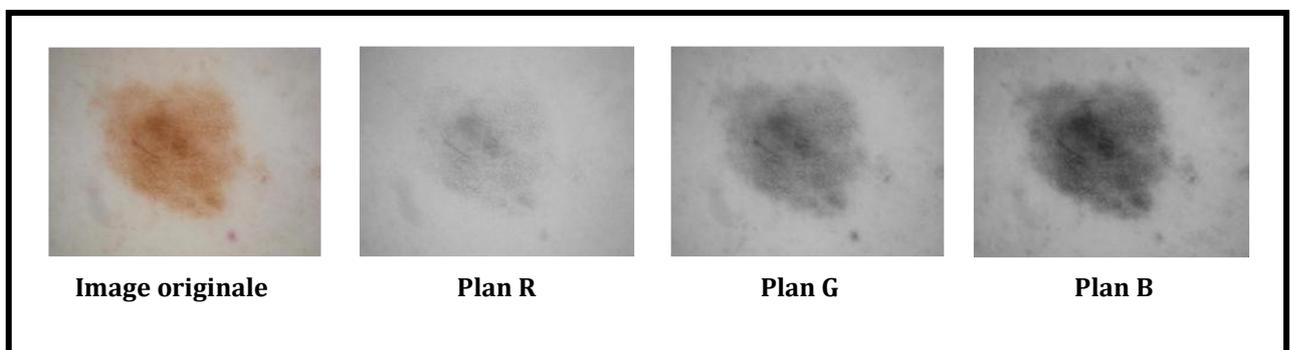


Figure 2.2 : La différence entre les trois plan d'une image couleur RGB

2.3 HISTOGRAMME D'UNE IMAGE

Pour une image monochrome dans laquelle $f(i,j)$ représente la fonction intensité du pixel de coordonnées (i,j) . L'histogramme est la représentation graphique de la fréquence d'apparition $h(f)$ de chaque niveau f dans l'image. La figure ci-dessous présente l'histogramme d'une image RGB, c'est la composition des trois histogrammes (R, G et B).

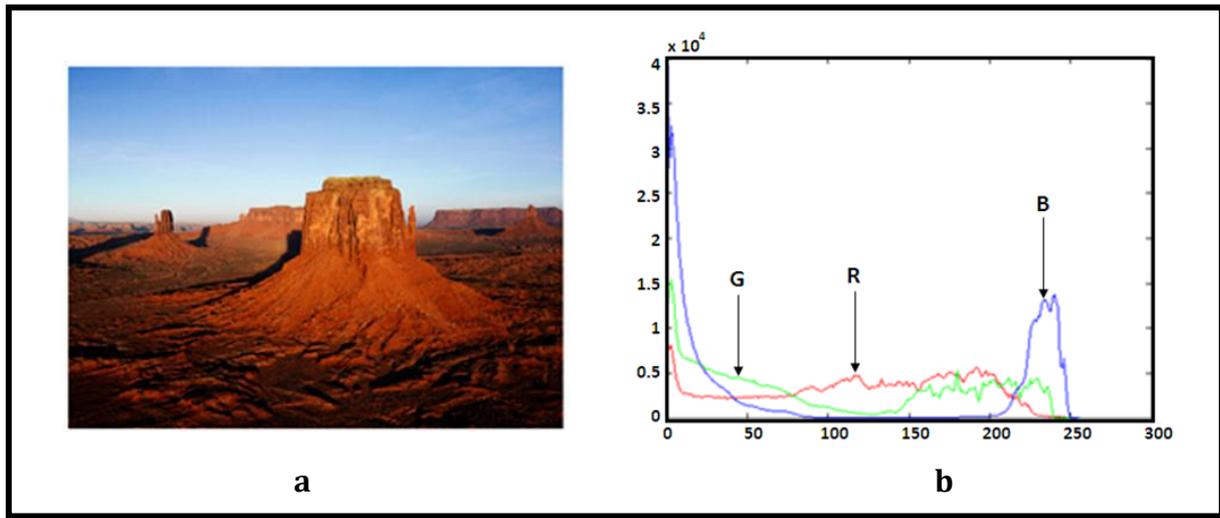


Figure 2.3 : (a) *Image originale*, (b) *Histogramme de l'image*

2.4 PRETRAITEMENT DES IMAGES

L'objectif de base du prétraitement des images est de mettre en relief l'information utile contenue dans l'image et d'éliminer l'information inutile. L'étape de prétraitement comporte les différentes méthodes de filtrage, d'égalisation de l'histogramme, les opérations de la morphologie mathématique...etc.

2.4.1 Filtrage

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, d'une telle façon à éliminer le bruit. Le choix du type de filtre à appliquer est lié à la nature des bruits affectant l'image [2]. Les images de notre base de données étant affectées par des bruits de type impulsionnels, alors nous avons utilisé le filtre médian.

2.4.1.1 Filtre médian

$$\begin{bmatrix} 70 & 85 & 89 & 105 & 116 \\ 68 & 90 & 102 & 147 & 243 \\ 61 & 97 & 29 & 163 & 231 \\ 57 & 121 & 78 & 174 & 252 \\ 44 & 39 & 104 & 198 & 200 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 85 & 89 & 105 \\ 90 & 102 & 147 \\ 97 & 29 & 163 \end{bmatrix}$$

$$\rightarrow 29 \ 85 \ 89 \ 90 \ \boxed{97} \ 102 \ 105 \ 147 \ 163$$

Dans cet exemple, pour une matrice 5x5 et une fenêtre 3x3, la valeur médiane est 97 pour la fenêtre choisi. Dans ce cas-là, on remplace le pixel central de la fenêtre de valeur 102 par la valeur 97.

$$\rightarrow \begin{bmatrix} 85 & 89 & 105 \\ 90 & 97 & 147 \\ 97 & 29 & 163 \end{bmatrix} : \text{Résultat de filtrage pour un pixel.}$$

Pour des images en couleur, nous devons appliquer le filtre pour les trois composantes couleurs RGB.

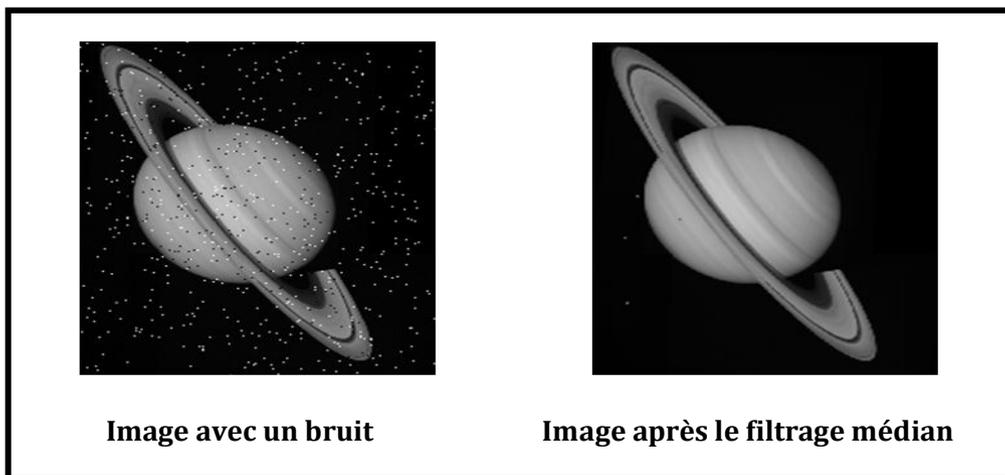


Figure 2.4 : Effet de filtre médian

2.4.2 Enlèvement des poils

Les poils faussent considérablement la détection de la lésion, il est indispensable de les supprimer au maximum. Dans notre base de données, il y a quelques images qui présentent des poils. Nous avons utilisé le filtre Dullrazor pour enlever les poils.



Figure 2.5 : Présence des poils sur les lésions

2.4.2.1 Filtre Dullrazor

C'est un masque utilisé pour enlever les poils, son algorithme se base sur les trois étapes suivantes :

- Localisation des poils.
- Remplacement des pixels des poils par les pixels voisins.
- Lissage de l'image.

2.4.2.2 Localisation des poils

L'opérateur morphologique de fermeture est utilisé pour la détection des poils, utilisant des éléments structurants linéaires de 11 pixels dans les trois directions, horizontale (0°), diagonale (45°) et verticale (90°).

$$e0 = [0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0]$$

$$e45 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$e90 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Les tests ont montré que ces trois éléments structurants (de 11 pixels) sont plus adéquats pour la détection des poils et cela pour chacune des trois composantes couleurs de l'image séparément. [2]

$$G_r = |I_r - \max\{I_r * e_0, I_r * e_{45}, I_r * e_{90}\}|$$

$$G_v = |I_v - \max\{I_v * e_0, I_v * e_{45}, I_v * e_{90}\}|$$

$$G_b = |I_b - \max\{I_b * e_0, I_b * e_{45}, I_b * e_{90}\}|$$

$G_r (G_v, G_b)$: Fermeture d'image au niveau de gris de la composante originale rouge $I_r (I_v, I_b)$.

e_0, e_{45}, e_{90} : Eléments structurants horizontal, diagonal et verticale.

* : présente l'opération morphologique de fermeture.

Pour une composante couleur, le masque binaire $M(x,y)$ des poils est obtenu par :

$$M_r = \begin{cases} 1 & \text{si } G_r > T \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

$$M_v = \begin{cases} 1 & \text{si } G_v > T \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

$$M_b = \begin{cases} 1 & \text{si } G_b > T \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

Ou T est un seuil prédéfini.

$$M = M_r + M_v + M_b$$

M : Masque final des poils pour une image originale.

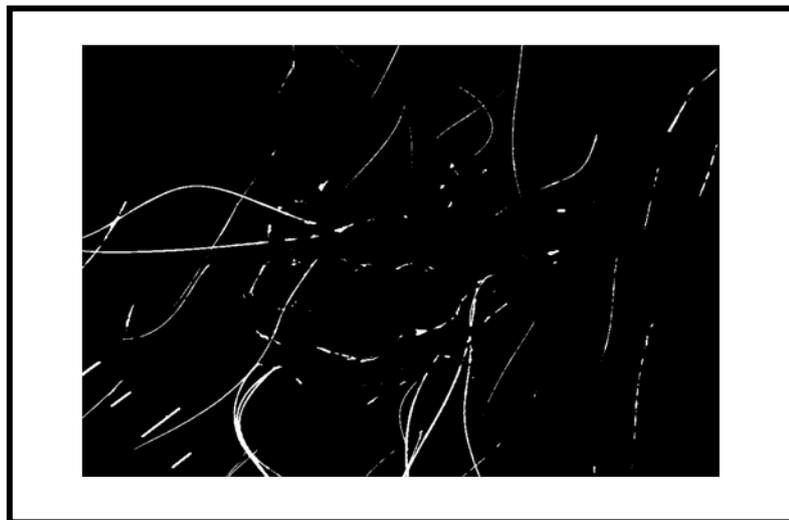


Figure 2.6 : Masque M des poils de l'image

2.4.2.3 Remplacement les pixels des poils

Une fois le masque poil obtenu, il faut trouver des voisins "non poil" que l'on va utiliser pour changer la couleur du pixel poils afin de le transformer en couleur de la peau ou du mélanome.

Pour remplacer les pixels des poils par les pixels voisins, on calcule les longueurs dans les quatre directions pour chaque pixel sélectionné, et sur la plus courte on récupère les pixels non poil les plus proches. Ainsi, on a deux voisins de part et d'autre du pixel à modifier, ce qui permet d'obtenir une couleur plus probable [3].

2.4.2.4 Le lissage

Un filtre de lissage est un opérateur qui élimine des éléments perturbateurs et non significatifs dans une image numérique. Un simple lissage de l'image permet de réduire le bruit car l'effet des pixels aberrants est amoindri grâce au moyennage avec ses pixels voisins.

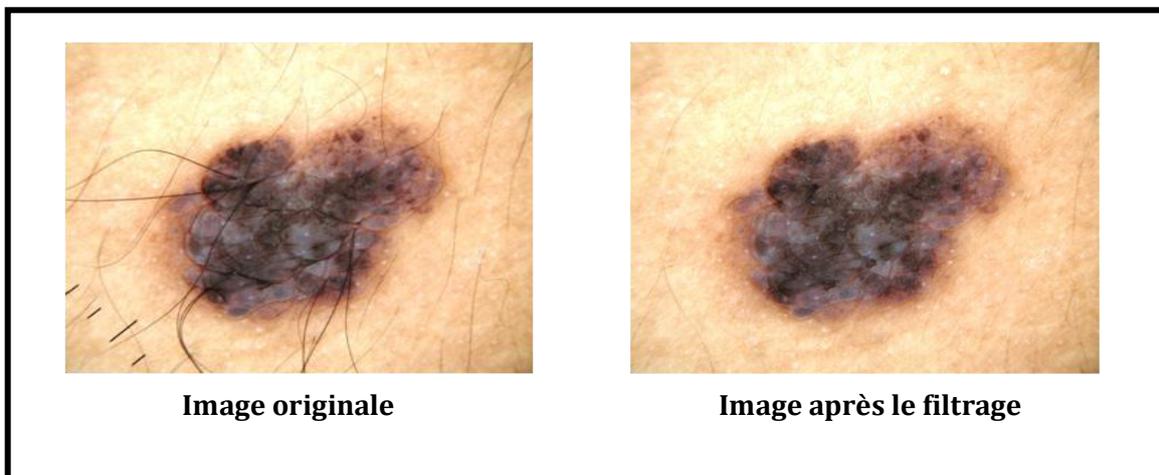


Figure 2.7 : Résultat de Dullrazor

2.4.3 Egalisation de l'histogramme

La transformation d'égalisation est construite de telle façon que l'histogramme de l'image transformée soit le plus plat possible. Cette technique améliore le contraste et permet d'augmenter artificiellement la clarté d'une image grâce à une meilleure répartition des intensités relatives [1].

Parmi les méthodes existantes, nous distinguons la méthode classique HE (*Histogram Equalisation*), AHE (*Adaptive Histogram Equalisation*) et CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalisation*). Dans notre étude nous avons utilisé la méthode CLAHE, elle est plus adéquate pour le traitement des lésions, la figure suivante illustre les deux méthodes HE et CLAHE.

2.4.3.1 Méthode classique HE

C'est une transformation consiste à rendre l'histogramme des niveaux de gris de l'image le plus plat possible.

$$hc(i) = \sum_{j=0}^i h(j) \quad i \in [0,255]$$
$$G' = \frac{255}{N} * hc(G)$$

$h(i)$: Nombre de pixels de l'image possédant le niveau de gris i .

$hc(i)$: Nombre de pixels de l'image possédant un niveau de gris inférieur ou égal à i .

G : Le niveau de gris d'un pixel de départ.

G' : Le niveau de gris du pixel d'arrivée.

N : Nombre de pixel de l'image.

2.4.3.2 CLAHE

C'est une méthode récente utilisé pour l'égalisation de l'histogramme, se base sur l'algorithme suivant :

- Division de l'image en blocs.
- Application de l'égalisation de l'histogramme **HE** sur chaque bloc.
- Une interpolation bilinéaire sur chacun de ces blocs pour unifier l'image.

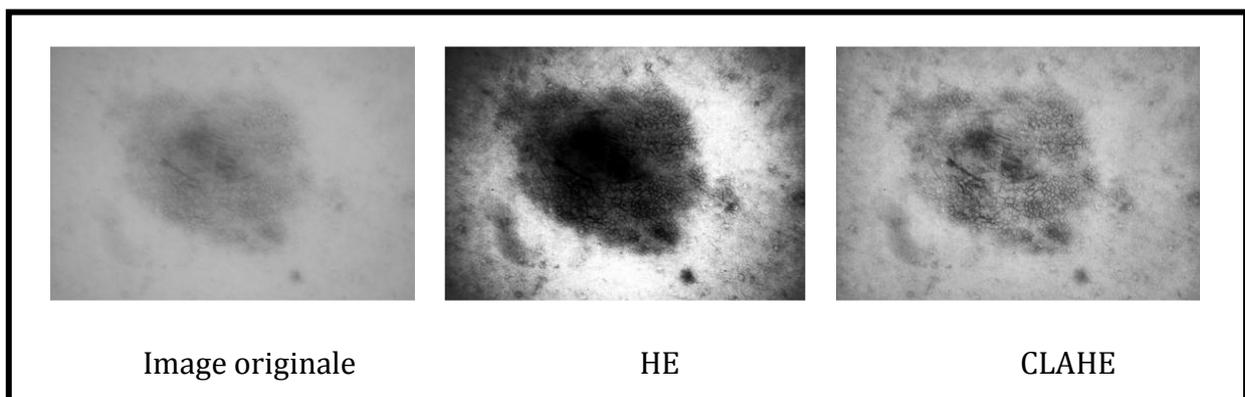


Figure 2.8 : Techniques d'égalisation de l'histogramme

2.5 SEGMENTATION DES IMAGES

La segmentation consiste à extraire de l'image des primitives, soit de type contour, soit de type région [5]. Dans notre étude on cherche à extraire le contour des lésions, utilisant les différentes techniques de segmentation, comme le seuillage et la fonction de convolution.

2.5.1 Le seuillage

C'est une technique de classification plus simple, où les pixels de l'image sont partagés par un seul seuil s en deux classes : ceux qui appartiennent au fond (la peau) et ceux qui appartiennent à l'objet (la lésion).

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(i, j) > s \\ 0 & \text{si } f(i, j) \leq s \end{cases}$$

$f(i, j)$: Niveau de gris d'un pixel (i, j) appartenant à l'image.

$g(i, j)$: Niveau de gris de pixel (i, j) après la binarisation.

2.5.1.1 Méthode d'Otsu

Le principe de la méthode d'Otsu est de trouver un seuil optimal qui maximise la différence entre deux classes. Il est effectué en se basant sur la variance. Le seuil optimal $S_{optimal}$ est celui qui maximise la fonction suivante :

$$\mu(t) = \frac{\delta_B^2(t)}{\delta_T^2(t)}$$

Où δ_T^2, δ_B^2 représente la variance totale de l'image et la variance interclasse successivement.

$$S_{optimal} = \max_{t \in [min, max]} \mu(t)$$

$[min, max]$: L'intervalle dynamique de l'image.

Avec :

$$\delta_T^2(t) = \sum_{i=min}^{max} (i - m_T)^2$$

$$m_T = \sum_{i=min}^{max} i * p_i$$

$$p_i = \frac{h(i)}{M * N}$$

m_T : La moyenne totale de tous les pixels de l'image.

$h(i)$: Nombre de pixels dont le niveau de gris = i .

$M*N$: Nombre de pixels de l'image.

$$\delta_B^2(t) = P_{fond}(t) * \delta_{fond}^2(t) - P_{objet}(t) * \delta_{objet}^2(t)$$

$$P_{objet}(t) = \sum_{i=min}^t p_i \quad P_{fond}(t) = \sum_{i=t+1}^{max} p_i = 1 - P_{objet}(t)$$

$P_{fond}(t), P_{objet}(t)$: La somme des probabilités d'occurrence des niveaux de gris des pixels du fond et celle de l'objet en prenant le seuil t .

$$m_{objet}(t) = \frac{1}{P_{objet}} \sum_{i=min}^t i * p_i \quad m_{fond}(t) = \frac{1}{P_{fond}} \sum_{i=t+1}^{max} i * p_i$$

m_{fond}, m_{objet} : La moyenne des pixels appartenant au fond et celle des pixels de l'objet.

$$\delta_{objet}^2(t) = \frac{1}{P_{objet}} \sum_{i=min}^t (i - m_{objet})^2 * p_i$$

$$\delta_{fond}^2(t) = \frac{1}{P_{fond}} \sum_{i=t+1}^{max} (i - m_{fond})^2 * p_i$$

$\delta_{fond}^2(t), \delta_{objet}^2(t)$: La variance de classe fond et la variance de classe objet.

2.5.1.2 Seuillage adaptatif

Cette méthode est basée sur le principe de diviser l'image en zones, elle utilise la valeur d'un seuil qui est dynamiquement changé afin de rendre compte de l'intensité locale des différentes zones de l'image d'entrée (en niveau de gris). Le seuil de chaque région peut être calculé par la méthode d'Otsu.

Les deux méthodes présentées ci-dessus sont simples à implanter, donnent en général de bons résultats.

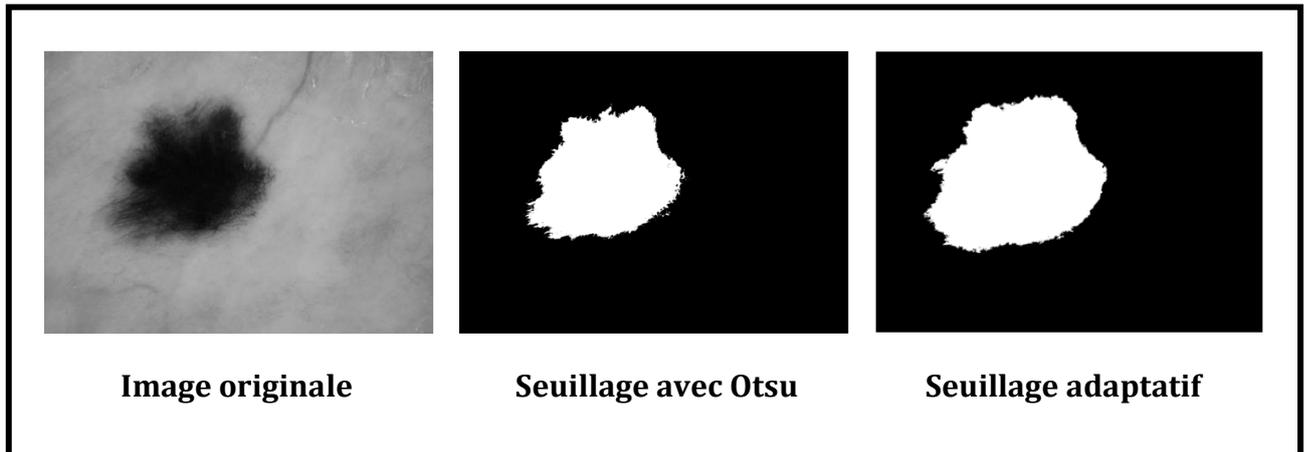


Figure 2.9 : Binarisation de l'image avec les méthodes de seuillage

2.5.2 Les opérateurs morphologiques

Nous remarquons dans les images après la binarisation, des petites régions noires dans la lésion en blanc (à cause de bruit), et vice versa pour la peau, alors nous avons utilisé des opérateurs morphologiques pour les supprimer (**figure 2.10**). Les opérateurs reposent sur le concept de transformation géométrique d'une image par élément structurant, chaque élément structurant est un masque de forme quelconque [6]. Nous avons utilisé les deux opérateurs basiques, la dilatation et l'érosion.

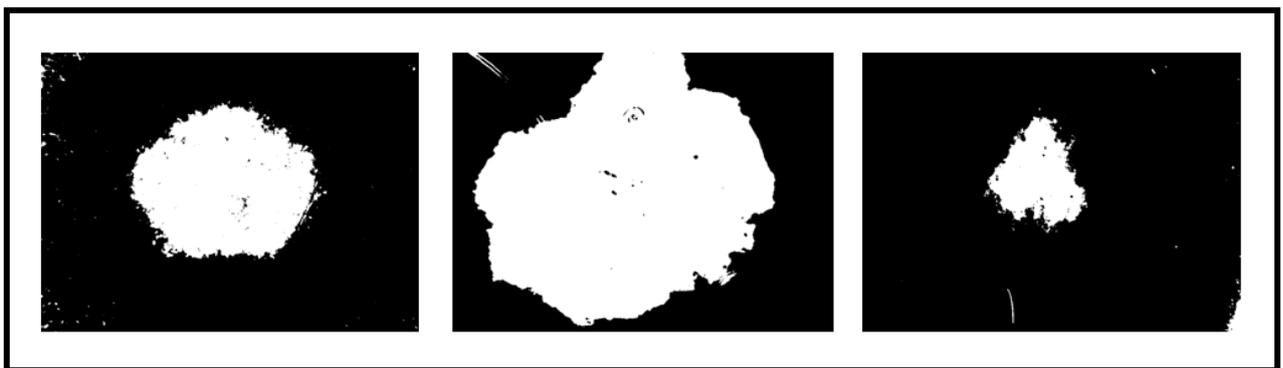


Figure 2.10 : Le non homogénéité des deux zones (la lésion et la peau)

2.5.2.1 La dilatation et l'érosion

La dilatation permet d'éliminer les points noirs de l'image, tandis que l'érosion élimine les points blancs.

- Objet : $X = \{x / x = 1\}$
- Fond : $\sim X = \{x / x = 0\}$

Pour la dilatation :

$$X \oplus S = \{x/S_x \cap X \neq \emptyset\}$$

$$= \{x/(S_x \cap X) \subset X\}$$

Pour l'érosion, on a :

$$X \ominus S = \{x/S_x \subset X\}$$

$$= \{x/(S_x \cap \sim X) \neq \emptyset\}$$

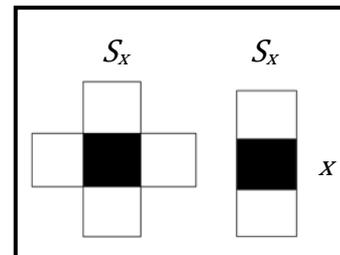
Avec :

S : Elément structurant.

S_x : Le pixel x est le centre de l'élément structurant.

\oplus : Présente l'opération morphologique de dilatation.

\ominus : Présente l'opération morphologique d'érosion.



Eléments structurants

Après l'utilisation des deux opérateurs (la dilatation et l'érosion), nous avons eu de bons résultats.

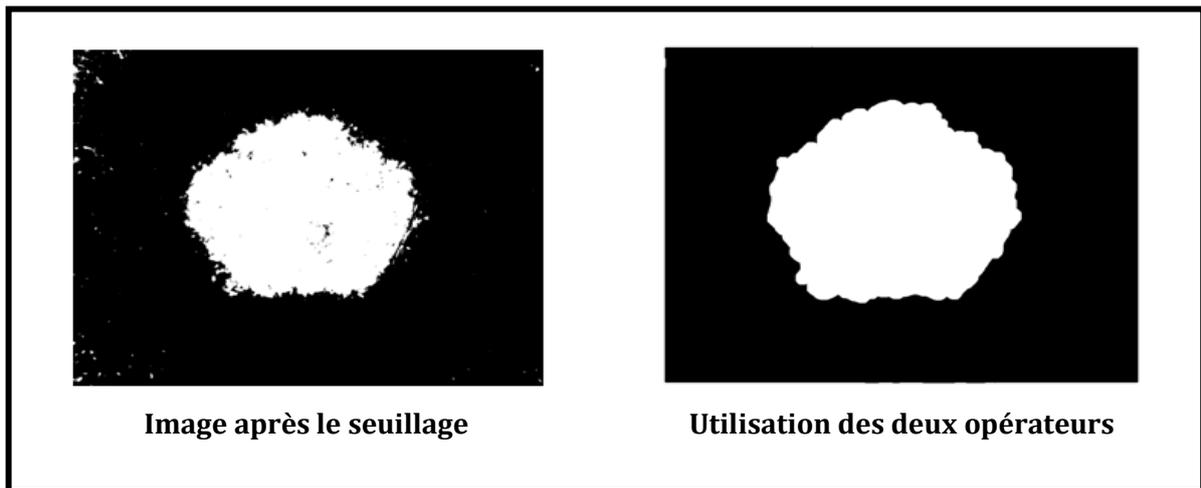


Figure 2.11 : Résultats des opérateurs morphologiques

En revanche, Il y a des cas où dans le fond on trouve des grandes surfaces en blanc comme le montre la figure ci-dessous, alors nous avons utilisé une fonction implantée dans MATLAB, qui se base sur le choix d'un seuil, c'est-à-dire toutes les surfaces en blanc inférieur à ce seuil seront éliminer.

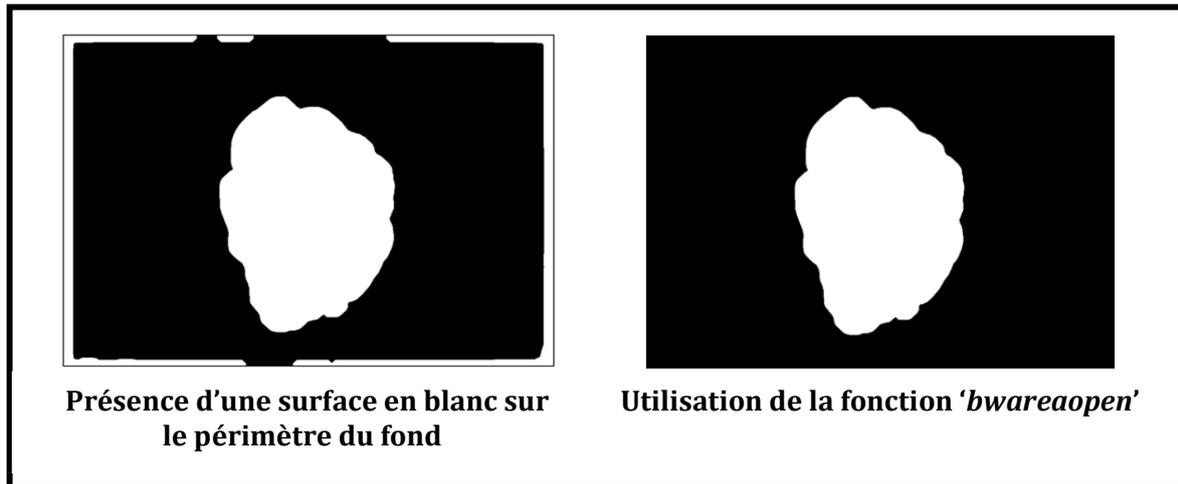


Figure 2.12 : *Elimination des surfaces inutiles*

2.5.3 La convolution numérique

Le produit de convolution est une opération très courante en traitement d'images. Ce produit représente une classe d'opérations simples à programmer et efficace dans ses résultats [9]. Cette opération fait donc appel aux outils disponibles pour respecter la convolution:

- Multiplication du niveau de gris d'un point par une constante.
- Addition des niveaux de gris des points d'une image.

$$I_s(m, n) = I_e * h = \sum_{(i,j) \in V(p)} I_e(m - i, n - j)h(i, j)$$

I_e : Image d'entrée

h : Masque de convolution

I_s : Image de sortie

$V(p)$: Représente la taille de voisinage du pixel p .

$$\begin{aligned} I_s &= I_e * h \\ &= I_e(m - 1, n - 1)h(1,1) + I_e(m, n - 1)h(0,1) + I_e(m + 1, n - 1)h(-1,1) \\ &\quad + I_e(m - 1, n)h(1,0) + I_e(m, n)h(0,0) + I_e(m + 1, n)h(-1,0) \\ &\quad + I_e(m - 1, n + 1)h(1,-1) + I_e(m, n + 1)h(0,-1) + I_e(m + 1, n + 1)h(-1,-1) \end{aligned}$$

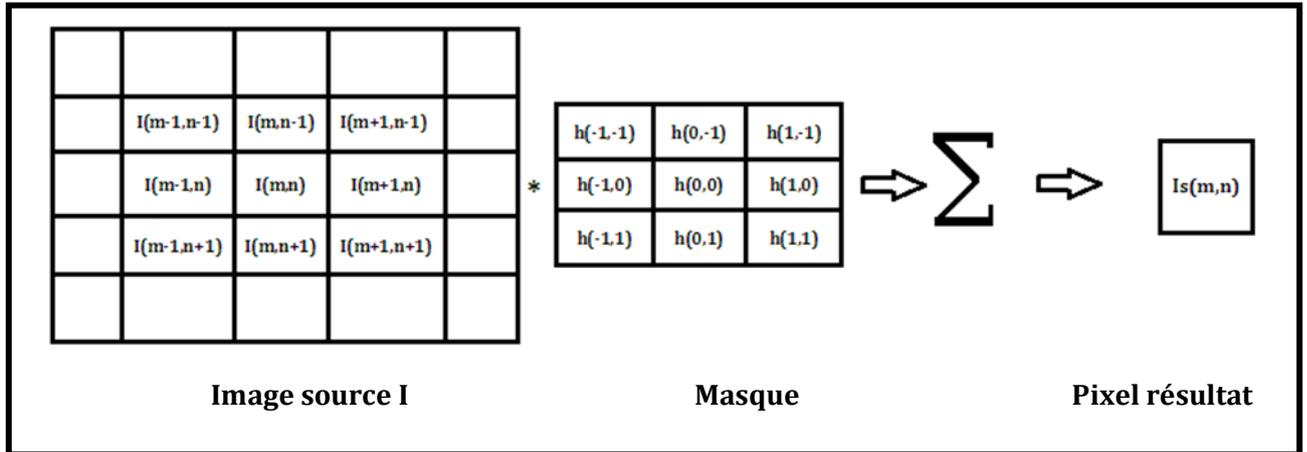


Figure 2.13 : Principe de calcul de la convolution discrète

Le masque utilisé :

$$h = \frac{1}{m} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Dans notre étude, nous avons utilisé le filtre (masque) décrit ci-dessus, sa taille est (5*5) et nous avons pris la valeur de $m = \{15, 17 \text{ ou } 20\}$, le choix de la taille de masque et de m est important. L'utilisation de la fonction de convolution avec ce masque, nous a donné une image où la lésion (mélanome) est bien séparée de la peau, la figure ci-dessous présente quelques exemples d'images traitées :

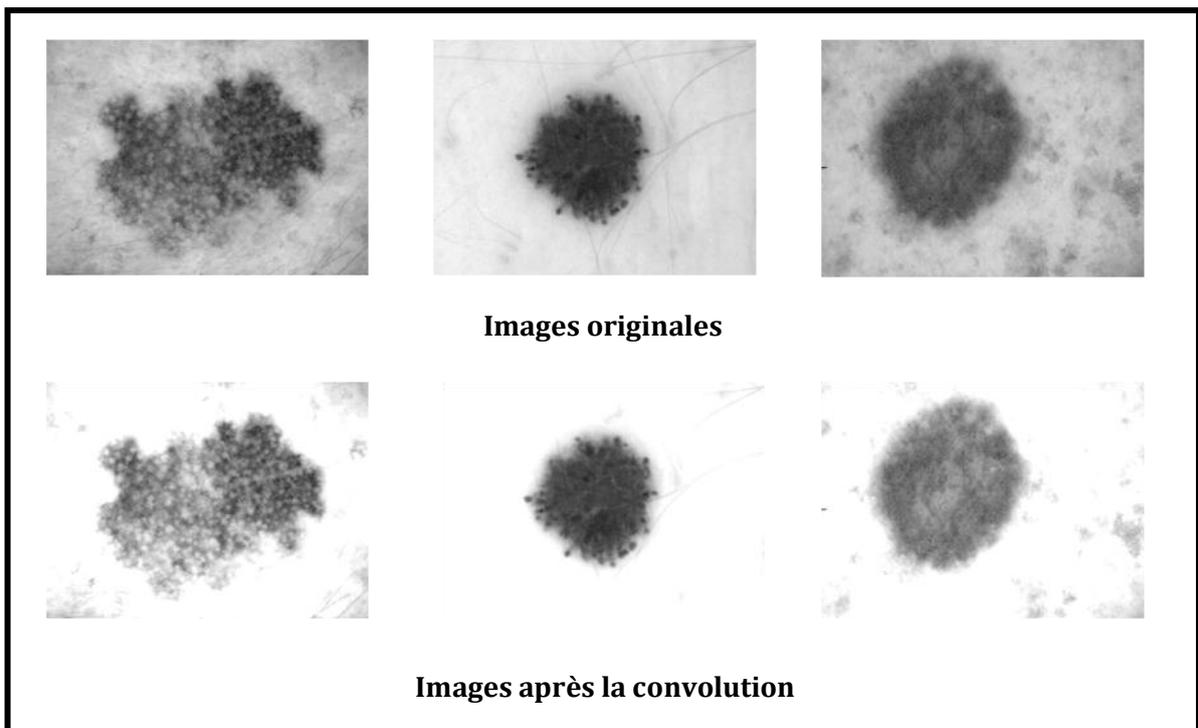


Figure 2.14 : Résultats obtenus avec la fonction de convolution

2.5.4 Détection de contour

Dans une image, les variations d'intensité représentent des changements de propriétés physiques ou géométriques de la scène ou de l'objet [4]. Dans un grand nombre de cas, ces variations d'intensité sont des informations importantes. Dans notre étude, ces variations constituent la frontière entre la peau et le mélanome.

Les méthodes d'extraction des frontières (détection de contour) sont en général fondées sur le calcul d'un gradient (première dérivée) ou d'une dérivée seconde (Laplacien) [5]. Le résultat de la détection de contours est une image binaire (contour ou non contour).

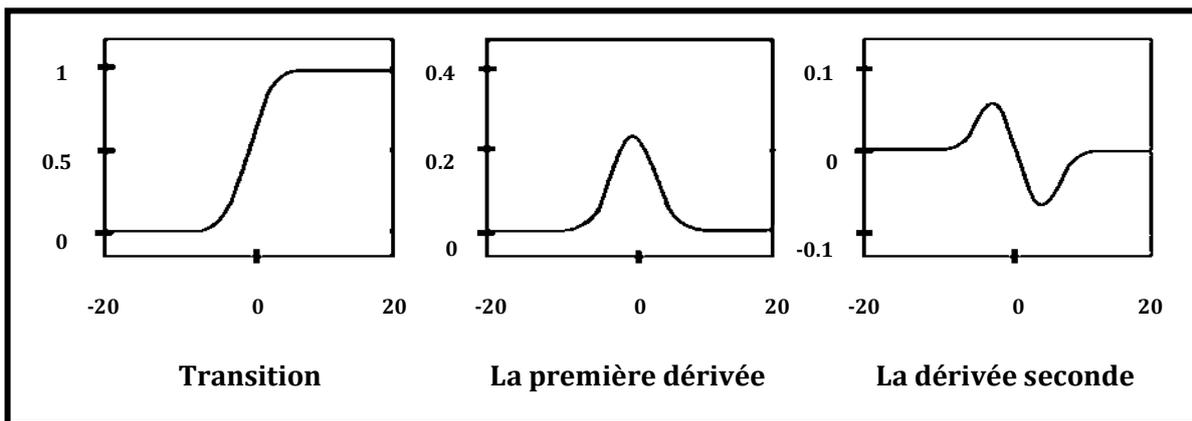


Figure 2.15 : Dérivée première et seconde d'une transition de type « saut d'amplitude »

2.5.4.1 Opérateurs du premier ordre (Gradient)

La première approche possible pour détecter les variations locales de la fonction $I(x,y)$ représentant l'intensité est d'utiliser une transformation du type gradient. Un contour est détecté en calculant le maximum de la première dérivée [7].

$$\Delta I(x, y) = \frac{\partial I}{\partial x}(x, y) + \frac{\partial I}{\partial y}(x, y)$$

Avec :

$$G_x(x, y) = \frac{\partial I}{\partial x}(x, y) = I(x + n, y) - I(x - n, y)$$

$$G_y(x, y) = \frac{\partial I}{\partial y}(x, y) = I(x, y + n) - I(x, y - n)$$

Avec en général $n=1$.

Donc les deux masques de gradient sont :

$$G_x = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.5.4.2 Opérateurs de Prewitt et Sobel

Prewitt et Sobel approximent les dérivées directionnelles suivant les axes O_x et O_y à l'aide d'une convolution de l'image I avec les masques 3*3 suivant :

$$H_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -c & 0 & c \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H_y = \begin{bmatrix} -1 & -c & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & c & 1 \end{bmatrix}$$

Pour $c=1$, on a les masques de Prewitt et pour $c=2$ les masques de Sobel.

Nous avons :

$$I_x = I * H_x \quad \text{et} \quad I_y = I * H_y$$

I_y, I_x : Les images obtenues par convolution de l'image originale I avec les deux masques H_x et H_y .

2.5.4.3 Opérateur de second ordre

On décrit ici les opérateurs de type Laplacien, un contour est détecté en calculant la deuxième dérivée égale à 0.

$$\nabla I(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial^2 x^2}(x, y) + \frac{\partial^2 I}{\partial^2 y^2}(x, y)$$

Avec :

$$L_x(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial^2 x^2}(x, y) = I(x + n, y) - 2I(x, y) + I(x - n, y)$$

$$L_y(x, y) = \frac{\partial^2 I}{\partial^2 y^2}(x, y) = I(x, y + n) - 2I(x, y) + I(x, y - n)$$

Avec en général $n=1$.

Donc les deux masques de Laplacien sont :

$$L_x = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad L_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.5.4.4 Opérateur de Canny

L'approche de Canny consiste à trouver le filtre optimal de réponse impulsionnelle $h(x)$ satisfaisant les trois critères suivants :

- Une bonne détection.
- Une bonne localisation.
- Une faible multiplicité des maximums dus au bruit.

Pour réaliser le filtre linéaire optimal, il faut que ces trois critères soient vérifiés. Le calcul est développé pour chaque critère.

La figure ci-dessous présente les différentes méthodes de détection de contour, nous constatons que le filtre de Canny donne des résultats de bonne qualité. Alors nous le choisissons pour l'étape de détection de contour dans notre programme.

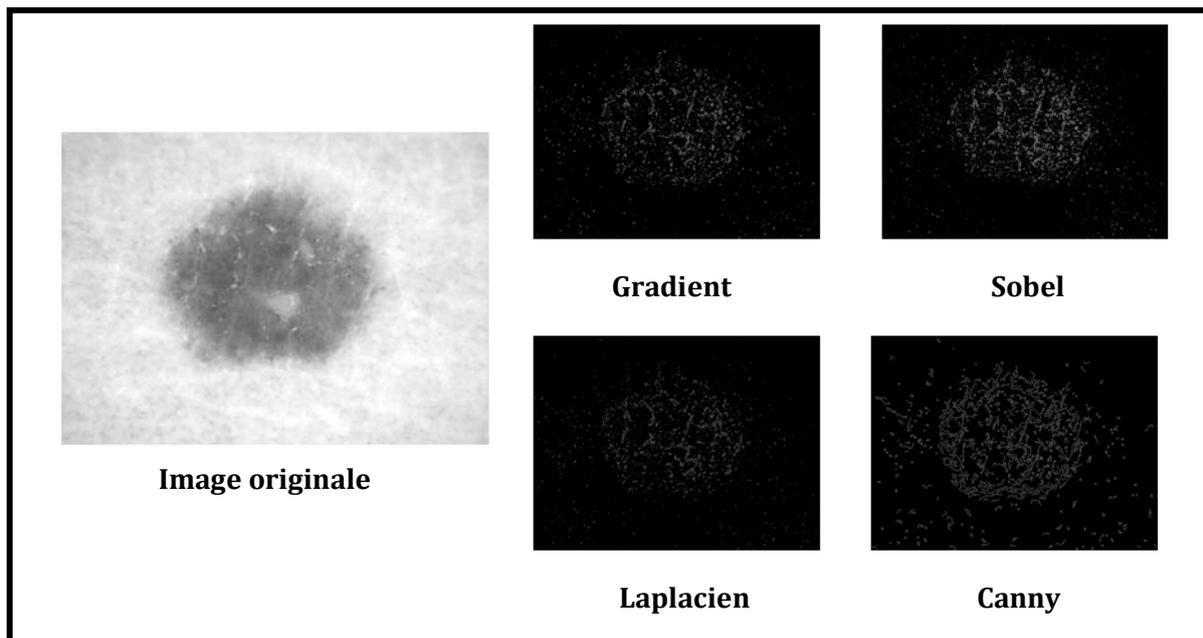


Figure 2.16 : *Détection de contour avec les différentes méthodes*

2.6 CONCLUSION

Ce chapitre a été consacré au développement de différentes techniques de prétraitement et de segmentation des images, notre objectif est de les appliquer dans le chapitre suivant afin de détecter le contour du mélanome.

Pour ce faire, nous avons essayé de définir les méthodes utilisées dans notre programme, cependant les résultats obtenus ne présentent pas la solution finale de notre travail. Nous avons vu par exemple dans la section de détection de contour (**figure 16**), le contour de la lésion n'est pas uni (discontinuité de contour). Pour y remédier nous allons relier les différentes techniques de traitement dans un programme sous MATLAB, afin d'arriver à extraire le contour de la lésion (mélanome).

Dans le chapitre suivant nous présenterons le contexte applicatif et les contraintes de notre étude. Nous présenterons aussi les différents résultats obtenus, en nous basant sur les différentes techniques décrites dans ce chapitre.

Chapitre 3

Application et Classification

3.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous appliquons les techniques que nous avons développées dans le chapitre précédent à un ensemble d'images appartenant à notre base de données. La base de données constituée de 50 images, 29 images sont bénignes et 21 images sont malignes. La taille de chaque image est 1024 x 768 (source : Interactive Atlas of Dermoscopy).

Il est question de faire quatre applications différentes. Au départ, nous allons traiter les images sans égalisation de l'histogramme, ceci présente deux cas : le seuillage avec Otsu et le seuillage adaptatif. Ensuite, nous allons traiter les images avec l'égalisation de l'histogramme (CLAHE) ayant deux cas différents: le seuillage avec Otsu et le seuillage adaptatif. Pour chacune de ces quatre applications, nous employons les différentes techniques (opérateur morphologique, détection de contour...), dans le but d'extraire le contour du mélanome et faire une comparaison entre les différentes approches.

L'organigramme ci-dessous (**figure 3.1**) présente les différentes applications à réaliser.

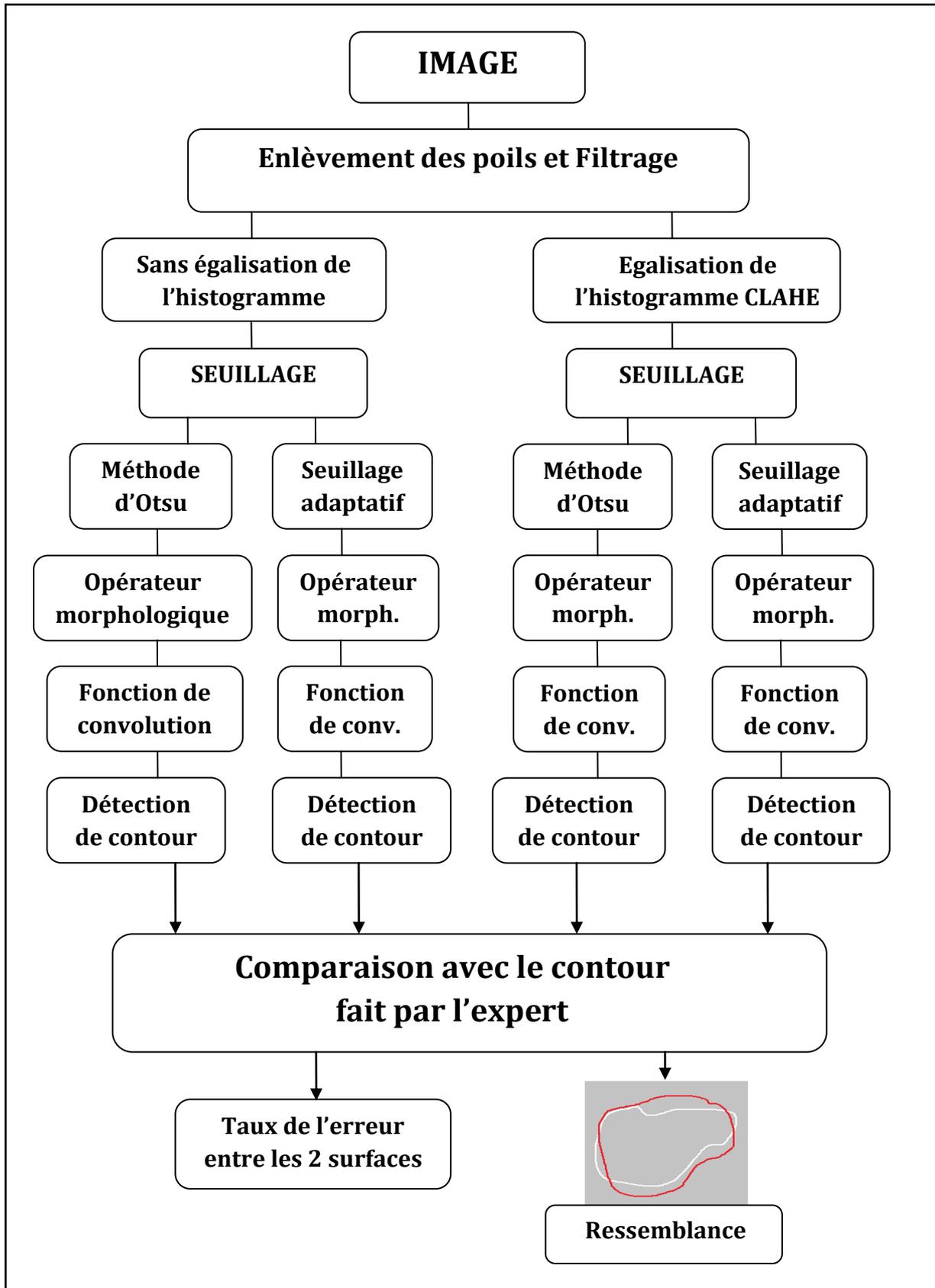


Figure 3.1 : Organigramme de notre étude

3.2 PROCEDURE UTILISEE POUR CLASSER LES IMAGES

Dans chaque application, nous allons utiliser six images, trois bénignes et trois malignes. Et pour chacune des ces applications nous allons calculer :

- La surface des deux contours pour chaque image.
- L'erreur entre les deux surfaces E.
- Le taux de l'erreur Tr : le taux de par rapport à la surface du contour fait par l'expert, si Tr appartient à l'intervalle spécifique alors le *critère 1* est vérifié.

Ainsi nous allons étudier la ressemblance des deux contours, c'est-à-dire nous allons calculer la proportion de la surface Ps (**figure 3.2**) entre les deux contours par rapport à la surface de contour fait par l'expert, si Ps appartient à l'intervalle spécifique, alors le *critère 2* est vérifié.

Tr et Ps sont calculés par ces équations :

$$Tr = (surface\ 1 - surface\ 2) * 100 / surface\ 1$$

$$Ps = surface\ 3 * 100 / surface\ 1$$

surface1 : surface de la lésion délimitée par l'expert.

surface2 : surface de la lésion obtenue.

surface3 : surface entre les deux contours.

Cependant, nous allons donner un score pour chaque image, si les deux critères cités ci-dessus sont vérifiés alors le score est égal à 1, l'image est classée (c'est-à-dire le contour extrait est conforme à celui dessiné par l'expert). Si l'un des deux critères ou les deux ne sont pas vérifiés alors le score est égal à 0, l'image n'est pas classée.

Pour les deux intervalles, nous avons étudié toutes les images de la base de données utilisant les différentes applications programmées, alors nous avons constaté que l'intervalle pour Tr est [-5% 5%], pour Ps l'intervalle est [0 9%], avec ces deux intervalles nous pouvons extraire des contours plus conforme à ceux fait par l'expert.

Le cas idéal est d'avoir :

$$\begin{cases} Tr = 0 \\ Ps = 0 \end{cases} \rightarrow \text{Le contour extrait est identique à celui dessiné par l'expert.}$$

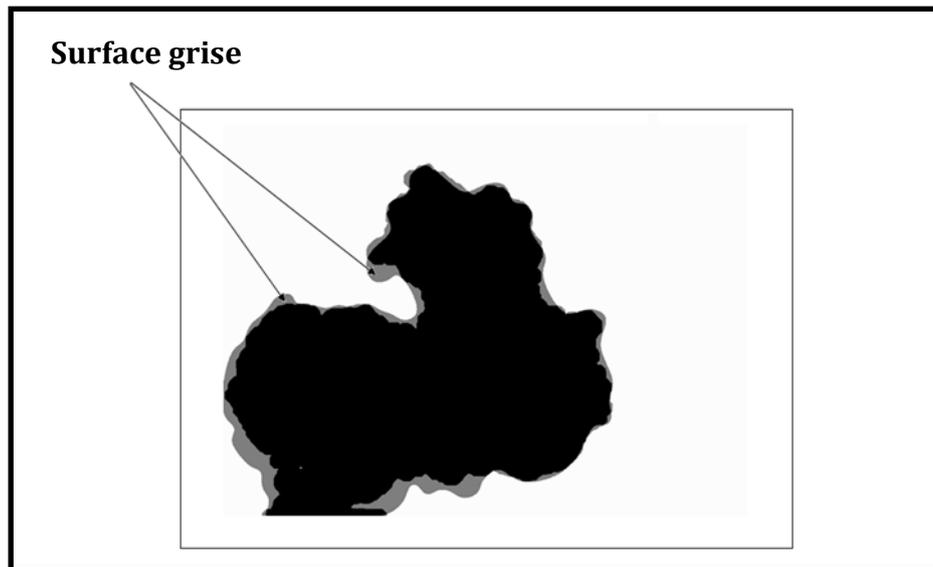


Figure 3.2 : *Surface entre les deux contours*

3.3 PREMIERE APPLICATION

Dans cette première partie. Nous allons utiliser les images sans faire une égalisation de l'histogramme, et en employant le seuillage avec la méthode d'Otsu. Pour cette application, nous choisissons les paramètres suivant :

- Le masque de la fonction de convolution est : $(ones(5,5)/20)$.
- La taille du filtre médian est : $(25,25)$.

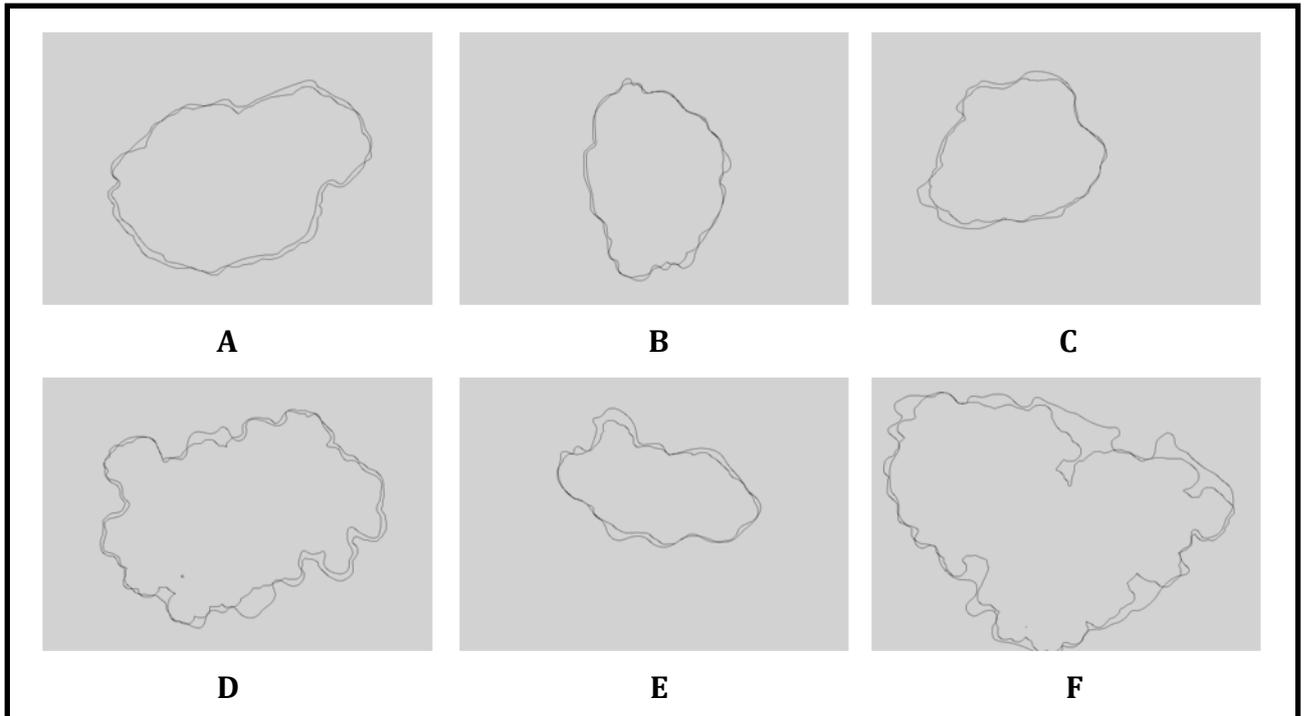


Figure 3.3 : *Différents contours obtenus. (A, B, C) lésions bénignes, (D, E, F) lésions malignes.*

Le tableau ci-dessous présente la surface délimitée par chaque contour, pour les images de la **figure 3.3**. Nous allons calculer Tr et Ps pour chaque image :

Image	Surface 1	Surface 2	Surface 3	Tr	Ps	Score
A	239 920	246 260	19 005	-2.64 %	7.92 %	1
B	148 460	147 750	8 605	0.47 %	5.80 %	1
C	149 123	142 069	13 537	4.73 %	8.92 %	1
D	292 770	294 380	34 123	-0.54 %	11.65 %	0
E	121 480	116 470	10 796	4.12 %	8.88 %	1
F	430 020	401 060	50 117	6.73 %	11.65 %	0

Tableau 3.1 : *Calcul des surfaces et de l'erreur avec la première application*

Dans le tableau ci-dessus, nous constatons que le score est égal à 1 pour les trois images de cas bénignes et une image pour une lésion maligne.

3.4 DEUXIEME APPLICATION

Dans cette partie, nous travaillons toujours sans égalisation de l'histogramme, cependant nous allons utiliser le seuillage adaptatif. La figure suivante montre quelques images, utilisant la méthode décrite dans cette deuxième application.

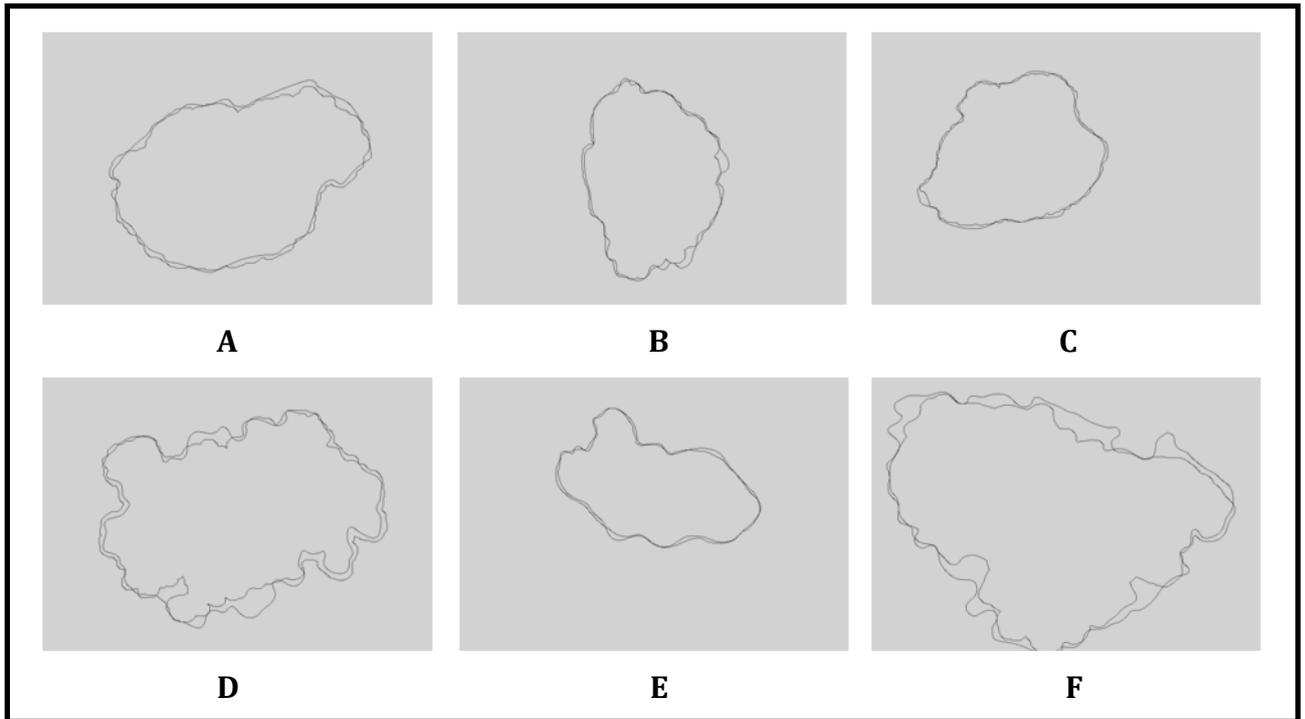


Figure 3.4 : *Différents contours obtenus. (A, B, C) lésions bénignes, (D, E, F) lésions malignes.*

Nous voyons dans la figure ci-dessus que les images ABCE ont des contours semblables à ceux dessiné par le spécialiste.

Le tableau suivant présente les résultats obtenus dans cette deuxième application pour les images de la **figure 3.4** :

Image	Surface 1	Surface 2	Surface 3	Tr	Ps	Score
A	239 920	240 640	17 259	-0.30 %	7.19 %	1
B	148 460	147 900	8 823	0.37 %	5.94 %	1
C	149 123	148 530	8 245	0.40 %	5.52 %	1
D	292 770	295 180	36 010	-0.82 %	12.3 %	0
E	121 480	122 320	9 281	-0.68 %	7.64 %	1
F	430 020	427 181	48 291	0.66 %	11.23 %	0

Tableau 3.2 : *Calcul des surfaces et de l'erreur avec la deuxième application*

Nous remarquons que le score est vérifié (égal à 1), pour quatre images (3 bénignes et 1 maligne) dans le tableau ci-dessus. Nous avons commenté la **figure 3.4**, d'où nous avons remarqué que les résultats des images ABCE sont acceptable visuellement, tandis que les résultats obtenus par l'application programmée où le score égal à 1 sont les images ABCE.

3.5 TROISIEME APPLICATION

Dans cette application, nous allons utiliser la fonction d'égalisation de l'histogramme, et nous allons utiliser le seuillage avec la méthode d'Otsu. La figure ci-dessous représente les différents résultats obtenus. Les trois premiers images présentent des lésions bénignes, alors que les autres c'est des lésions malignes.

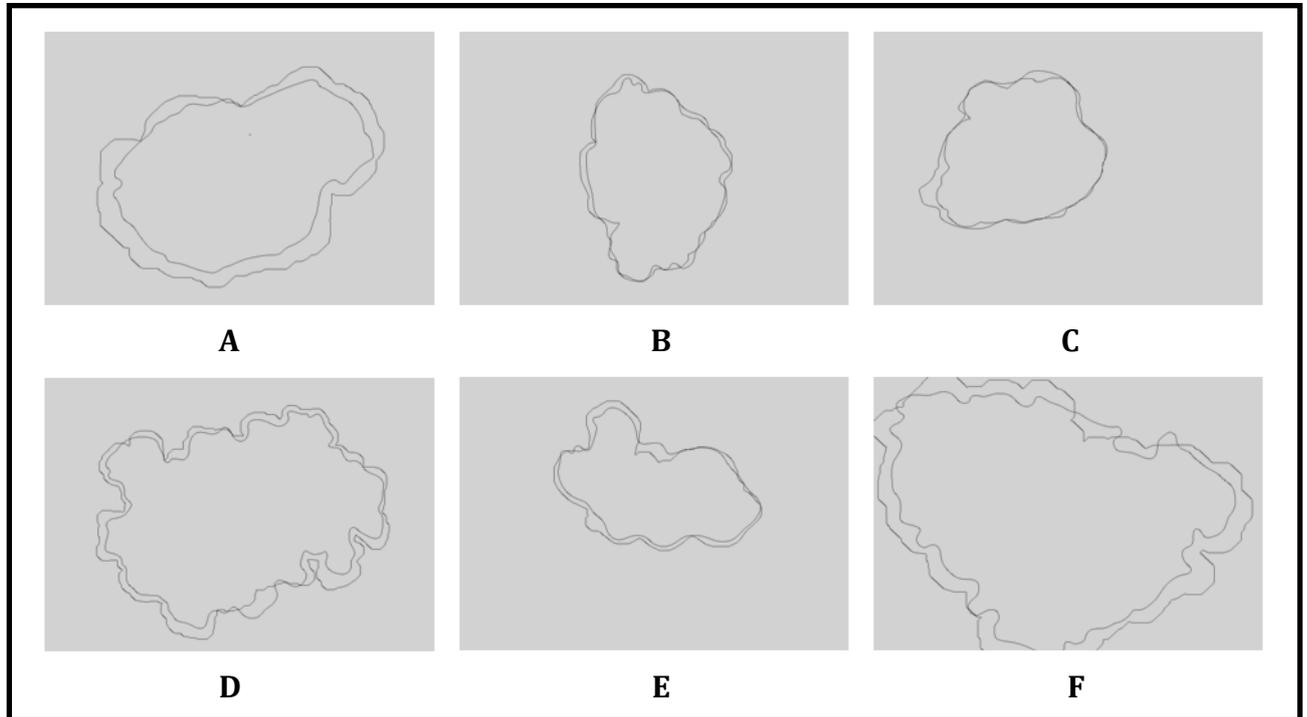


Figure 3.5 : Différents contours obtenus.

Le tableau suivant représente les surfaces obtenues pour les images de la **figure 3.5**, et nous allons calculer le Tr, Ps et le score pour chaque image.

Image	Surface 1	Surface 2	Surface 3	Tr	Ps	Score
A	239 920	315 150	42 463	-31.35 %	17.69 %	0
B	148 460	151 080	12 542	-1.76 %	8.44 %	1
C	149 123	142 360	12 058	4.53 %	8.08 %	1
D	292 770	452 770	53 301	-54.64 %	18.20 %	0
E	121 480	133 660	19 867	-10.03 %	16.35 %	0
F	430 020	518 280	91 134	-19.98 %	21.24 %	0

Tableau 3.3 : Calcul des surfaces et de l'erreur avec la troisième application

Pour les six images, nous avons deux images où le score est égal à 1 (les deux sont bénignes).

3.6 QUATRIEME APPLICATION

Dans cette dernière application, nous allons utiliser l'égalisation de l'histogramme, et le seuillage adaptatif. La figure ci-dessous représente les différents résultats obtenus. Les trois

premiers images présentent des lésions bénignes, alors que les autres c'est des lésions malignes.

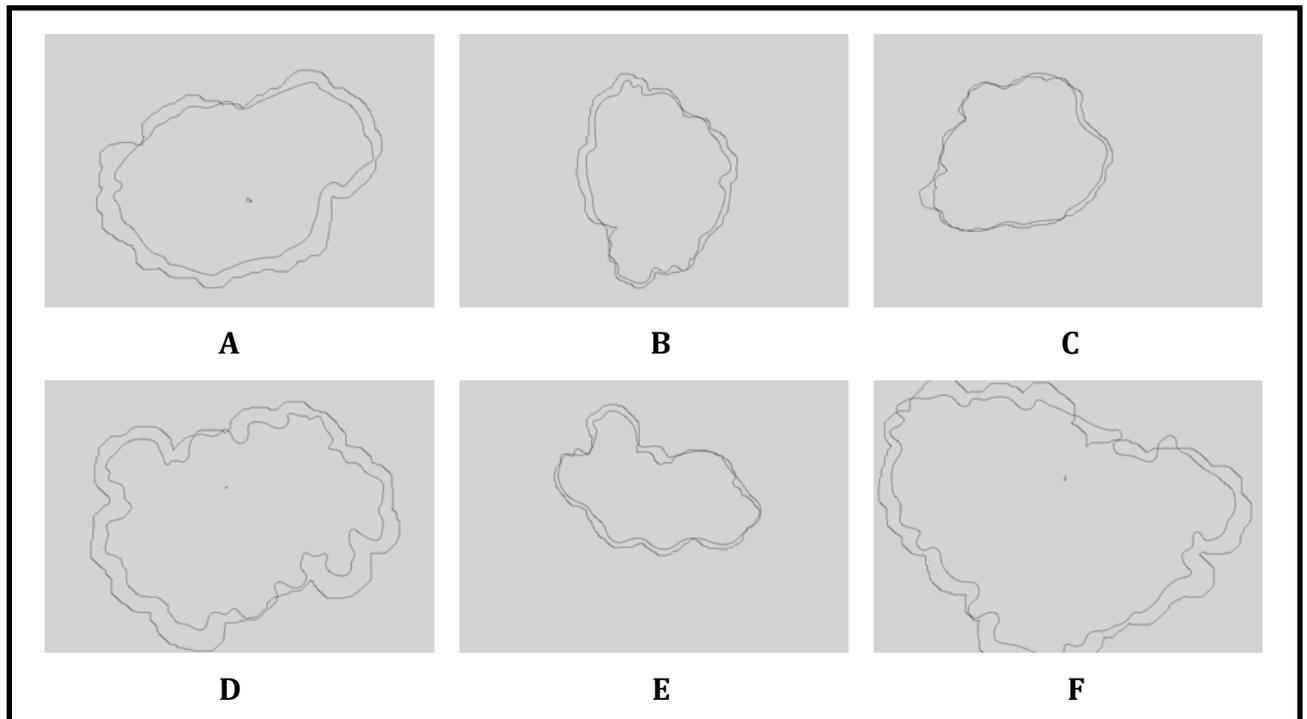


Figure 3.6 : Différents contours obtenus.

Le tableau suivant représente les surfaces obtenues pour les images de la figure 3.6, et nous allons calculer le Tr, Ps et le score pour chaque image.

Image	Surface 1	Surface 2	Surface 3	Tr	Ps	Score
A	239 920	308 116	40 647	-28.42 %	16.94 %	0
B	148 460	160 148	17 714	-7.87 %	11.93 %	0
C	149 123	147 320	11 676	1.21 %	7.82 %	1
D	292 770	391 310	55 840	-33.65 %	19.07 %	0
E	121 480	131 170	18 763	-7.97 %	15.44 %	0
F	430 020	512 800	90 325	-19.24 %	21.01 %	0

Tableau 3.4 : Calcul des surfaces et de l'erreur avec la quatrième application

Pour le tableau ci-dessus, nous constatons que dans un seul cas le score est vérifié (égal à 1).

3.7 BILAN

Dans les quatre applications précédentes, nous avons utilisé six images (3 bénignes et 3 malignes) pour chaque application. Dans le tableau suivant, nous allons donner les résultats pour l'ensemble des images de la base de données.

Application	Score = 1
1 ^{ère} application	Lésion bénigne : 20 images / 29 images de la BDD Lésion maligne : 04 images / 21 images de la BDD
2 ^{ème} application	Lésion bénigne : 23 images / 29 images de la BDD Lésion maligne : 06 images / 21 images de la BDD
3 ^{ème} application	Lésion bénigne : 08 images / 29 images de la BDD Lésion maligne : 01 images / 21 images de la BDD
4 ^{ème} application	Lésion bénigne : 10 images / 29 images de la BDD Lésion maligne : 02 images / 21 images de la BDD

Tableau 3.5 : Bilan de toutes les applications

D’après le tableau ci-dessus, nous concluons que la deuxième application donne de bons résultats par rapport aux autres. La figure suivante représente les différents résultats obtenus par les quatre applications.

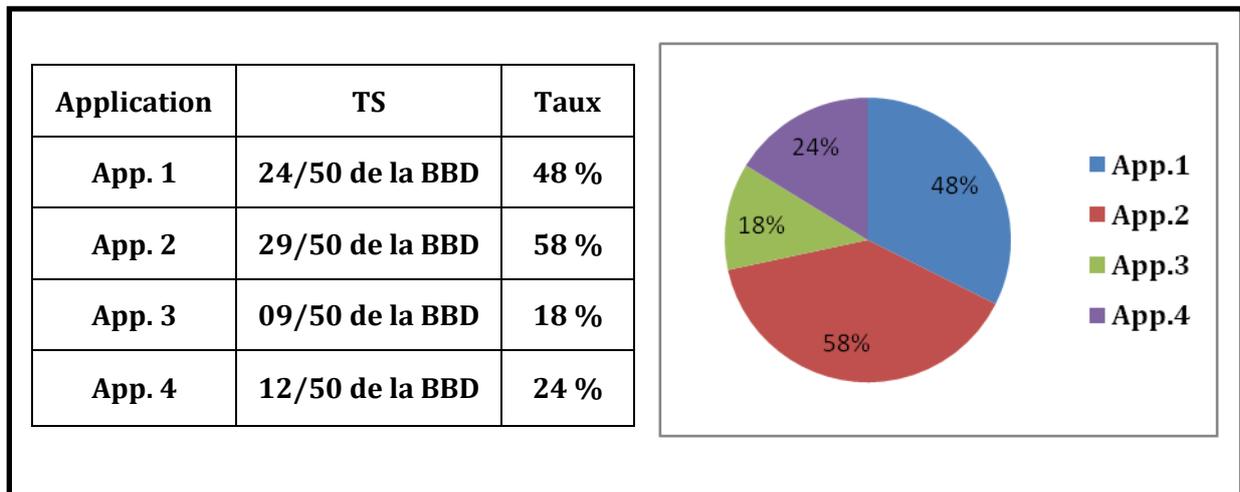


Figure 3.7 : Représentation des résultats obtenus.

TS : lésions (bénigne+maligne) où le score égal à 1.

Dans la figure ci-dessus nous avons essayé de présenter les résultats obtenus pour les 50 images de la BBD (base de données), d’où nous avons donné le pourcentage de chaque application. Nous constatons que la deuxième application est la meilleure entre les quatre applications, d’où nous pouvons extraire le contour de 29 lésions (**58 %**) et chaque contour est conforme à celui fait par l’expert.

3.8 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons développé quatre applications différentes ayant pour but d'extraire le contour de la lésion permettant par la suite de la comparaison de ce contour avec celui obtenu par l'expert. Pour cela nous avons utilisé une base de données qui contient 50 images, 29 images pour des cas des lésions bénignes et 21 images pour des cas malins.

Nous concluons que les résultats obtenus sans égalisation de l'histogramme sont meilleurs par rapport à ceux obtenus avec égalisation de l'histogramme : nous avons 48% et 58% pour les applications 1 et 2 (sans égalisation), et 18% et 24% pour les applications 3 et 4 (avec égalisation).

Nous concluons aussi que les résultats obtenus par le seuillage adaptatif sont meilleurs par rapport à ceux obtenus par le seuillage d'Otsu : nous avons 58% et 24% pour les applications 2 et 4 (seuillage adaptatif), et 48% et 18% pour les applications 1 et 3 (seuillage d'Otsu).

D'après les deux remarques ci-dessus, nous confirmons que la deuxième application est la meilleure d'entre les quatre, parce qu'elle appartient aux deux approches qui donnent les bons résultats (Sans égalisation et Seuillage adaptatif).

Nous concluons que les résultats obtenus sont meilleurs pour la deuxième application par rapport aux autres, nous pouvons justifier par :

- Le seuillage adaptatif consiste à diviser l'image en bloc et donner pour chaque zone un seuil spécifique, par contre avec Otsu un seul seuil pour toute l'image.
- L'égalisation de l'histogramme n'a pas apporté de plus, par ce que l'ensemble des images qu'on a sont bien éclairé.

Nous avons eu des résultats acceptables pour des lésions bénignes, 23 images sont classées parmi les 29 images qui sont à notre disposition dans la BBD pour l'application 2. Mais pour les lésions malignes, les résultats obtenus sont modestes, nous pouvons expliquer ça par :

- Contours ne sont pas nets.
- Une lésion maligne possède un contour très complexe.

Avec ces applications programmées, le choix des deux intervalles et les critères posés, nous avons eu des résultats. Mais pour les images qui ne sont pas classées (score égal à 0), nous pouvons les passer pour un spécialiste pour donner son avis. En réalité nous disposons d'un système automatisé qui fait le traitement des lésions, ce système nous donne un contour avec un score donné. Si le score est à 1 alors la lésion est classée, ce qui nous permet de faire la suite du traitement, sinon nous donnons la lésion à un spécialiste pour la traiter et extraire son contour. Bref, le système automatisé est conçu dans le but d'aider le praticien et gagner du temps, c'est-à-dire avec ce système nous pouvons traiter plusieurs cas dans une journée, mais un spécialiste ne peut traiter qu'un nombre limité de cas dans une journée.

Chapitre 4

Présentation de l'interface

4.1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous allons faire une interface graphique sous Matlab GUIDE (Graphical User Interface Development), dans le but de présenter toutes les applications que nous avons développées dans le chapitre précédent, et les résultats obtenus. Alors nous allons faire une figure pour chaque application. La page d'accueil de l'outil est la suivante :

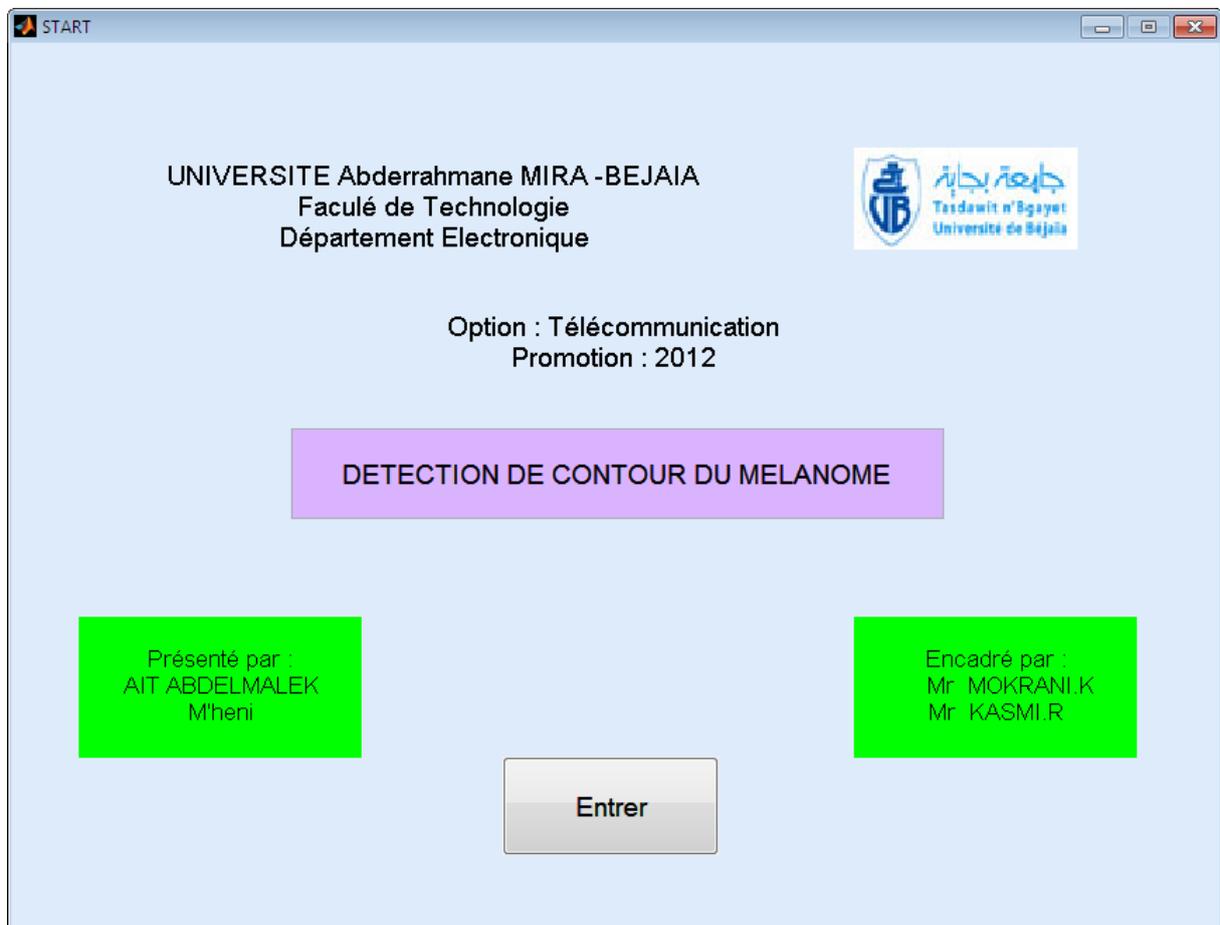


Figure 4.1 : Page d'accueil de l'interface

4.2 DIFFERENTES APPLICATIONS

4.2.1 L'interface de l'application 1

En exécutant le bouton « Entrer » depuis le menu de démarrage, et nous allons faire la première application pour une lésion donnée (lésion bénigne), nous aurons l'interface suivante :

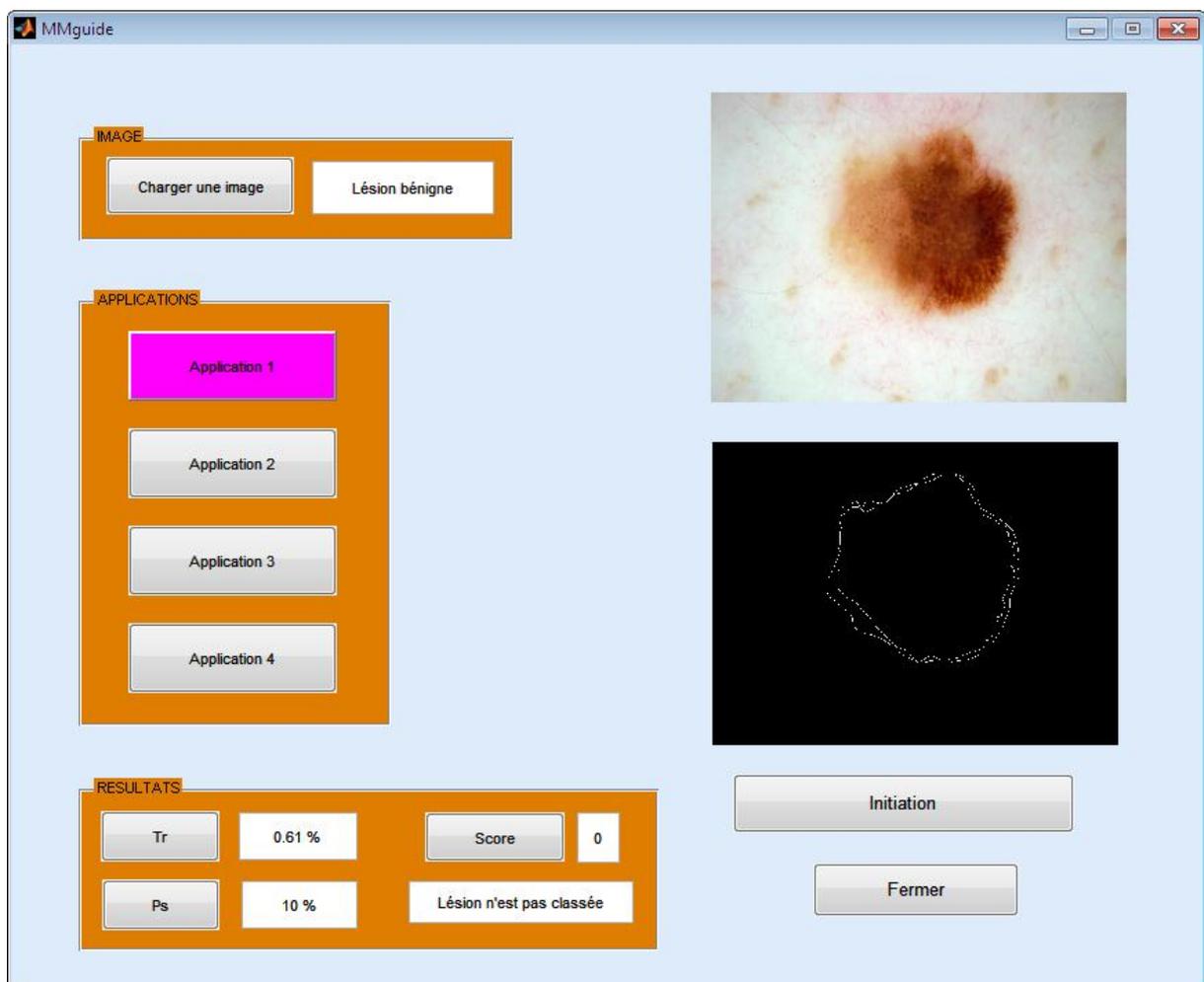


Figure 4.2 : L'interface d'application 1

4.2.2 L'interface de l'application 2

Nous avons choisi une lésion maligne pour cette deuxième application, alors nous avons la fenêtre suivante :

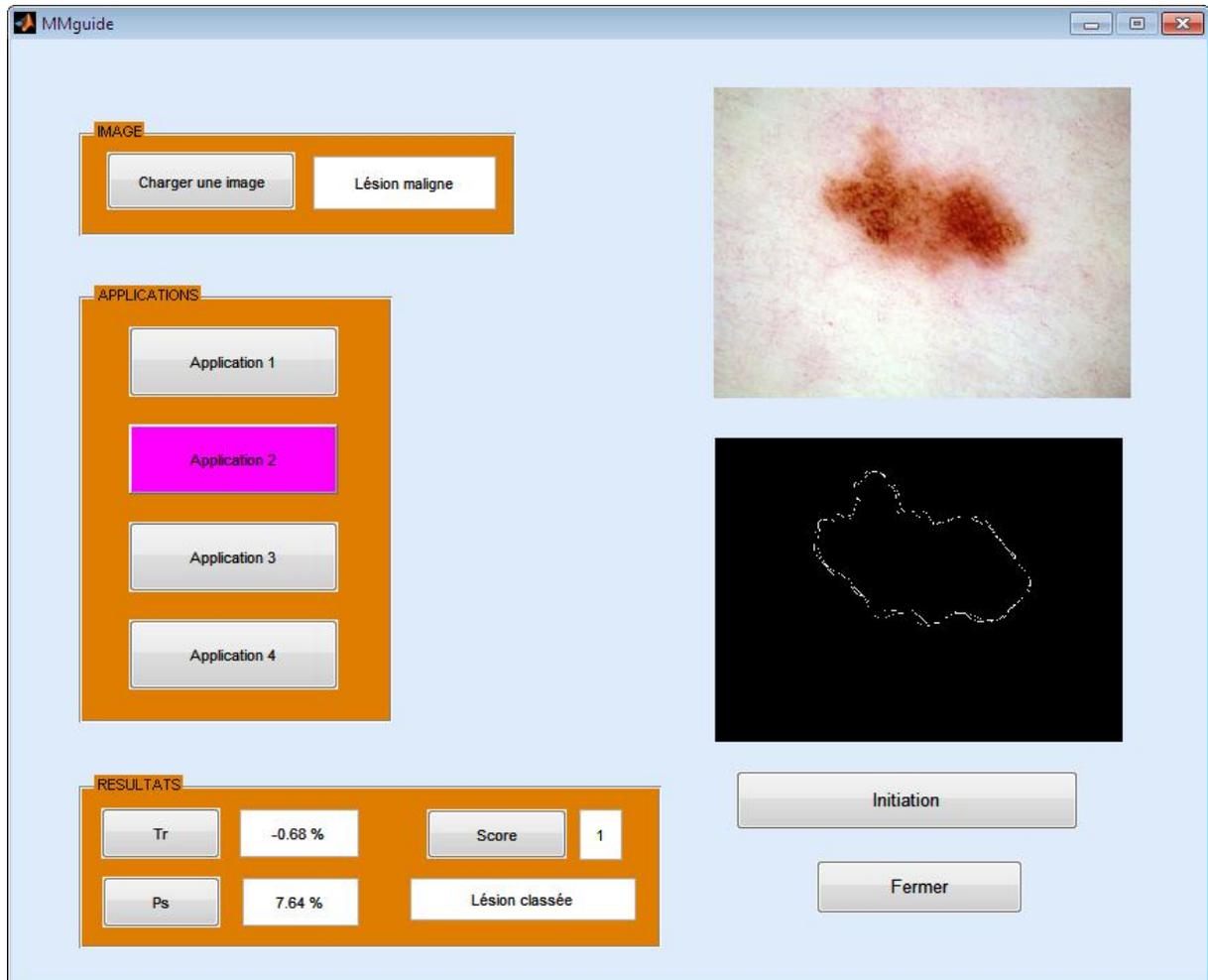


Figure 4.3 : L'interface d'application 2

4.2.3 L'interface de l'application 3

La figure suivante présente l'interface de la troisième application, où nous avons choisi aussi une lésion maligne.

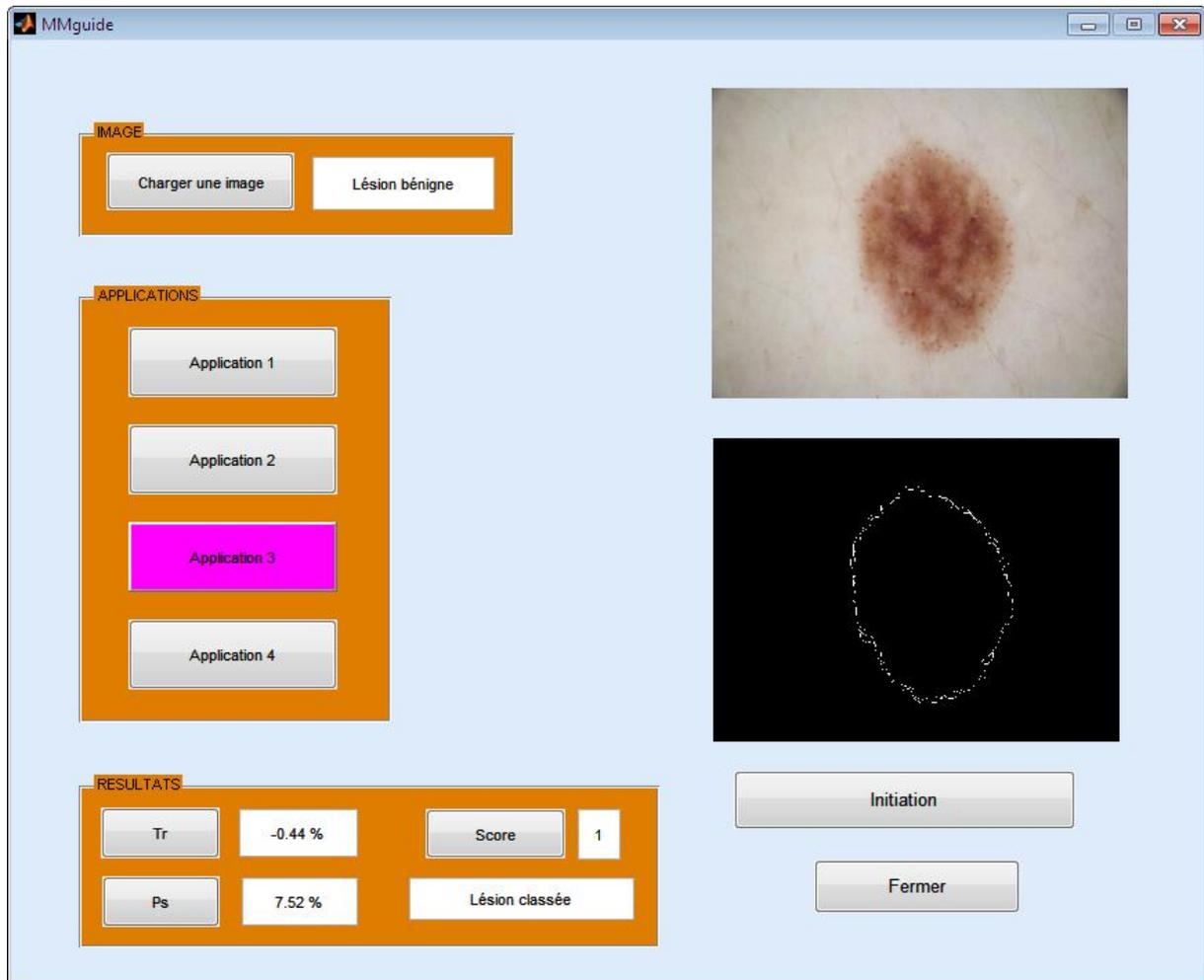


Figure 4.4 : L'interface d'application 3

4.2.4 L'interface de l'application 4

La figure suivante présente l'interface de la quatrième application, d'où nous avons choisi une lésion maligne.

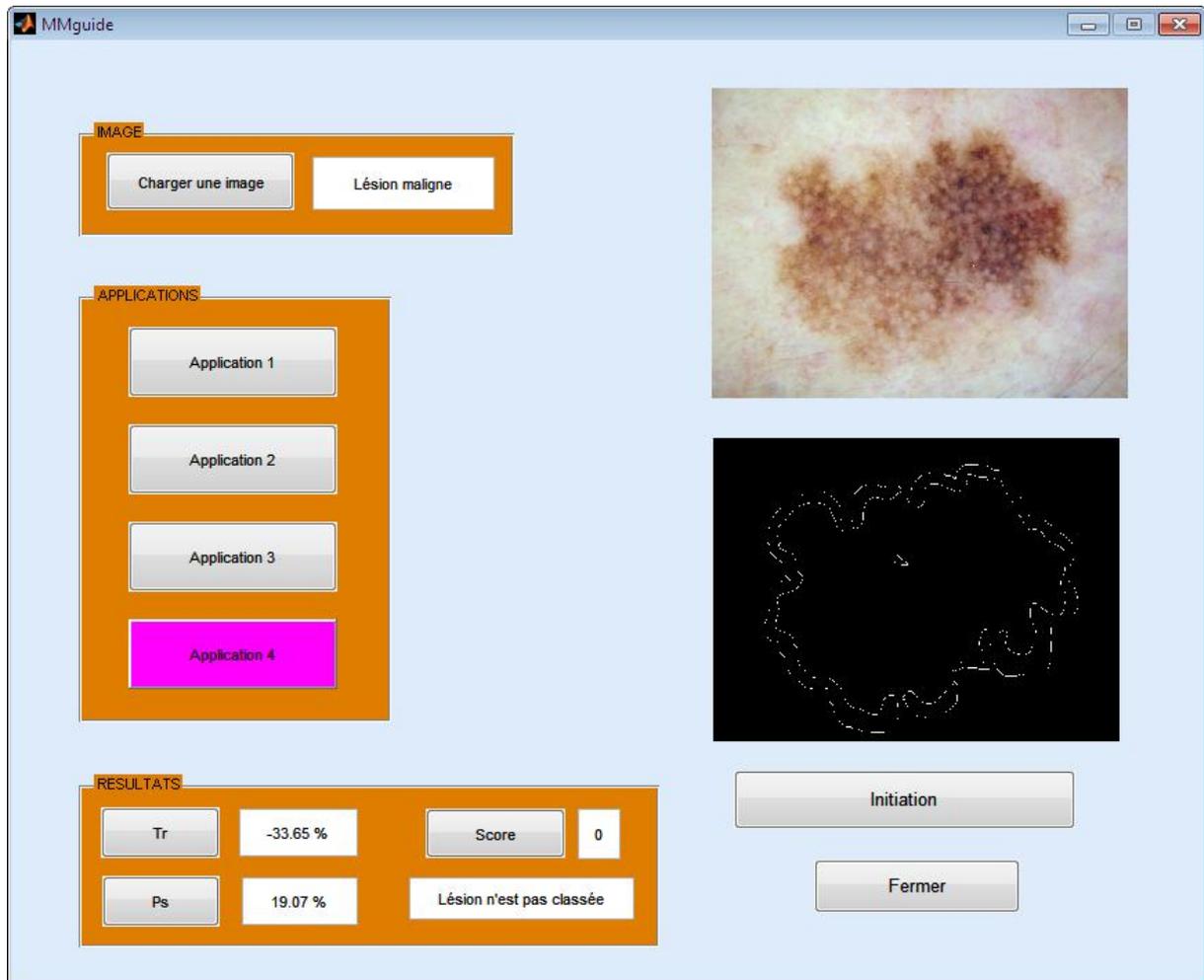


Figure 4.5 : L'interface d'application 4

CONCLUSION

Le travail présenté dans ce mémoire avait pour objectif de réaliser un programme sous Matlab, dont le but est d'extraire le contour du mélanome (lésions bénigne et maligne) pour l'ensemble des images de la base de données (50 images).

Nous avons défini et appliqué des méthodes de traitement d'images (prétraitement et segmentation des images) afin d'éliminer le bruit et les poils, et de localiser la lésion et son contour par la segmentation (fonction de convolution, le seuillage ...).

Nous avons programmé quatre applications différentes, la première et la deuxième consistent à travailler avec les images sans faire l'égalisation de l'histogramme, et on applique les deux méthodes de seuillage Otsu et le seuillage adaptatif successivement. La troisième et la quatrième consistent à appliquer l'égalisation de l'histogramme, et on utilise les deux méthodes de seuillage Otsu et le seuillage adaptatif. Et en parallèle nous avons proposé une approche pour classer les images, en raison d'avoir une conformité au contour dessiné par le spécialiste.

Nous avons obtenu des résultats acceptables, d'où sur les 29 lésions bénignes, 23 ont été classées. Par contre nous n'avons pas eu de bons résultats pour les lésions malignes, sur les 21 lésions, 6 seulement ont été bien classées.

Le travail présenté dans ce mémoire ne traite pas de manière exhaustive tous les cas possibles, plusieurs améliorations peuvent être apportées à cette application. En programmant d'autres méthodes de segmentation, nous pouvons avoir des résultats meilleurs. Parmi les méthodes de segmentation, nous proposons la segmentation par la ligne de partage des eaux (*line of watershed*) et la segmentation utilisant les fonctions de croyance.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] *Image numérique couleur*. A. Trémeau, C.F. Maloigne, P. Bonton. Dunod 2004
- [2] *Technique de traitement d'image pour la détection précoce de mélanomes*. R.Kasmi. Thèse Magister. Université A/Mira, Béjaia, 2011.
- [3] *Comprendre le mélanome de la peau*. Institut National du Cancer. France
- [4] *Mélanome*. Fédération européenne d'Associations et d'Industries pharmaceutiques (EFPIA). R Geursen, P Heer, B Kirkness.
- [5] *Les cancers cutanés en consultation*. P. PITCHE, S. TCHAMDJA, G. NAPO-KOURA. 1997
- [6] *Aide au diagnostic médical des cancers de la peau*. S. Bourenane, L. Ben Youssef. Ecole Centrale Marseille, 2009.
- [7] *Analyse et traitement des signaux*. E. Tisserand, J.F. Pautex et P. Schweitzer. Dunod 2004
- [8] *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. J.P. Cocquerez, S. Philipp. Masson 1995.
- [9] *Traitement d'images, concepts fondamentaux*. C. Nguyen. Université de Toulon.
- [10] *Techniques d'extraction de contours*. R. Deriche. INRIA Sophia-Antipolis. 2004.
- [11] *La détection des contours dans les images*. Henri Maitre.
- [12] *Traitement d'images, la convolution*. P. Bonnet. USTL