



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

Présenté par: ZEROUAL Nadjat

**ANALYSE DES IMAGES MULTI-SPECTRALES DE LA
PEAU POUR L'AIDE AU DEPISTAGE DU MELANOME**

Soutenu le 24 Juin 2018 devant le Jury

M.	BECHAR Hassane	<i>prof</i>	Université de Tlemcen	Président
M.	BESSAID Abdelhafid	<i>prof</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
M.	MESSAIDI Mahammed	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Examinateur

Année universitaire 2017-2018

Je dédie ce travail à :

Mes grands-parents,
Mes parents,
Mes proches et mes amis.

Remerciements

Tout d'abord je remercie le Dieu pour l'accomplissement de ce mémoire.

Mes plus vifs remerciements vont à Mr BESSAID Abdelhafid le directeur de ce mémoire, pour m'avoir guidé, encouragé et conseillé tout au long de ce projet de fin d'étude.

Je tiens aussi à remercier les membres du jury qui nous ont fait l'honneur de participer à l'examen de ce travail :

- Mr. BECHAR Hassane
- Mr. MessaidiMahammed

Merci à tous.

Résumé

Le mélanome reconnu comme étant la forme la plus grave du cancer de la peau, il se situe au onzième rang des cancers selon l'Institut français du Cancer (INCa). Le diagnostic de ce dernier est effectué par un dermatologue à partir d'une visualisation de la tumeur ou à l'aide d'images numériques. La détection précoce du mélanome est cruciale et plusieurs méthodes assistées par ordinateur ont été développées pour aider les dermatologues. Dans ce mémoire, nous proposons une méthode de segmentation du mélanome. Dans la première partie, nous avons appliqué un prétraitement sur les images dermoscopiques pour la suppression des poils et des bruits, la deuxième partie consiste à diviser l'image filtrée à des régions des pixels homogène et de mêmes caractéristiques utilisant la segmentation superpixelique par l'algorithme SLIC, dans la troisième partie nous avons appliqués l'extraction des caractéristiques LBP (local binary pattern) par l'analyse des textures de chaque superpixel de l'image segmentée, ensuite en mesurant la similarité par la distance euclidienne entre le LBP de bloc tumeur qui a déjà identifié et les LBP des autres superpixels, la dernière étape consiste à rassembler les superpixels formant la tumeur.

Mots clés : mélanome, dépistage précoce, segmentation superpixelique, caractérisation LBP, similarité.

Abstract:

Melanoma, recognized as the most serious skin cancer, is the eleventh largest cancer according to the French Cancer Institute (INCa). The diagnosis of this latter is made by a dermatologist from a visualization of the tumor or using digital images. Early detection of melanoma is crucial and several computer-assisted methods have been developed to help dermatologists. So in this memoir, we propose a method of melanoma segmentation. In the first part, we applied a pretreatment on the dermoscopic images to remove the hairs and the noises, the second part consists of dividing the filtered image with regions of the homogeneous pixels and the same characteristics using superpixel segmentation by the SLIC algorithm, in the third part we applied the extraction of the characteristics of LBP (local binary pattern) by the analysis of the textures of each superpixel of the segmented image, then by measuring the similarity by the Euclidean distance between the LBP of tumor block that has already identified and LBP other superpixels, the last step is to gather the superpixels forming the tumor.

Keywords: melanoma, early detection, superpixel segmentation, LBP characterization, similarity.

Table des figures

Fig.1.1 Coupe de la peau	5
Fig.1.2 Coupe sagittale de l'épiderme attaquée par un mélanome.....	6
Fig.1.3 Extension en surface.....	7
Fig.1.4 Mélanome nodulaire.....	7
Fig.1.5 Mélanose de Dubreuilh.....	8
Fig.1.6 Mélanome acral lentiginéux.....	8
Fig.1.7 Asymétrie, a :Naevus Bénin, b : Mélanome.....	11
Fig.1.8 Bords, a :Naevus Bénin, b :Mélanome.....	12
Fig.1.9 Couleur, a :Naevus Bénin, b :Mélanome.....	12
Fig.1.10 Diamètre, a :Naevus Bénin, b :Mélanome.....	13
Fig.1.11 Evolution, a :Naevus Bénin, b :Mélanome.....	13
Fig.2.1 Filtrage passe-haut et passe-bas, a : Image Lena d'origine, b : Image après filtrage passe-haut, c : Image après filtrage passe-bas.....	19
Fig.2.2 Filtrage médian. a : Image Lena bruitée, b : Image filtrée	20
Fig.2.3 Problème de seuillage global	23
Fig.2.4 Comparaison de la zone de recherche de pixel similaire au centre C_k entre l'algorithme SLIC et k-means	26
Fig.2.5 Segmentation d'image par SLIC de tailles 64, 256 et 1024	28
Fig.2.6 Le code LBP original	30
Fig. 2.7 Voisinage utilisé pour le calcul du LBP circulaire invariant	30
Fig. 3.1 Le processus de la méthode proposée	34
Fig.3.2 Images test choisies : a, b) : Images avec reflet ; c, d) images avec poils et reflet..	35
Fig. 3.3 Suppression des poils par la technique de Dullrazor, a) : image originale, b):masque des poils, c) : après la suppression des poils	37
Fig. 3.4 Suppression des reflets par un filtre morphologique	38
Fig.3.5 Application du filtre médian	39
Fig. 3.6 Résultats de la segmentation superpixellique en fonction de différente valeur de k et m=10	40
Fig.3.7 Résultats de la segmentation superpixellique en fonction de différente valeur de k et m=20	41
Fig. 3.8 Application de la fonction distance	42
Fig. 3.9 Application de la fonction distance	43
Fig.3.10 Le centre de la tumeur	43
Fig.3.11 Résultat de tous les centres des superpixels	44
Fig.3.12 L'identification du bloc tumeur	48
Fig.3.13 Extraction des caractéristique de toute l'image par LBP(16,2)	49
Fig.3.14 Extraction des caractéristique LBP(16,2)	50
Fig.3.15 L'extraction des caractéristique LBP(16,2)	50
Fig.3.16 Les superpixels de la tumeur de l'image 1	53
Fig.3.17 La formation de la tumeur de l'image 1	53
Fig.3.18 La formation des tumeurs	53
Fig.3.19 la formation de la tumeur avec k=50	54

Liste des tableaux :

Tableau.3.1: Valeur des centres des tumeurs.....	53
Tableau.3.2 : les coordonnées des centres des superpixels de quatre images.....	54
Tableau.3.3 :la distance entre le centre de tumeur et les autres centres des superpixels.....	55
Tableau.3.4. Les distances de similarités de la 1 ^{ère} image.....	60
Tableau.3.5. Les distances minimales de similarités de chaque image.....	61

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre I. Contexte médical	4
1. Aspect médical	5
1.1 La peau	5
Les couches de la peau.....	5
1.2 Cancer de la peau.....	6
Le mélanome.....	6
1.3 Le diagnostic.....	7
1.3.1 Les types de mélanome.....	7
1.3.2 Les stades de mélanome.....	8
1.4 Traitement.....	9
1.5 Autres traitements.....	10
2. Les critères pour l'aide au diagnostique.....	10
2.1 La méthode de Menzies.....	11
2.2 La méthode ABCD.....	11
2.3 Règle des trois points.....	14
2.4 Liste de vérification en sept points.....	14
2.5 L'algorithme CASH.....	15
3. État de l'art sur des travaux précédents.....	15
4. Conclusion.....	16
Chapitre II. Méthodes et matériels	17
1. Introduction	18
2. Prétraitement.....	18
2.1 Suppression des bruits.....	18
2.1.1 Filtrage spatial linéaires.....	18
Le filtre pass-haut.....	18
Le filtre pass-bas	19
Le filtre moyen	19
Le filtre Gaussien.....	20
2.1.2 Filtrage spatial non linéaires.....	20
Le filtre médian	20
2.1.3 Filtrage morphologique.....	20
2.2 Suppression des poils.....	21
2.2.1 La technique E-shaver.....	21
2.2.2 La technique Dullrazor.....	22
3. Les méthodes de segmentation	22
3.1 Segmentation à base pixel.....	22
Seuillage.....	23
3.2 Segmentation à base contour.....	24
3.3.1 Modèle de Canny-Deriche.....	24
3.3.2 Contours actifs.....	25
3.3 Segmentation à base de région	25
3.3.1 Divisionet fusion.....	25
3.3.2 Croissance de région.....	25

3.4 Segmentation superpixelique.....	26
L'algorithme SLIC.....	27
4. Extractions des caractéristiques.....	28
Caractérisation LBP.....	28
5. Mesure de similarité.....	31
6. Conclusion.....	32
Chapitre III. Résultats expérimentaux.....	33
1. Introduction.....	34
2. Méthode proposée.....	34
2.1 Prétraitement.....	36
2.2 Région d'intérêt.....	39
2.2.1 Segmentation superpixelique.....	39
2.2.2 Identification du bloc tumeur.....	41
2.2.3 Extractions des caractéristiques LBP des superpixels.....	48
2.2.4 Mesure de similarité.....	51
2.2.5 La formation de la tumeur.....	52
3. Conclusion.....	54
Conclusion générale	55
Bibliographie	57

Introduction générale

Introduction générale

Le mélanome est une maladie qui touche les cellules de la couche supérieure de l'épiderme au niveau de la peau appelées mélanocytes sont responsables de la production de mélanine c'est à dire les cellules qui colore la peau et protège des méfaits de rayons ultraviolets, L'augmentation de fréquence du mélanome est intimement liée à l'exposition solaire, il est le plus grave des cancers de la peau en raison notamment de sa capacité à métastaser [1].

Le mélanome est le plus sévère des tumeurs cutanées malignes fréquentes. Avec près de 11 176 cas estimés en 2012, le mélanome touche entre 3 à 4 % de l'ensemble des cancers. Il touche 53 % des femmes et 47% d'hommes. Le mélanome peut survenir à tout âge, mais touche plus fréquemment les sujets de 40 à 50 ans et s'observe exceptionnellement chez les enfants [2].

L'imagerie médicale [3] est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. L'imagerie médicale c'est ensemble des moyens d'acquisition d'images pour avoir une représentation visuelle qui permet d'examiner l'intérieur du corps humain sans faire une chirurgie. L'imagerie médicale ne donne pas seulement l'aide pour un meilleur diagnostic mais offre aussi des espoirs pour plusieurs maladies (épilepsie, cancer...) par l'identification précise de la lésion et la détection précoce des pathologies comme le mélanome.

Actuellement, Le diagnostic est effectué par un clinicien à partir de l'examen visuel de la lésion, ou à l'aide d'images numériques, alors il s'agit d'améliorer et développer une technique qui permet l'extraction d'une tumeur.

L'objectif de notre travail est d'améliorer le dépistage précoce des mélanomes. Il s'agit de développer et d'évaluer une méthodologie de segmentation et de caractérisation des images médicales, plus particulièrement les images dermatologiques et d'extraire les paramètres qui nous permettent de former les tumeurs, Nous avons utilisé la segmentation superpixelique [4] qui consiste à travailler non pas sur des pixels mais sur des groupes de pixels perceptuellement homogènes appelés superpixels, cette simplification de l'image en régions réduit les coûts de calculs des différentes opérations et améliore les performances par rapport à la méthode basée pixels. Une autre étape aussi importante consiste en l'extraction des caractéristique LBP (Local Binary Pattern) pour analyser les textures et sélectionner les superpixels formant la tumeur.

Ce mémoire est organisé de la façon suivante :

- Le premier chapitre fournit le contexte médical dans lequel s'inscrit ce projet, il représente l'anatomie de peau et les types des mélanomes ainsi que les stades de mélanome et ses possibilités de traitement, les différents critères pour l'aide

au diagnostic du mélanome. Nous terminons ce chapitre avec un état de l'art sur les travaux précédents.

- Dans le deuxième chapitre, nous avons commencé par les différents prétraitements appliqués aux images, pour supprimer les bruits et les poils entourant la tumeur, ensuite, nous présentons plusieurs méthodes de segmentation et de caractérisation qui sont appliquées sur l'image filtrée ainsi les différentes métriques existantes et les plus connues utilisées pour la mesure de similarité.
- Dans le troisième chapitre, nous présentons la méthodologie de caractérisation que nous avons choisie. En premier lieu, nous présentons un schéma représentatif de notre méthode proposée, La première partie de ce chapitre fournit l'application du prétraitement sur les images dermoscopiques utilisant la technique Dullrazor suivie par différents filtres. Ensuite, on applique la segmentation superpixelique par regrouper les pixels similaires qu'ils décrivent par l'algorithme SLIC. L'étape qui suit concerne l'identification du bloc tumeur (le superpixel central de la tumeur). Ensuite on passe à l'extraction des caractéristiques LBP de chaque superpixel pour analyser leur texture. La dernière étape consiste à mesurer la similarité entre les histogrammes LBP du bloc tumeur et les histogrammes LBP des autres superpixels. On rassemble tous les superpixels similaires pour former finalement la tumeur.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale, en résumant notre contribution et en proposant les perspectives de nos travaux.

Chapitre I :
Contexte médical

1. Aspect médicale :

En 2008, environ 12,8 million de cas de cancer ont été enregistrés (à l'exclusion des cancers de la peau non-mélanome) dont 7.6 millions mortels selon le site international du fonds mondial de recherche sur le cancer, ce nombre devrait augmenter à 21 millions d'ici 2030 [5].

1.1. La peau :

La peau constitue l'organe le plus grand du corps humain avec près de 2 m² de surface et 5 kg varie en fonction de la taille et du poids.

La peau est un organe qui a pour fonction d'envelopper l'ensemble du corps afin de le protéger, la régulation thermique plus la synthèse hormonale.

La peau est constituée de trois compartiments superposés : l'épiderme, le derme et l'hypoderme [6].

- **Les couches de la peau :** [2]

L'épiderme est l'enveloppe externe de la peau. Il contient différents types de cellules dont les mélanocytes, l'épiderme en renouvellement permanent et il doit compter sur le derme pour se nourrir.

Le derme, couche intermédiaire, se situe sous l'épiderme. Principal tissu de soutien de la peau, il est responsable de sa solidité. A l'origine de la souplesse et de l'élasticité de la peau.

L'hypoderme, couche la plus profonde, est situé sous le derme Cette couche de graisse stocke l'énergie, assure l'isolation pour conserver la chaleur du corps et protège les organes recouverts.

Les deux dernières couches qui assurent la charpente fibreuse.

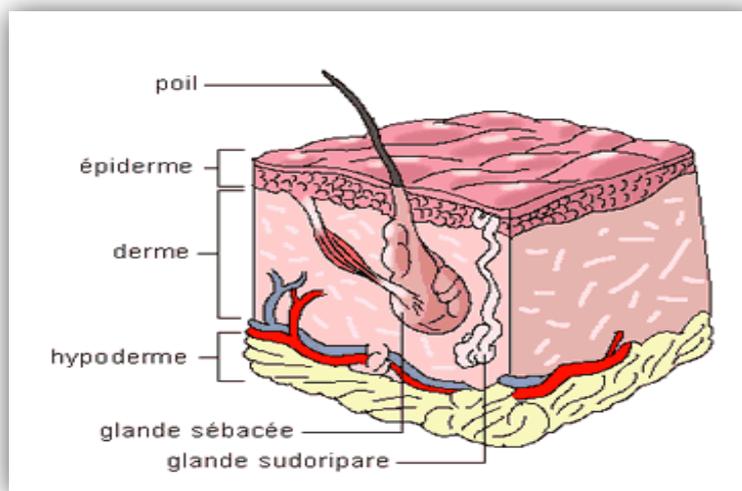


Fig.1.1. Coupe de la peau.

1.2. Cancer de la peau :

Les organismes, végétaux ou animaux, sont constitués de minuscules éléments : les cellules au cœur des cellules, les gènes contiennent l'information nécessaire à leur fonctionnement et en déterminent un certain nombre de caractéristiques.

Chaque cellule naît, se multiplie en donnant naissance à de nouvelles cellules, puis meurt. Les gènes et l'ensemble des informations qu'ils contiennent sont transmis aux cellules descendantes. Il arrive que certains gènes présentent des anomalies, le programme de fonctionnement de la cellule peut alors être dérégulé et celle-ci peut se comporter de façon anormale. Soit ces anomalies sont réparées, soit elles induisent la mort spontanée de la cellule. Mais parfois, il arrive que ces cellules survivent.

Un cancer, c'est cela : une maladie provoquée par une cellule initialement normale dont le programme se dérègle et qui se transforme. Elle se multiplie et produit des cellules anormales qui prolifèrent de façon anarchique et excessive. Ces cellules dérégulées finissent par former une masse qu'on appelle tumeur maligne, autrement dit cancéreuse [2].

Le mélanome :

Le mélanome est une tumeur maligne des cellules de la peau qui fabriquent la mélanine au niveau de l'épiderme. Il s'agit de la plus sévère des tumeurs cutanées malignes fréquente.

L'épiderme est une couche externe constituée quatre couches : la couche basale, la couche épineuse, la couche granuleuse et la couche cornée [1].



Fig.1.2. Coupe sagittale de l'épiderme atteinte par un mélanome.

1.3. Diagnostic :

L'apparition d'une lésion suspecte, le plus souvent une tache irrégulière, ou la modification d'un grain de beauté jusqu'alors stable peuvent alerter sur la présence d'un mélanome de la peau [2]. Les mélanomes représentent 5% de l'ensemble des cancers de la peau, il est à l'origine de 80% des décès dus à ce type de tumeur.

1.3.1. **Les Types de mélanome** : On distingue classiquement quatre types de mélanomes cutanés [1] :

- **Extension en surface** : présente comme une tache ou un grain de beauté qui s'étend, se développe plus ou moins rapidement un petit relief. Ces mélanomes constituent la majorité des mélanomes (70-80%).



Fig.1.3. Extension en surface.

- **Mélanome nodulaire** : de consistance ferme, pouvant s'ulcérer, se recouvrir d'une croûte, suinter ou saigner. Ces mélanomes ont en général une croissance rapide (semaines à mois), et ils représentent 5 à 20% des mélanomes.



Fig.1.4. Mélanome nodulaire.

- **Mélanose de Dubreuilh** : qui ressemble à une tache de vieillesse, s'étend très lentement sur les zones exposées au soleil (le visage principalement) chez le sujet âgé et endort souvent la vigilance.



Fig.1.5. Mélanose de Dubreuilh.

- **Mélanome acro-lévitineux** : est observé sur les paumes ou les plantes de pieds au niveau des ongles sur les zones cutanées non exposées au soleil. La tache brune donne volontiers un aspect un peu crasseux sous la plante des pieds, mais ne disparaît pas, et finit par donner une tumeur.



Fig.1.6. Mélanome acro-lévitineux.

1.3.2. Les stades de mélanome : Il existe 4 stades : [2]

- **Stades I et II** : désignent les mélanomes localisés, avec ou sans ulcération. Il n'y a ni métastase en transit, ni métastase à distance. En fonction de l'épaisseur

du mélanome, les stades I et II sont découpés en stades IA (d'épaisseur inférieure ou égale à 0,75 mm), IB (épaisseur comprise entre 0,76 et 1,5 mm), et II A (épaisseur comprise entre 1,6 et 4 mm) à II B (épaisseur supérieure à 4mm.)

- **Stade III** : désigne les mélanomes qui présentent des métastases locorégionales cutanées ou ganglionnaires (ou moins de 5 métastases en transit), c'est-à-dire dans la région qui se situe autour du mélanome, avec ou sans ulcération.
- **Stade IV** : désigne les mélanomes qui présentent des métastases à distance. On parle aussi de mélanome métastatique.

1.4. Traitement :

Les traitements des patients dépendent du stade du mélanome au moment du diagnostic, c'est-à-dire de son étendue [2] :

- **La possibilité de traitement des patients de stade I et II :**

Mélanome localisé Stades I et II : deux chirurgies successive sont le traitement possible pour retirer la lésion en premier et retirer le reste des cellules cancéreuses en deuxième (épaisseur <à 1,5mm).

Pour les mélanomes de stade II (épaisseur > à 1,5 mm) ou les mélanomes ulcérés, une immunothérapie par le médicament peut être proposée en traitement adjuvant comme un complément de la chirurgie, Elle vise à réduire le risque de récurrence.

- **La possibilité de traitement des patients de stade III :**

Mélanome avec métastase locorégionale cutanée ou ganglionnaire (atteinte des ganglions lymphatiques ou présence de métastases en transit).

Stade III : Un curage ganglionnaire complet suivi par un traitement médicamenteux.

Dans certaines situations, une radiothérapie externe peut également être utilisée comme traitement adjuvant comme complément de la chirurgie et/ou des traitements médicamenteux).

- **La possibilité de traitement des patients de stade IV ou stade III non opérable:**

Mélanome avec métastase à distance Stade IV ou Stade III non opérable : Une exérèse chirurgicale de la métastase, Dans certains cas, une radiothérapie externe peut être proposée :

- ✓ En cas de métastases osseuses ou cutanées douloureuses.
- ✓ En cas de métastases hémorragiques (c'est-à-dire lorsque les métastases saignent).
- ✓ Elle peut également être utilisée seule ou après exérèse des métastases cérébrales.

1.5. Autres traitements :

Pour les mélanomes présentant des métastases en transit ou à distance, d'autres traitements [2] :

- **La radiofréquence** : est une technique de chirurgie détruit les cellules cancéreuses par une chaleur intense produite par des ondes
- **La cryothérapie** : pour détruire les cellules cancéreuses par un froid intense (-40° à -60°C.) Sous l'action du froid, les cellules cancéreuses gonflent, puis se rétractent et finissent par éclater.
- **La chimiothérapie** : pour un membre perfusé isolé Cette méthode est réalisée dans des conditions d'hyperthermie, ce qui veut dire que la température du sang qui circuler dans le membre est élevée : entre 38° et 40°C. Cela permet une circulation optimale dans la tumeur et ainsi une bonne pénétration des médicaments.
- **La radiothérapie stéréotaxique** : peut être utilisée notamment en cas de métastases cérébrales, pulmonaires, osseuses vertébrales. Elle consiste à administrer un faisceau de rayons qui se concentre sur la tumeur pour la détruire. Cette technique est particulièrement utilisée pour traiter des tumeurs profondes pour lesquelles il serait trop dangereux de réaliser une intervention chirurgicale.

2. Les Critères pour l'aide au diagnostic[7] :

La première étape de l'examen dermatoscopique est l'évaluation d'une lésion pigmentée. Dans le cas où une lésion est qualifiée de "mélanocytaire" (par exemple réseau de pigment, ou globules agrégés), l'étape suivante consiste à déterminer si cette lésion est bénigne, suspecte ou fortement suspecte « mélanome ».

Il existe différents systèmes d'analyse: les modèles de diagnostic qualitatifs comme la méthode de Menzies et les modèles semi-quantitatifs : règle ABCD, règle des trois points, liste de vérification en sept points et algorithme CASH.

2.1. La méthode de Menzies :

Dans cette méthode, onze caractéristiques dermatoscopiques, classées comme positives et négatives, sont prises en compte. Les caractéristiques négatives, qui déterminent le caractère bénin de la lésion, sont la symétrie et un aspect monochrome. Les caractéristiques positives comprennent le voile bleu-blanchâtre, les points marrons multiples, les pseudopodes, les stries rayonnantes, les zones de dépigmentation cicatricielle, les globules noirs et les points situés à la périphérie de la lésion, les couleurs multiples (cinq ou six), un grand nombre de globules bleu set points, et un réseau pigmentaire hypertrophié.

La présence d'une seule caractéristique positive, combinée à l'absence de caractéristique négative, suffit à poser le diagnostic de mélanome cutané [7,8].

2.2. La méthode ABCD :

On peut diagnostiquer les différences entre une lésion bénigne et une lésion maligne souvent les critères ABCDE, Cette règle permet de contrôler toute modification de couleur, de forme ou de taille d'une lésion pouvant constituer un signe d'alerte. Lorsque la suspicion de mélanome est confirmée par le dermatologue il passe à l'examen anatomopathologique des tissus prélevés pour confirmer le diagnostic de mélanome et de déterminer son stade.

La méthode de détection de l'ABCD a été développée en 1985 pour faciliter l'autodiagnostic et la surveillance en raison de la nature dangereuse du mélanome malin.

L'algorithme ABCD, basé sur une analyse multi variée : [9]

A _ Asymétrie : Lésion de forme ni ronde ni ovale et dont les couleurs et reliefs ne sont pas régulièrement répartis autour de son centre

Si vous tracez une ligne passant par le milieu, les deux côtés ne seront pas superposables. Cette asymétrie est un signe d'alerte de mélanome.

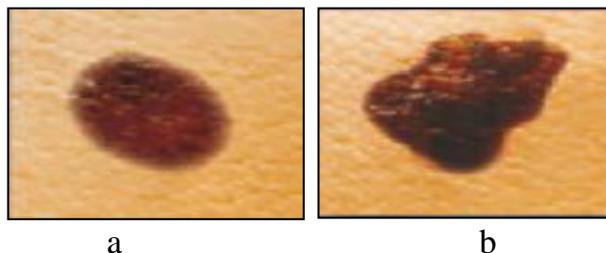


Fig.1.7. Asymétrie, a : Nævus Bénin, b : Mélanome.

B_ Bords irréguliers : Bords mal délimités :

- Un nævus bénin a des bords réguliers et géométriques.
- Les bords d'un mélanome ont tendance à être irréguliers et dentelés.

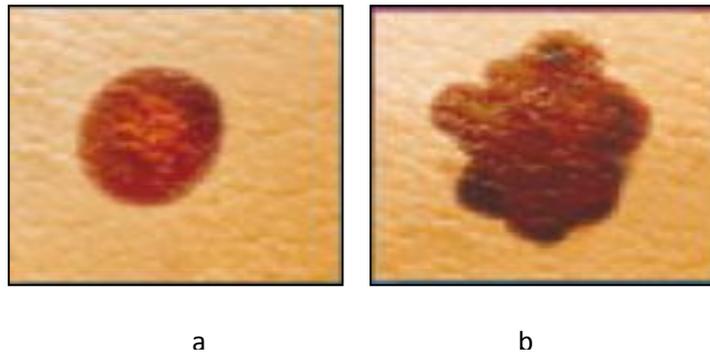


Fig.1.8. Bords, a : Nævus Bénin, b : Mélanome.

C_ Couleur non homogène : Présence de plusieurs couleurs.

- La majorité des nævus bénins sont d'une seule couleur, souvent dans une nuance de brun.
- Une couleur inhomogène est un autre signe de mélanome, Plusieurs couleurs peuvent apparaître : plusieurs tons de brun, de noir, voire de rouge, de blanc ou de bleu.

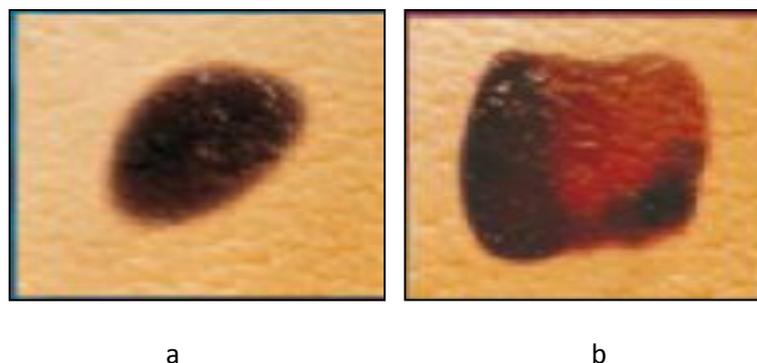


Fig.1.9. Couleur, a : Nævus Bénin, b : Mélanome.

D_ Diamètre: Lésions de plus de 6 mm susceptibles d'être un mélanome

- Les nævus bénins sont habituellement d'un petit diamètre (moins de 6 mm).
- Les mélanomes ont habituellement de plus grand diamètre que les nævus bénins (plus de 6 mm), mais ils peuvent parfois être plus petits quand ils sont dépistés tôt.

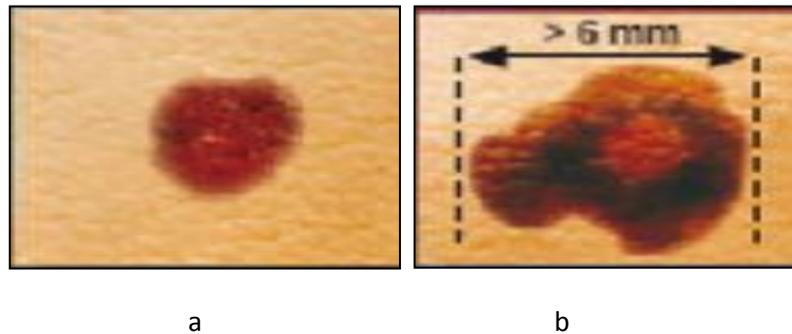


Fig.1.10. Diamètre, a : Nævus Bénin, b :Mélanome.

E_Évolution: Changement rapide de taille, forme, couleur ou épaisseur

- Les nævus bénins ne se modifient pas dans le temps.
- Le mélanome change : en taille, forme, couleur ou n'importe quelle autre caractéristique, ou l'apparition de n'importe quel nouveau symptôme, comme un saignement, des démangeaisons ou des croûtes.

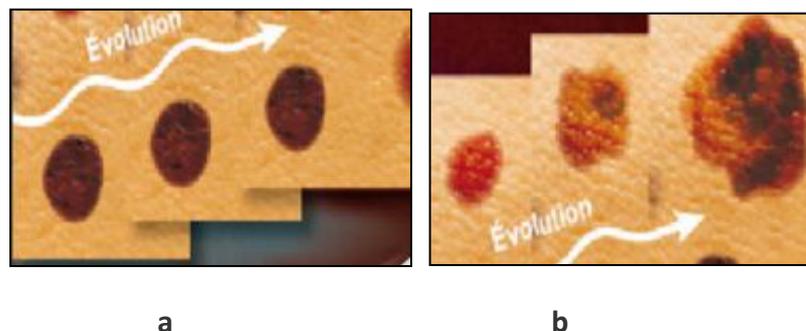


Fig.1.11. Evolution, a :Nævus Bénin, b :Mélanome

Cet algorithme permet de calculer un score dermatoscopique total (TDS pour Total Dermoscopic Score). La règle dermatoscopique ABCD a été mise en place dans le but de définir les scores:

A pour Asymétrie: sa valeur va de 0 à 2 suivant qu'il existe zéro, un ou deux axes d'asymétrie

B pour Bords: sa valeur va de 0 à 8 en fonction du nombre de segments de la circonférence dans lesquels le motif pigmenté présente une limite nette

C pour Couleurs: sa valeur va de 1 à 6 suivant le nombre de couleurs présentes (marron clair, marron foncé, noir, bleu-ardoise, blanc et rouge)

D pour Différence: sa valeur va de 1 à 5 suivant le nombre de structures différentes

observées (réseau, points, globules, stries et zones dépourvues de structure).

$$\text{TDS} = (A \times 1.3) + (B \times 0.1) + (C \times 0.5) + (D \times 0.5).$$

Plus ce score est élevé, plus grande est la probabilité que la lésion mélanocytaire soit fortement suspecte d'être un mélanome ($\text{TDS} > 5.45$); si le score est supérieur à 4.75, la lésion est considérée comme suspecte, comme un nævus dysplasique, et, dans ce cas, l'excision doit être vérifiée; Si le score total est inférieur à 4.75, la lésion mélanocytaire est considérée comme bénigne [7,10].

2.3. Règle des trois points :

Cette méthode simple a été mise au point spécifiquement à l'intention des praticiens peu formés à la dermatoscopie, dans le but de servir de méthode de dépistage et de les aider à éviter de poser des diagnostics erronés de mélanome. La présence de deux ou trois critères est évocatrice d'une lésion suspecte, qui devra être excisée. Les critères sont : (i) l'asymétrie (de couleur et de structure suivant un ou deux axes perpendiculaires), (ii) un réseau atypique (réseau pigmenté présentant des trous irréguliers et des lignes épaissies), et (iii) des structures bleues-blanches (tout type de couleur bleue et/ou blanche). Cette règle en trois points a été mise au point dans le but de servir de méthode de dépistage [7,11].

2.4. Liste de vérification en sept points :

Dans cette méthode, sept caractéristiques dermatoscopiques sont évaluées. Elles sont séparées en critères majeurs (auxquels deux points sont attribués) et critères mineurs (auxquels un point est attribué).

Les critères majeurs sont :

- Un réseau pigmenté atypique, présentant un maillage large, irrégulier et hyperpigmenté, Des zones bleu-ardoise caractérisées par des étendues de pigmentation diffuse, irrégulière, confluyente, de couleur bleu-ardoise à blanchâtre-bleu, sans plages rouges ni pigmentations en forme de feuilles d'érable.
- Des aspects vasculaires atypiques, représentés par des structures linéaires constituées de globules ou de points rouges, distribuées de façon irrégulière à l'extérieur des zones de régression et associées à d'autres caractéristiques des lésions mélanocytaires.

Les critères mineurs sont :

- Un courant radiaire, caractérisé par des structures formées d'extensions linéaires ou dilatées, disposées de façon asymétrique, s'étendant jusqu'à la périphérie de la lésion.
- Une pigmentation diffuse et irrégulière, définie comme une zone de pigmentation gris-brun ou noire, de forme et de localisation irrégulières, présentant des bords nets et formant une vaste plage polychrome, des points ou globules irréguliers, se présentant sous la forme de structures arrondies noires, brunes ou bleues, réparties de façon irrégulière à la surface de la lésion, des images de régression, caractérisées par des zones pseudo-cicatricielles blanches ou par un aspect en "grains de poivre", sous la forme de multiples points de couleur

bleu-ardoise disséminés de façon irrégulière sur des zones hypo-pigmentées de la surface de la lésion.

Si le score total est inférieur à trois, la lésion est considérée comme bénigne, alors qu'en cas de résultat supérieur ou égal à trois, le diagnostic de mélanome est posé [7,12].

2.5. L'algorithme CASH :

L'algorithme CASH est une version simplifiée de l'analyse de l'architecture globale, ceci dans l'espoir de la rendre plus accessible aux praticiens moins expérimentés en dermatoscopie. L'algorithme dermatoscopique couleur, architecture, symétrie, et homogénéité (CASH) comprend une rubrique qui n'est pas exploitée par les algorithmes précédents, à savoir l'architecture. La notion d'ordre/désordre architectural procède des concepts actuels concernant les différences d'ordre biologique entre néoplasmes mélanocytaires bénins et malins. L'architecture se définit comme suit : pas ou peu de désordre architectural (la disposition des structures et couleurs dermatoscopiques de la lésion est ordonnée ou seulement légèrement désordonnée), désordre architectural modéré (les structures perdent leur uniformité et leur disposition ordonnée), désordre architectural prononcé (les structures et les couleurs sont désorganisées au point que leur disposition au sein de la lésion est souvent chaotique). Le système de notation attribue les points de la manière suivante: couleurs (1 point pour chacune des couleurs suivantes: marron clair, marron foncé, noir, rouge, blanc, bleu); désordre architectural (0 = nul/faible, 1 = modéré, 2 = prononcé); symétrie (forme de la lésion et disposition des structures dermatoscopiques au sein de la lésion; 0 = symétrie bi-axiale, 1 = symétrie mono-axiale, 2 = asymétrie bi-axiale); et enfin homogénéité/hétérogénéité basée sur le nombre de structures dermatoscopiques (1 point pour chacune des 7 structures suivantes: réseau; points/globules; stries/pseudopodes; voile bleu-blanc; structures de régression [zones grises parsemées ou non; aspect cicatriciel]; taches [régions dépourvues de structures, présentant tout type de coloration, et occupant plus de 10% de la surface totale de la lésion]; et enfin vaisseaux sanguins polymorphes [y compris les vaisseaux de forme ponctuelle et linéaire irrégulière]). Quelle que soit la lésion, un score total CASH supérieur ou égal à 8 est évocateur de mélanome [7,13].

3. État de l'art sur des travaux Précédents :

Le cancer de la peau est le type de cancer le plus courant et représente 50% de tous les nouveaux cancers détectés chaque année. La forme la plus meurtrière de cancer de la peau est le mélanome et son incidence a augmenté de 3% par an, Il est obligatoire de le reconnaître à un stade précoce pour sa guérison.

Dans [14], Mr. A. Bessaid et Mr. M. Messadi fournissent un récent état de l'art de la Segmentation et caractérisation des images de tumeurs cutanées utilisées pour le diagnostic de mélanome, la discussion des auteurs se focalise sur les méthodes Décomposition multi-niveau et La segmentation par la méthode de classification pour :

La localisation de la tumeur, extraction de contour et la détection rapide et précise des bordures.

Classification automatique des images du cancer de la peau a été pratiquée par Mahmoud Elgamal[15] pour but de différencier la tumeur bénigne et la maligne par Les techniques hybrides (Extraction et Réduction des caractéristiques et classification).

Sur le même type des images de mélanome Dr. Bhatia et al. [16] ont traité un nouveau cadre de segmentation basée par Segmentation d'image dans MATLAB par l'application de l'algorithme STOLZ et TDS.

Dernièrement en 2017, Mr Razi J et al. [17] ont fait L'approche de segmentation de la robustesse pour la détection d'image du cancer de la peau basée sur une technique de seuillage automatique adaptatif par la division automatique (K-means, Le seuillage automatique) et grâce à des méthodes de division exécutées la technique de seuillage automatique a réalisé la meilleure exécution de division.

4. Conclusion :

L'analyse et le dépistage des cancers cutanés et du mélanome sont des objectifs importants de santé publique, pour cette raison des nombreux efforts doivent encore être apportés pour la détection précoce des mélanomes malins est la meilleure méthode pour soigner à temps cette maladie.

Chapitre II :
Méthodes et matériels

1. Introduction :

L'analyse et le traitement d'image médicale apportent au dermatologue une aide considérable pour le dépistage et le diagnostic précoce du mélanome. Beaucoup de méthodes ont été utilisées pour réaliser les analyses d'images de cancer de la peau, un de ces méthodes c'est la segmentation.

La segmentation d'image joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image et dans la vision par ordinateur. Cette étape se situe entre d'une part l'acquisition de l'image et son amélioration et d'autre part sa description et la prise de décision finale conséquente. Elle doit réaliser la tâche difficile d'extraire à partir d'une image numérique des informations 'utiles' permettant de localiser et délimiter les entités présentes dans l'image [18].

Notre travail repose plus particulièrement sur l'aide au diagnostic des tumeurs de la peau. L'objectif visé est de détecter précisément la zone tumorale. Notre problématique est de localiser les tumeurs à partir des images couleurs parfois bruitées pour l'extraction des paramètres pour bien segmenter la tumeur.

La première étape de ce chapitre c'est le prétraitement appliqué aux images, nous passons par deux processus : la suppression des poils et une élimination des bruits entourant la tumeur. Ensuite nous présentons les différentes méthodes de segmentation, ainsi les techniques d'extraction des caractéristiques et une présentation générale sur les différentes métriques pour la mesure de similarité et nous terminons par notre méthode proposée et ces différentes étapes.

2. Prétraitement

2.1. Suppression des bruits :

2.1.1. Filtrage spatial linéaires :

- **Le filtre passe-haut :**

Le filtre passe-haut [19], est un filtre linéaire principalement utilisé pour traiter les images dont les petits détails ne sont pas assez présents, les petits détails d'une image correspondent à des hautes fréquences. C'est le changement brutal de caractéristiques qui entoure le petit détail qui fait qu'il se trouve dans les hautes fréquences. En pratique, la réalisation d'un filtre passe-haut se fait en convoluant l'image avec un masque dérivateur. Dans le principe, un filtre passe-haut peut se résumer à un filtre qui estompe le centre de l'image fréquentielle (là où se trouvent les basses fréquences), d'après l'équation (2.1) ce filtrage est strictement identique à une convolution dans le domaine spatial.

$$I_F(\mu, \sigma) = I(\mu, \sigma) \times H(\mu, \sigma) \Leftrightarrow i_F(x, y) = i(x, y) \otimes h(x, y) \quad (2.1)$$

$$\text{Avec } I(\mu, \sigma) = TF(i(x, y))$$

Avec I_F l'image filtrée dans le domaine fréquentiel, i_F l'image filtrée dans le domaine spatial, TF la transformé de Fourier, H un filtre, \otimes la multiplication classique et la convolution. Ce filtre est donc particulièrement adapté pour traiter le flou car il fait ressortir les petits détails que le flou a estompés.

- **Le filtre passe-bas :**

Contrairement au filtre passe-haut [19], le filtre passe-bas privilégie les grandes zones uniformes de l'image. La fréquence se calcule en fonction de la vitesse de changement de caractéristique dans l'image, donc une zone uniforme aura peu de changements et donc aura une fréquence faible. Dans le même principe que pour un filtre passe-haut, une implémentation possible est de convoluer l'image avec un noyau pour gommer les hautes fréquences. Il est souvent intéressant, en traitement d'image, d'utiliser un filtre passe-bas. En effet, un filtre passe-bas permet de réduire le bruit grâce à la localisation du bruit dans les hautes fréquences. La simplicité du filtre lui permet d'être rapide et facile à mettre en place, mais les hypothèses sur lesquelles il se base sont beaucoup trop réductrices (bruit uniforme, gaussien...). Le principal inconvénient du filtre est de « flouter » l'image, faisant perdre les petits détails ainsi que les contours.



a

b

c

Fig.2.1. Filtrage passe-haut et passe-bas, a : Image Lena d'origine, b : Image après filtrage passe-haut, c : Image après filtrage passe-bas.

- **Le filtre moyen :**

Le filtre moyen permet de lisser les images et de diminuer les différences de niveaux de gris entre pixels voisins. Cette méthode très simple est censée supprimer le bruit. Le filtrage par la moyenne consiste à remplacer chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins. Cette méthode a pour effet de modifier les niveaux de gris trop différents de leurs voisins [18].

- **Le filtre Gaussien :**

Le filtre Gaussien est un opérateur de lissage pour estomper les « petits détails » et le bruit [18, 20].

En 2D et en supposant que la distribution est circulaire symétrique, la distribution gaussienne a pour expression [18, 21].

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2+(y-\mu_2)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

Le filtrage Gaussien utilise cette distribution pour définir un filtre de convolution.

2.1.2. Filtrage spatial non linéaires :

- **Le filtre médian :**

C'est un filtrage d'image procédé dans lequel chaque valeur de pixel dans une image est remplacée par la valeur médiane de ses pixels voisins y compris lui-même. Le filtrage médian est utilisé pour minimiser l'influence des petites structures comme les poils minces et les îlots de pixels isolés comme les petites bulles d'air.



Fig.2.2. Filtrage médian, a : Image Lena bruitée, b : Image filtrée

2.1.3. Filtrage morphologique :

Les filtres morphologiques [4] mathématiques sont très utilisés dans le domaine du traitement d'image. Ils permettent de remplacer la valeur d'un pixel à l'aide des valeurs des pixels voisins. La morphologie mathématique fournit plus particulièrement des outils de segmentation, de filtrage, de reconnaissance de formes, etc. La transformation dépend de la taille et de la forme du voisinage choisi, appelé élément structurant. L'élément structurant peut-être de n'importe quelle forme et taille, et le pixel étudié se trouve toujours au centre de cet élément structurant.

Dans une image binaire, on définit l'ouverture morphologique comme une érosion suivie d'une dilatation. Cette opération a pour effet de supprimer les structures de taille inférieure à celle de l'élément structurant, et de séparer les structures aux endroits où elles sont plus fines [4].

Les ouvertures morphologiques γ_B sont définies à partir de la dilatation et de l'érosion [22]:

$$\gamma_B = \delta_{\check{B}} \circ \varepsilon_B \quad (2.3)$$

La fermeture morphologique consiste en une dilatation suivie d'une érosion. Elle permet de supprimer les trous de petite taille dans les structures, et à connecter les structures proches.

On définit la fermeture de manière duale par [22]:

$$\varphi_B = \varepsilon_{\check{B}} \circ \delta_B \quad (2.4)$$

Où \check{B} est le transposé de B, c'est-à-dire le symétrique de B par rapport à l'origine. Lorsque B est symétrique, on peut écrire :

$$\gamma_B = \delta_B \circ \varepsilon_B \text{ et } \varphi_B = \varepsilon_B \circ \delta_B \quad (2.5)$$

2.2. Suppression des poils :

Généralement, les images dermoscopique contiennent des poils cachent la peau et les détails de la tumeur, ces poils peuvent donner des résultats fausses au cours de la segmentation ou dans l'étape d'extraction des caractéristiques, pour cela il y'a beaucoup des travaux focalisés sur la suppression des poils.

Mr Bernard [4] est présenté plusieurs méthodes existantes de détection des poils dans les images dermoscopiques, la première méthode c'est :

2.2.1. La E-shaver:

C'est une technique permettant d'enlever les poils clairs et foncés, L'orientation prédominante des poils est tout d'abord détectée à l'aide de la transformée de Radon, puis l'image est convoluée avec un filtre de Prewitt de direction prédominante. Elle est seuillée avec deux seuils différents, un fort qui ne garde que des segments de poils, que l'on reconstruit dans une image seuillée plus faiblement qui garde tous les poils et d'autres structures. Seules les structures du masque supérieures à une longueur donnée sont conservées. Puis le masque est lissé et seuillé à nouveau [4, 23].

La deuxième méthode c'est la technique Dullrazor.

2.2.2. La technique Dullrazor :

Dullrazor de Lee et Al. 1997 [24], une technique d'imagerie médicale pour l'épilation. Dans ce cas, un type spécial de filtre est utilisé, qui remplace les pixels de cheveux par des pixels voisins. C'est la technique utilisée dans notre approche car c'est une méthode simple et rapide appliquée sur les images tumorales pour supprimer les poils et les différents artefacts. Et de rétablir l'information cachée par le poil par un traitement d'image qui n'influencerait pas sur les résultats obtenus.

Les différentes étapes de l'algorithme de Dullrazor [18,24] :

1. Dilater puis éroder l'image pour effacer les petits détails.
2. Calculer la différence entre l'image obtenue et l'image originale.
3. Dilater puis éroder le masque de différence, pour enlever le bruit.
4. Créer un masque booléen contenant l'emplacement des artefacts.
5. Sur l'image originale, remplacer les pixels couverts par le masque par les pixels correspondant sur une copie floue de l'image originale.

Dans l'approche proposée nous avons utilisé comme prétraitement un filtre médian suivi par un filtrage morphologique pour la suppression des bruits et la technique Dullrazor pour la suppression des poils de l'image dermoscopique pour améliorer l'image, maintenant il y'a différentes techniques de segmentation nous détaillons ces techniques l'étape suivante.

3. Les méthodes de segmentation :

La segmentation est un vaste sujet d'étude et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique.

Il n'est pas aisé de trouver une seule définition de la segmentation car cette tâche est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage, on peut néanmoins essayer d'en trouver une afin de fixer le cadre dans lequel nous écrirons et ainsi faire disparaître les ambiguïtés.

Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et contours sont supposés être pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours à leurs contours apparents [25].

Parmi les principales méthodes de segmentation on peut citer :

3.1. Segmentation à base pixel :

Le principe consiste à regrouper les pixels selon leurs attributs sans tenir compte de leur localisation dans l'image. Cela permet de construire des classes de pixels, les pixels adjacents, appartenant à une même classe, forment alors des régions. Parmi les approches à base pixel nous distinguons les méthodes de seuillage et les méthodes de classification [26].

Seuillage :

Le seuillage d'une image revient à segmenter l'image en deux classes : le fond et l'objet, segmenter une image en deux classes est beaucoup plus simple que de la segmenter en un nombre inconnu (et minimal) de classes. De plus, puisqu'il n'existe que deux classes, il est plus simple de caractériser les classes. Le seuillage peut être classé en deux catégories : le seuillage global et le seuillage local [19] :

- **Seuillage global**

Le principe du seuillage global est d'utiliser une valeur seuil à partir de laquelle on peut choisir à quelle classe le pixel appartient. La transformée peut s'écrire ainsi :

$$\forall i, j \in N * M \quad I(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(i, j) > S \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.6)$$

Avec (N*M) le nombre de colonnes et de lignes de l'image, I : image binarisée, f : valeur fonction de l'image d'origine, S: seuil de binarisation.

Cependant, cette technique pose beaucoup de problème. Le premier est de définir le seuil. La grande majorité des techniques utilisent l'histogramme des niveaux de gris pour choisir le seuil à appliquer car un histogramme peut être vu comme étant la somme des lois de probabilités des différentes classes de l'image.

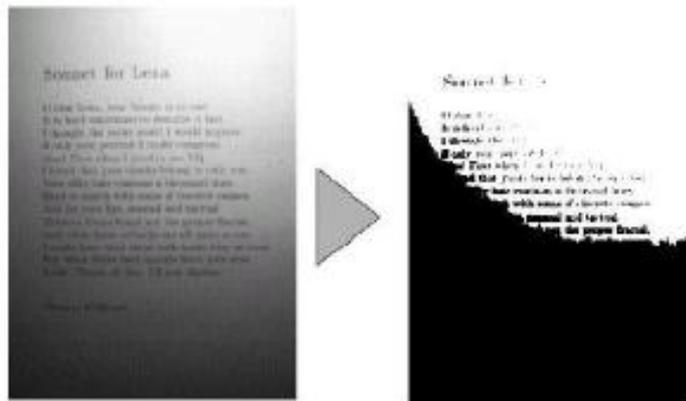


Fig.2.3. Problème de seuillage global

Alors il fallut trouver des techniques permettant d'adapter localement le niveau du seuil.

- **Seuillage local :**

Le principe du seuillage local est d'utiliser une étude localisée autour du pixel pour déterminer quel seuil utiliser. Pour réaliser cette étude locale, les techniques utilisent une fenêtre d'étude centrée sur le pixel à étudier. Cette fenêtre peut avoir différentes tailles, souvent en fonction de la taille moyenne du texte dans le document. Le premier à proposer une technique donnant de bons résultats fut Bernsen en 1986 [14].

Mathématiquement, le calcul du seuil peut s'écrire ainsi :

$$S(i, j) = (\max(i, j) + \min(i, j)) / 2 \quad (2.7)$$

Avec : $S(i, j)$: seuil à appliquer pour le point i, j ; $\max(i, j)$: valeur du niveau de gris maximal dans une fenêtre centrée en (i, j) de taille $N \times M$, $\min(i, j)$: valeur du niveau de gris minimal dans une fenêtre centrée en (i, j) de taille $N \times M$.

3.2. Segmentation à base de contour :

Dans l'approche "contour" (ou "frontière"), on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Généralement les contours se caractérisent par des valeurs de gradient élevées [25]

3.2.1. Modèle de Canny-Deriche :

Canny a proposé en 1983 une étude théorique de la détection de contour [27]. Son étude s'est limitée au cas de la dimension 1, c'est à dire la détection des variations dans un signal bruité.

Il a le premier formalisé trois critères que doit valider un détecteur de contour :

- Détection : robustesse au bruit
- Localisation : précision de la localisation du point contour
- Unicité : une seule réponse par contour

A chaque critère est associée une formule mathématique. La maximisation de ces critères conduit à la résolution d'une équation différentielle dont la solution est le filtre f , qui permet la détection du contour, la position du contour correspond à :

$$\max(I * f)(x) \quad (2.8)$$

En fixant des conditions initiales, *Canny* a montré que cette solution générale pouvait être approximée par :

$$f(x) = -\left(\frac{x}{\tau^2}\right) e^{-(x^2 / 2\tau^2)} \quad (2.9)$$

C'est à dire la dérivée du filtre gaussien.

Le passage à un espace à 2 dimensions (une image) se fait alors simplement car le filtre gaussien étant séparable, on a :

$$f(x, y) = f(x) \cdot f(y) \quad (2.10)$$

Le calcul du gradient sur une image se ramène donc à deux balayages (un en ligne et un en colonne).

Partant d'autres conditions initiales, *Deriche* a proposé un filtre différent dont la forme simplifiée est :

$$f(x) = (sx) e^{-\alpha|x|} \quad (2.11)$$

Le principal avantage de cet opérateur est l'optimisation que l'on peut faire de son implémentation.

3.2.2. Contours actifs

Les contours actifs apparaissent comme un outil intéressant dans la famille des détecteurs de contours, son principe est de faire évoluer un contour initial vers le contour de la région. De plus, il est possible d'imposer des contraintes de régularisation sur le contour.

Plusieurs aspects sont utilisés pour faire évoluer le contour actif tel que la minimisation ou maximisation de l'énergie comme utilisé dans "Level Set" [28,29].

3.3. Segmentation à base de région :

La segmentation d'une image vis à vis d'un critère d'homogénéité H peut s'exprimer de la manière suivante :

La segmentation d'une image I en regard du critère H est une partition de l'image I en région homogènes X_1, \dots, X_n telles que :

1. $\bigcup_{i=1, \dots, n} X_i = I$.
2. Pour tout i , X_i est connexe.
3. Pour tout i , $H[X_i]$ est vrai.
4. Pour tout couple (X_i, X_j) de régions voisines, $H[X_i, X_j]$ est faux.

Cette définition conduit à deux remarques très importantes. Tout d'abord, une segmentation dépend du critère employé. Le choix du critère est donc primordial. Ensuite, la décomposition obtenue n'est pas unique. Pour un critère donné, il existe plusieurs solutions.

3.3.1. Division et fusion :

L'algorithme Split-and-merge a été proposé par Horowitz et Pavlidis en 1974 [30]. Le processus est décomposé en deux étapes. L'image initiale peut être une première partition résultant d'une analyse grossière ou bien l'image brute. Dans la première étape, ou division, on analyse individuellement chaque région X_i . Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en 4 quadrants) et l'on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement. On peut tout à fait initier le processus en considérant que la première région est composée de toute l'image.

Dans la deuxième étape, ou réunion, on étudie tous les couples de régions voisines (X_i, X_j) . Si l'union de ces deux régions vérifie le critère d'homogénéité, alors, on fusionne les régions. La principale difficulté de cette approche réside bien sûr dans le parcours de l'ensemble de tous les couples de régions voisines.

3.3.2. Croissance de région

Contrairement à la méthode division et fusion, les approches de croissance de région ont une autre philosophie de segmentation. Elles partent de quelques pixels de l'image essayant par la suite de regrouper les pixels voisins en appliquant un critère de regroupement.

Des germes sont sélectionnés manuellement et correspondent aux points de départ de l'algorithme. Ainsi on commence à associer aux germes les seuls pixels qui sont en très bon accord avec les points de départ. Le choix du critère d'addition est crucial pour le succès de cet algorithme. Un critère d'homogénéité proposé par Adams et al. [83] est la différence entre la valeur d'intensité du pixel candidat et la valeur d'intensité moyenne de la région construite [28].

3.4. Segmentation superpixellique :

Le terme super-pixel a été introduit par Ren et Malik en 2003 [31]. Son principe repose à décrire des groupes de pixels similaires en couleur ou autres propriétés de bas niveau. [28]

La segmentation superpixellique consiste à travailler non pas sur des pixels mais sur des groupes de pixels homogènes appelés super-pixels qu'ils décrivent par l'algorithme SLIC qui est un K-Means adapté à la génération de superpixels (la Fig.2.6.), avec deux facteurs importants : le k et m avec k le nombre souhaité de superpixels et m la compacité qui permet de pondérer l'importance relative entre la similarité de couleur et la proximité spatiale et contrôlé la régularité du superpixel (forme) [4].

Dans notre méthode nous avons utilisé la segmentation superpixellique, car :

- Les super-pixels doivent bien adhérer au contour des régions dans l'image
- Réduire la complexité de calcul en tant qu'étape de prétraitement, les super-pixels doivent être rapides à calculer, efficaces et simples à utiliser.
- Les super-pixels doivent augmenter la vitesse et améliorer la qualité des résultats.

Dans ce travail, nous utilisons l'algorithme SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) qui a été introduit par Achanta et al. [32].

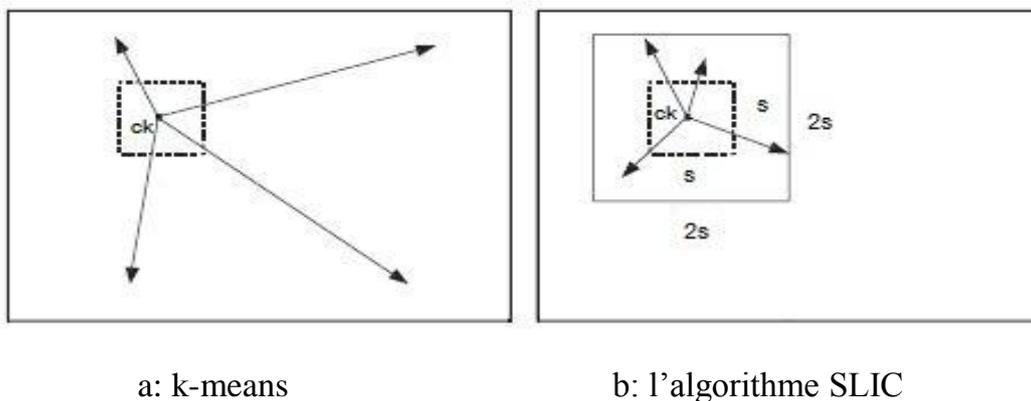


Fig.2.4. Comparaison de la zone de recherche de pixel similaire au centre C_k entre l'algorithme SLIC et k-means.

L'algorithme SLIC (Simple Linear Iterative Clustering):

L'algorithme SLIC génère des superpixels en regroupant les pixels en fonction de leur similarité de couleur et la proximité dans le plan de l'image. Ceci est fait dans le [labxy] à cinq dimensions, où $[l \ a \ b]^T$ est le vecteur de couleur de pixel dans l'espace de couleur CIELAB, qui est largement considéré comme perceptuellement uniforme pour les petites distances de couleur, et $[x \ y]^T$ représente la position du pixel dans le plan de l'image. Alors que la distance maximale possible entre deux couleurs dans l'espace CIELAB (en supposant que les images d'entrée RGB) sont limitées, la distance spatial dans le plan $[x \ y]$ dépend de la taille de l'image.

L'algorithme SLIC peut grouper les étapes suivantes [4]:

- Initialisation des centres de clusters C_k . Les centres sont équidistants (distance $S = \sqrt{N/K}$ avec N le nombre de pixels dans l'image et K le nombre souhaité de superpixels de tailles approximativement égales.
- Pour chaque pixel i , On associe au centre du cluster le pixel p le plus proche dont la région de recherche, ils se trouvant dans une région de $2S \times 2S$ autour du superpixel.
- Les positions des centres (5 dimensions $[x, y, L, a, b]$ pour leurs coordonnées spatiales et la couleur du pixel dans l'espace LAB), des superpixels sont mises à jour selon la valeur moyenne de tous les pixels du superpixel.

$$D_s(C_k, p) = d_{lab}(C_k, p) + \frac{m}{s} d_{xy}(C_k, p) \quad (2.12)$$

Où C_k le centre et p le pixel courant.

d_{lab} est la distance calorimétrique et d_{xy} est la différence entre les positions dans l'image courante, telles que :

$$d_{lab}(C_k, p) = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2} \quad (2.13)$$

$$d_{xy}(C_k, p) = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \quad (2.14)$$

- Les phases d'affectation et de mise à jour sont répétées de façon itérative jusqu'à ce que l'erreur résiduelle E soit inférieure à un seuil fixé.



Fig.2.5. Segmentation d'image par SLIC de tailles 64, 256 et 1024 [32]

4. Extractions des caractéristiques :

Beaucoup de méthodes ont été utilisées pour réaliser l'extraction des caractéristiques d'images de cancer de la peau, plusieurs approches ont également été proposées dans [33]. La première décrit une nouvelle méthode basée sur les graphes [34], qui doit permettre d'extraire des réseaux de pigments depuis des images de dermoscopie. La seconde met en œuvre la classification des lésions de la peau basée sur des caractéristiques de "granularité" [35]. La troisième propose une classification à l'aide de zones blanches présentes sur les images [36].

Une autre approche exploite la méthode ABCDE. Elle a été décrite par Stolz et al [37]. La tâche est analysée selon différents critères (Asymétrie, Bord, Couleur, Diamètre, Evolutivité). Pour chaque critère, un score est déterminé selon les caractéristiques de la lésion. En additionnant tous les scores, le résultat obtenu (entre 1 et 8.9) permet de dire si la lésion est dangereuse pour l'homme ou non (par exemple, une lésion obtenant un score au-dessus de 5.45 peut être considérée comme un mélanome).

- **Caractérisation LBP :**

Dans notre méthode nous avons utilisé l'extraction des caractéristiques LBP, Ce descripteur a été mentionné pour la première fois en 1993 pour mesurer le contraste local d'une image [38] mais réellement popularisé trois ans plus tard par Ojala et al pour analyser les textures [39].

En 1996, Ojala et al. [39] a introduit LBP (Local Binary Pattern) comme moyen de résumer la structure locale de niveaux de gris.

Les LBP [4] (Local Binary Pattern) sont des caractéristiques utilisées afin d'analyser les textures dans les images numériques. Plus précisément, on les utilise ici pour mesurer les similarités de texture entre les superpixels.

Le vecteur de fonctionnalité LBP [40], dans sa forme la plus simple, il est créé de la manière suivante:

1. Divisez la fenêtre examinée en cellules (par exemple 16 x 16 pixels pour chaque cellule).
2. Comparez chaque pixel d'une cellule à chacun de ses 8 voisins (en haut à gauche, en milieu à gauche, en bas à gauche, en haut à droite, etc.). Suivez les pixels le long d'un cercle, c'est-à-dire dans le sens des aiguilles d'une montre ou dans le sens inverse des aiguilles d'une montre.
3. Lorsque la valeur du pixel central est supérieure à la valeur du voisin, écrivez "0". Sinon, écrivez "1". Cela donne un nombre binaire de 8 chiffres (qui est habituellement converti en décimal pour plus de commodité).
4. Calculez l'histogramme, sur la cellule, de la fréquence de chaque "nombre" survenant (c'est-à-dire, chaque combinaison dont les pixels sont plus petits et qui sont plus grands que le centre). Cet histogramme peut être vu comme un vecteur de caractéristiques à 256 dimensions.
5. Normaliser éventuellement l'histogramme.
6. Concaténer les histogrammes (normalisés) de toutes les cellules. Cela donne un vecteur de caractéristiques pour toute la fenêtre.

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^7 2^n s(i_n - i_c) \quad (2.15)$$

Avec i_c intensité du centre, i_n intensité du voisinage, (x_c, y_c) les coordonnées du centre.

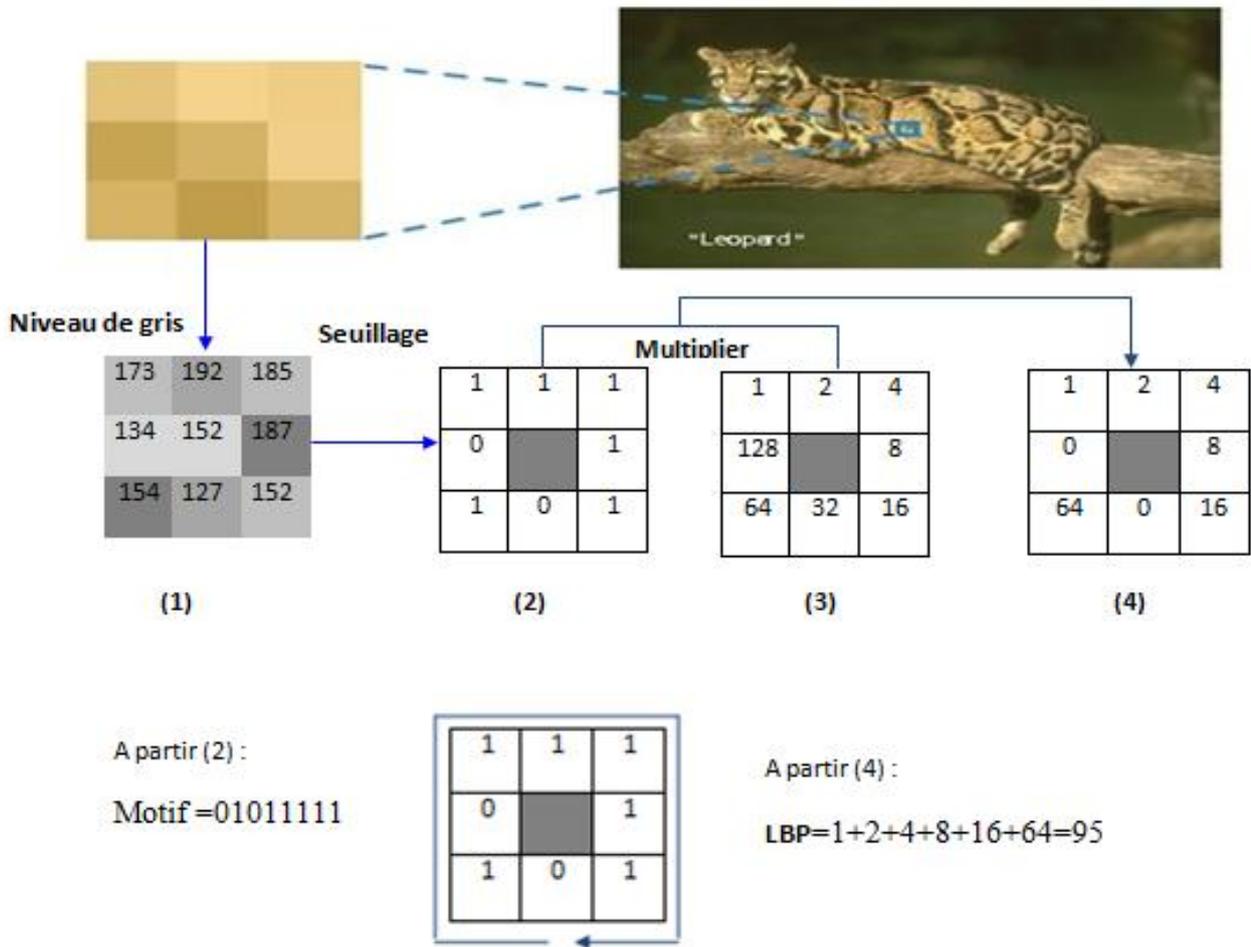


Fig.2.6. Le code LBP original [41].

La figure suivante présente des exemples de l'opération LBP ou la notation (P, R) définie les voisins de centre de cercle P et de rayon R.

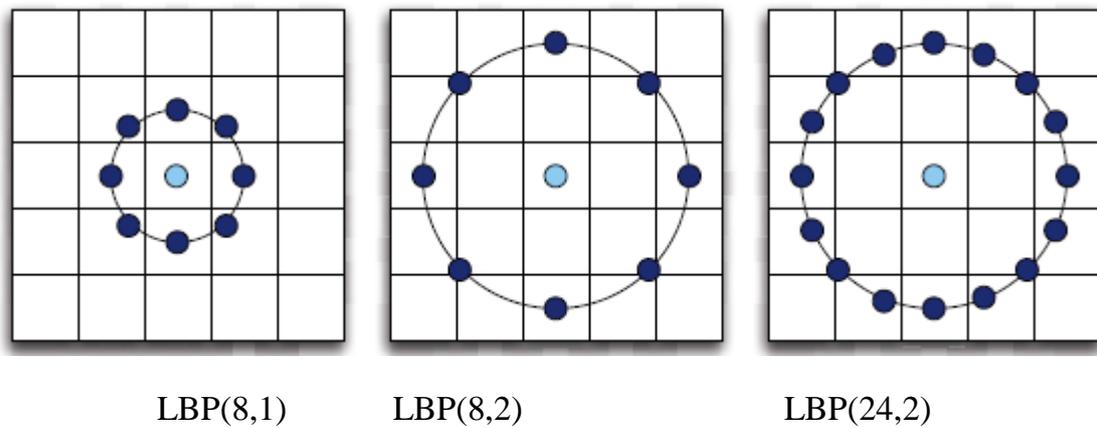


Fig.2.7. Voisinage utilisé pour le calcul du LBP circulaire invariant [41].

4. Mesure de similarité :

Les métriques de similarité [9] varient d'un domaine d'application à un autre. Selon le domaine d'application, on peut trouver différentes relations de similarité entre des exemples tels que la distance euclidienne pour la distance droite entre deux points, la similarité cosinus pour les vecteurs binaires dispersés à haute dimension, cardinalité de l'intersection de deux ensembles, etc. D'autre part, il n'est pas toujours possible de traiter uniformément tous les attributs d'une instance. Dans de telles situations, des mesures de distance composites peuvent être nécessaires.

En pratique, la similarité est évaluée, en général par une mesure de similarité ou une distance (l'ordre donné est alors inversé). La multitude de mesures de similarité existantes dans la littérature (des nouvelles mesures sont toujours proposées aujourd'hui) est à mettre en rapport avec la multitude de méthodes et de domaines où une mesure de similarité intervient. Ce constat nous motive à proposer des moyens pour comparer des mesures de similarité afin de mieux appréhender leur comportement et de choisir la bonne mesure de similarité.

Dans ce qui suit, nous présentons succinctement les différentes métriques existantes et les plus connues utilisées pour la mesure de similarité. Nous donnons les définitions suivantes pour deux vecteurs T et U, chacun ayant la dimension n.

- **La distance euclidienne** : entre deux vecteurs T et U de dimension n est :

$$D_e(T, U) = \sqrt{(T_1 - U_1)^2 + (T_2 - U_2)^2 + \dots + (T_n - U_n)^2} \quad (2.16)$$

Sachez que la Distance Euclidienne (D E u) est calculée à partir des données brutes de n dimensions, et non des données centrées-réduites. C'est la distance la plus populaire utilisée dans les concepts de classification. Toutefois, cette distance peut être largement affectée par les différences d'unités de mesure des dimensions pour lesquelles ces distances sont calculées [9].

- **Mesure de similarité par Minkowsky** :

La distance de Minkowsky est une métrique normalisée dans l'espace vectoriel qui peut être considérée comme une généralisation des deux distances Euclidienne et Manhattan [9].

$$D_{Min}(T, U) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |T_i - U_i|^p} \quad (2.17)$$

- **Mesure de similarité de Manhattan** :

Pour $p = 1$ de la distance Minkowsky, on obtient la distance de Manhattan (aussi appelée distance "city-block" ou métrique absolue) :

$$D_{Man}(T, U) = |(T_1 - U_1) + (T_2 - U_2) + \dots + (T_n - U_n)| \quad (2.18)$$

C'est une distance est considérée comme la somme des différences entre les dimensions.

Dans la plupart des cas, cette mesure de distance produit des résultats proches de ceux obtenus par la distance euclidienne simple [9].

- **La distance de Hamming :**

La distance de Hamming est une distance au sens mathématique du terme, elle calcule le nombre d'éléments différents dans les vecteurs binaires :

$$\forall a, b \in F: d(a, b) = d(b, a) \text{ Symétrie (2.19)}$$

$$\forall a, b \in F: d(a, b) = 0 \Leftrightarrow a = b \quad \text{Séparation} \quad (2.20)$$

$$\forall a, b, c \in F: d(a, c) \leq d(a, b) + d(b, c) \text{Inégalité triangulaire (2.21)}$$

Dans notre méthode nous avons choisis la distance euclidienne pour mesurer la distance de similarité entre les superpixels [9].

5. Conclusion :

Il n'y a pas de solution générale au problème de la segmentation mais plutôt un ensemble d'outils mathématique et algorithmiques que l'on peut combiner pour résoudre des problèmes spécifiques. Alors dans le troisième chapitre nous avons détaillé une méthodologie qui combiner les méthodes de prétraitement ensuite nous avons utilisé une segmentation superpixellique suivie par une extraction des caractéristiques LBP des superpixels et enfin on va faire une mesure de similarité par la distance euclidienne pour avoir segmenté uniquement la partie tumorale.

Chapitre III :
Résultats expérimentaux

1. Introduction :

Ce travail de mémoire s'inscrit dans le cadre d'un ensemble de recherches appliquées dont le but d'améliorer le dépistage et la prévention des mélanomes. Il s'agit, de développer et d'évaluer une méthodologie basée sur les techniques de traitement d'image pour l'aide au diagnostic de la tumeur.

2. Méthode proposée :

Les images de mélanome étant très texturées, la segmentation d'une image de peau en taches pigmentaires et en zone de peau saine consiste en l'identification de régions de texture homogène.

Le but de notre travail est de proposer une stratégie de traitement et d'analyse d'images pour segmenter uniquement la région tumorale.

L'approche que nous proposons est illustrée par (la figure 3.1.)

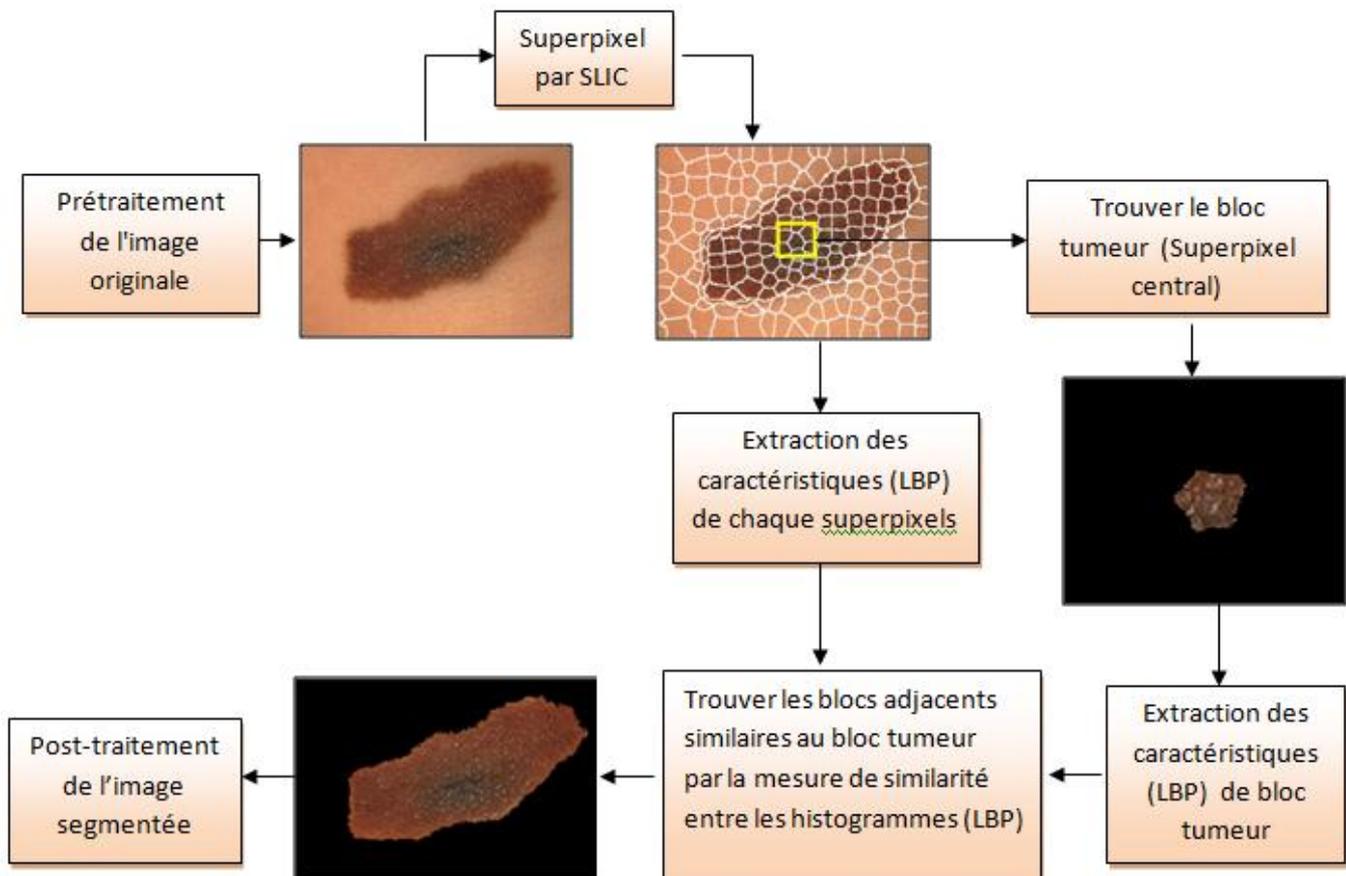


Fig.3.1 Le processus de la méthode proposée.

La première étape de notre méthode est de réaliser les prétraitements pour supprimer les poils, les distorsions et le bruit pour améliorer l'image pour mieux la préparer pour la phase de segmentation. On applique ensuite une réduction des

données sur les images prétraitées par l'utilisation des superpixels par regrouper les pixels homogènes et de même caractéristique dans une même région notée superpixel. Dans l'étape suivante on identifie le superpixel central de la tumeur qui correspond au bloc tumoral. L'extraction des caractéristiques implémentée est réalisée à l'aide de la technique LBP (local binary pattern) ou modèle local binaire. Elle est appliquée sur tous les superpixels de l'image. Les superpixels similaires sont regroupés en utilisant une mesure de similarité entre les histogrammes LBP des superpixels et l'histogramme LBP du bloc tumeur. Plus la distance entre deux histogrammes de LBP est petite, plus les régions sont proches en terme de texture, on pourra alors fusionner le superpixel candidat au superpixel du bloc tumeur pour former une nouvelle région tumorale.

Les étapes de la méthode proposée sont appliquées sur quatre images du mélanome différentes en termes de couleur de lésion, de forme, et de texture. Nous avons choisi de travailler avec deux images contenant des poils et reflet, les deux contiennent uniquement des reflets (Fig. 3.2).

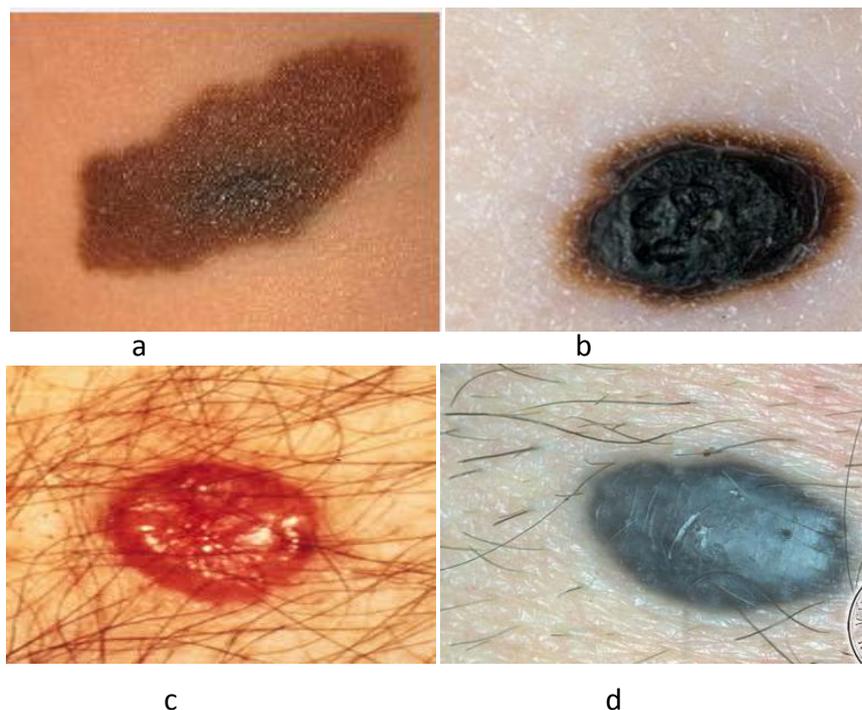


Fig. 3.2. Images test choisies : a, b) : Images avec reflet ; c, d) images avec poils et reflet.

2.1. Prétraitement :

Le dépistage précoce du mélanome est effectué par un dermatologue à partir de l'examen de la lésion basé sur les caractéristiques de forme, de texture et de couleur. Avant d'extraire ces informations il faut passer par la première étape du prétraitement, parfois les images dermoscopiques contiennent des poils, des bruits et une variation de luminosité qui masquent la peau ou le mélanome. Ces différentes perturbations influent grandement sur la qualité de la segmentation et donc l'identification de la tumeur.

L'étape de prétraitement est effectuée pour rendre les images appropriées pour le traitement par l'amélioration de certaines caractéristiques importantes de l'image.

Cette étape implique deux processus. La suppression des poils et le filtrage.

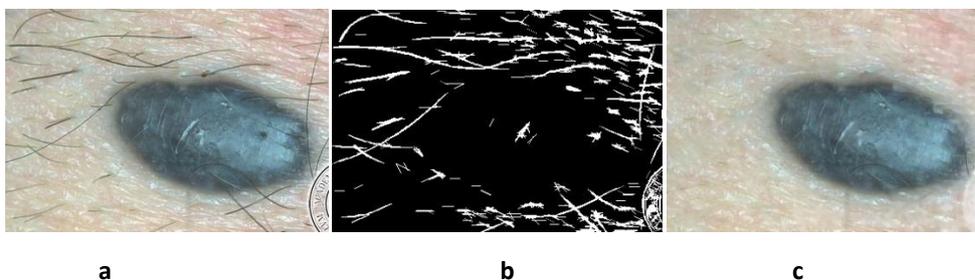
- **Suppression des poils par la technique Dullrazor :**

Les images dermoscopiques peuvent contenir des poils. Il est donc souhaitable voire nécessaire de faire d'abord l'épilation avant de passer à d'autres étapes.

Dans le domaine de traitement d'image il existe plusieurs méthodes pour l'élimination des poils dans les images dermoscopiques. Plusieurs algorithmes permettent la reconstruction de régions supprimées pour cause de reflets ou poils notamment.

La méthode implémentée dans l'approche proposée pour la détection des poils est la technique connue sous le nom de Dullrazor de Lee et Al. [24]. Il s'agit d'une technique très efficace et très puissante permettant d'appliquer un prétraitement aux images en vue de supprimer ces artefacts.

La figure 3.3 illustre le résultat de l'application de la technique de Dullrazor. On voit clairement la suppression des poils dans l'image de la figure 3.3.c.



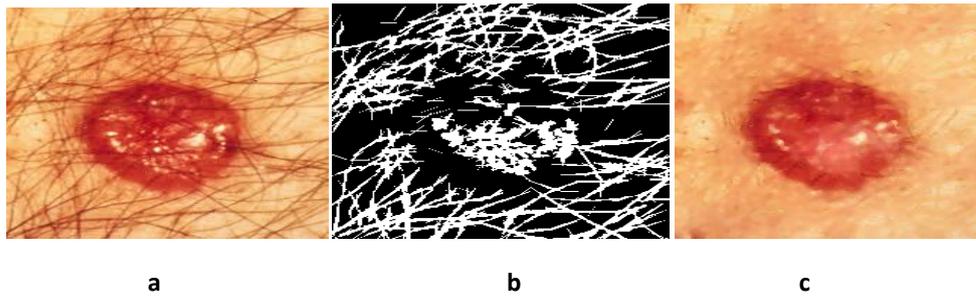


Fig.3.3. Suppression des poils par la technique de Dullrazor, a) : image originale, b) : masque des poils, c) : après la suppression des poils.

1.2. Suppression des bruits :

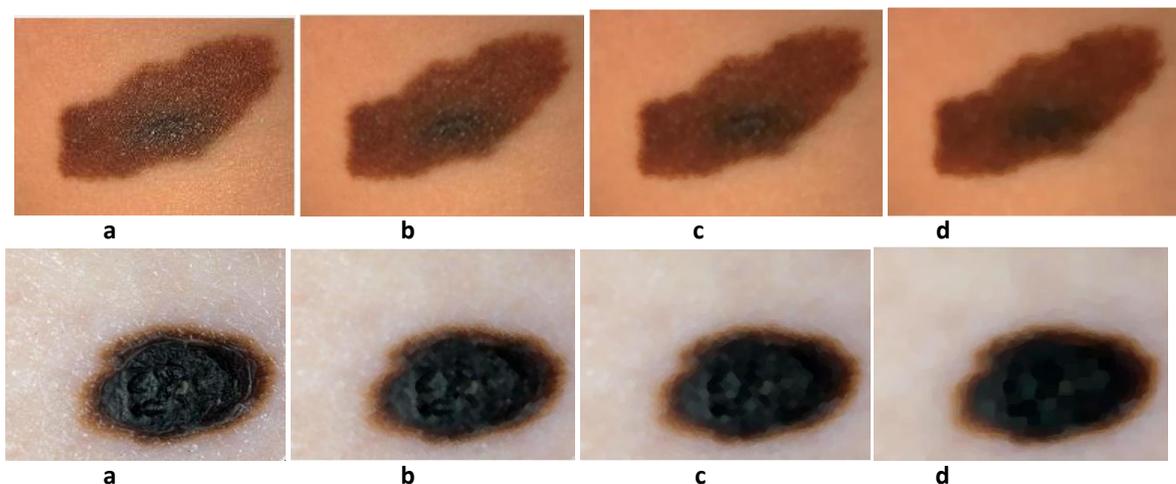
➤ Le filtrage :

Même après l'épilation, il peut y avoir des bruits présents dans l'image, Ces bruits peuvent correspondre à une irrégularité de l'intensité lumineuse, des rayures dans la peau etc. Ces bruits sont supprimés en utilisant le filtrage pour réduire leur influence.

Vu le type de bruit sur les images étudiées, Le filtrage implémenté pour la suppression de ces bruits concerne essentiellement le filtrage morphologique et le filtrage médian.

✓ Le filtre morphologique :

Le filtre morphologique implémenté pour réduire l'influence de la lumière dans l'image c'est un filtre "ouverture" suivi par une "fermeture" avec un élément structurant de forme sphérique.



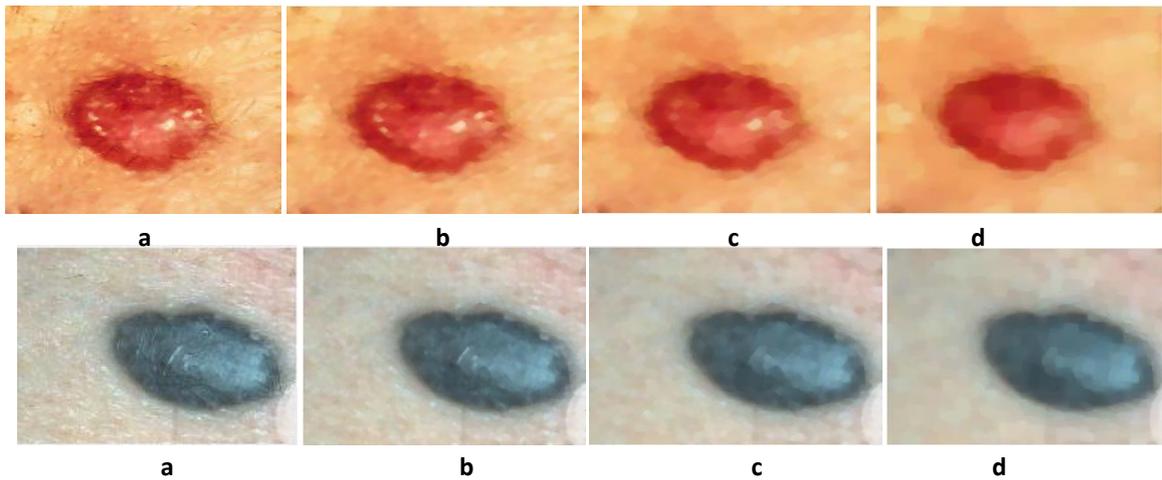
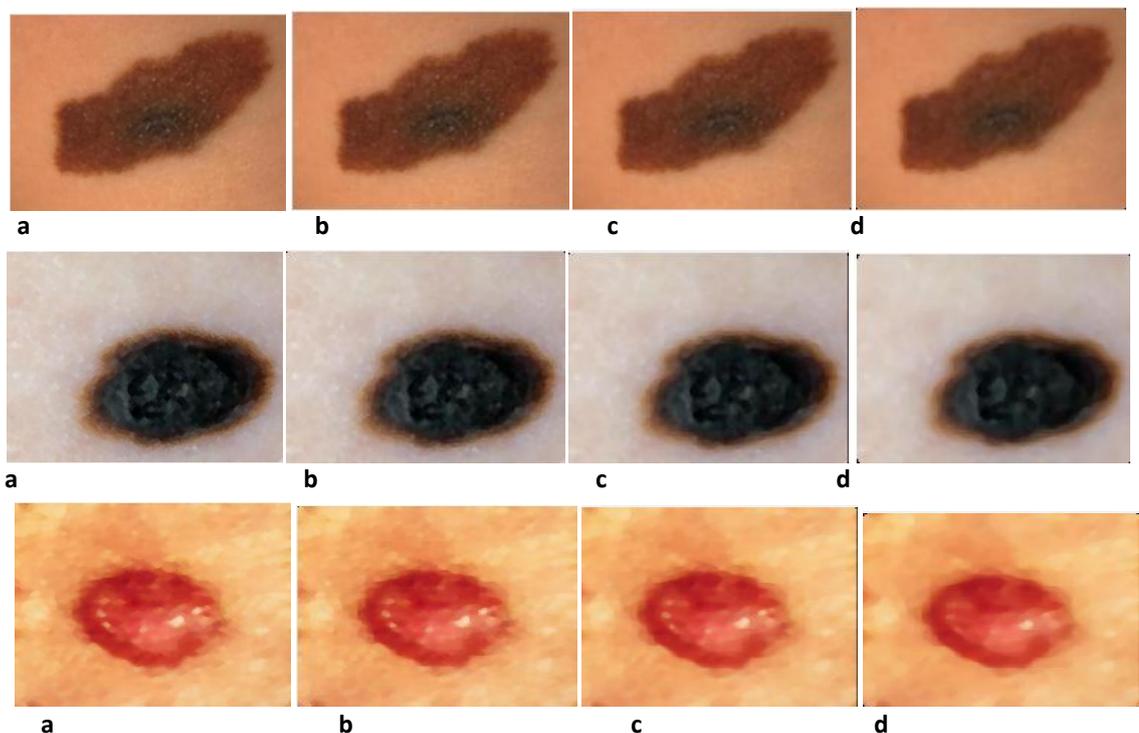


Fig.3.4. Suppression des reflets par un filtre morphologique, a): image originale, b): filtrage par un élément structurant de forme sphérique et de rayon 2, c): filtrage par un élément structurant de forme sphérique et de rayon 4, d): filtrage par un élément structurant de forme sphérique et de rayon 6.

✓ **Le filtrage médian :**

Le filtrage médian est utilisé pour minimiser l'influence des petites structures isolées comme les petites bulles d'air.

Pour passer au 2ème filtrage (le filtre médian) on prend l'image précédente filtrée par un filtre morphologique d'un élément structurant de forme disque et d'un rayon égale à 2 comme une image originale car elle contient des petites structures qu'ils peuvent être supprimés par le filtre médian (La figure 3.5)



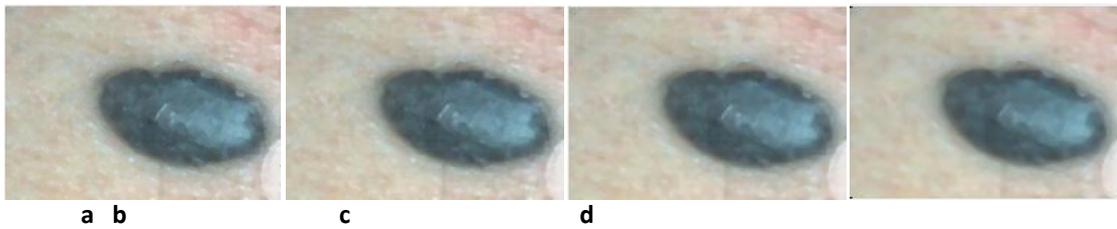


Fig.3.5. Application d'un filtre médian, a): image originale, b): filtre médian (3*3), c): filtre médian (6*6), d): filtre médian (9*9).

2.2. Région d'intérêt :

La région d'intérêt (ROI) dans la méthode proposée représente une région anormale, la partie non-tumorale dans l'image donnée est supprimée pour la segmentation tumorale. Seule la région tumorale essentielle est examinée pour un traitement ultérieur, Le processus de ROI identifié dans les étapes suivantes :

- ✓ Segmentation superpixellique.
- ✓ Identification du bloc tumeur.
- ✓ Extraction des caractéristiques de tous les superpixels par (LBP).
- ✓ Mesure de similarité entre LBP du bloc tumeur et la LBP des autres superpixels.
- ✓ Formation du ROI (tumeur).

2.2.1. Segmentation superpixellique

La segmentation d'image en superpixels vise à regrouper les pixels en régions homogènes partageant des caractéristiques similaires (texture, contour, couleur, etc.) au sein de régions. Dans ce travail, nous utilisons l'algorithme SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) qui a été introduit par Achanta et al. [4, 32]

Dans nos expérimentations, on fait appel à l'algorithme SLIC pour cette action, c'est un algorithme qui a été exploité dans de nombreuses applications de segmentation. En effet, l'algorithme SLIC possède deux contraintes qui sont la compacité des superpixels m et le nombre de superpixel k [4, 32].

Le choix du paramètre m influe sur la qualité des superpixels. Le paramètre k influe sur la quantité des superpixels, ces paramètres permettant ainsi une amélioration des résultats de la segmentation.

La méthode de segmentation implémentée est la segmentation superpixellique sur des images prétraitées en fonction de différente valeur de k et m . Nous avons fixé un intervalle de $m = [10:20]$ pour générer une bonne qualité des superpixels et $k = [100 :300]$ pour avoir une bonne segmentation.

Pour $m=10$:

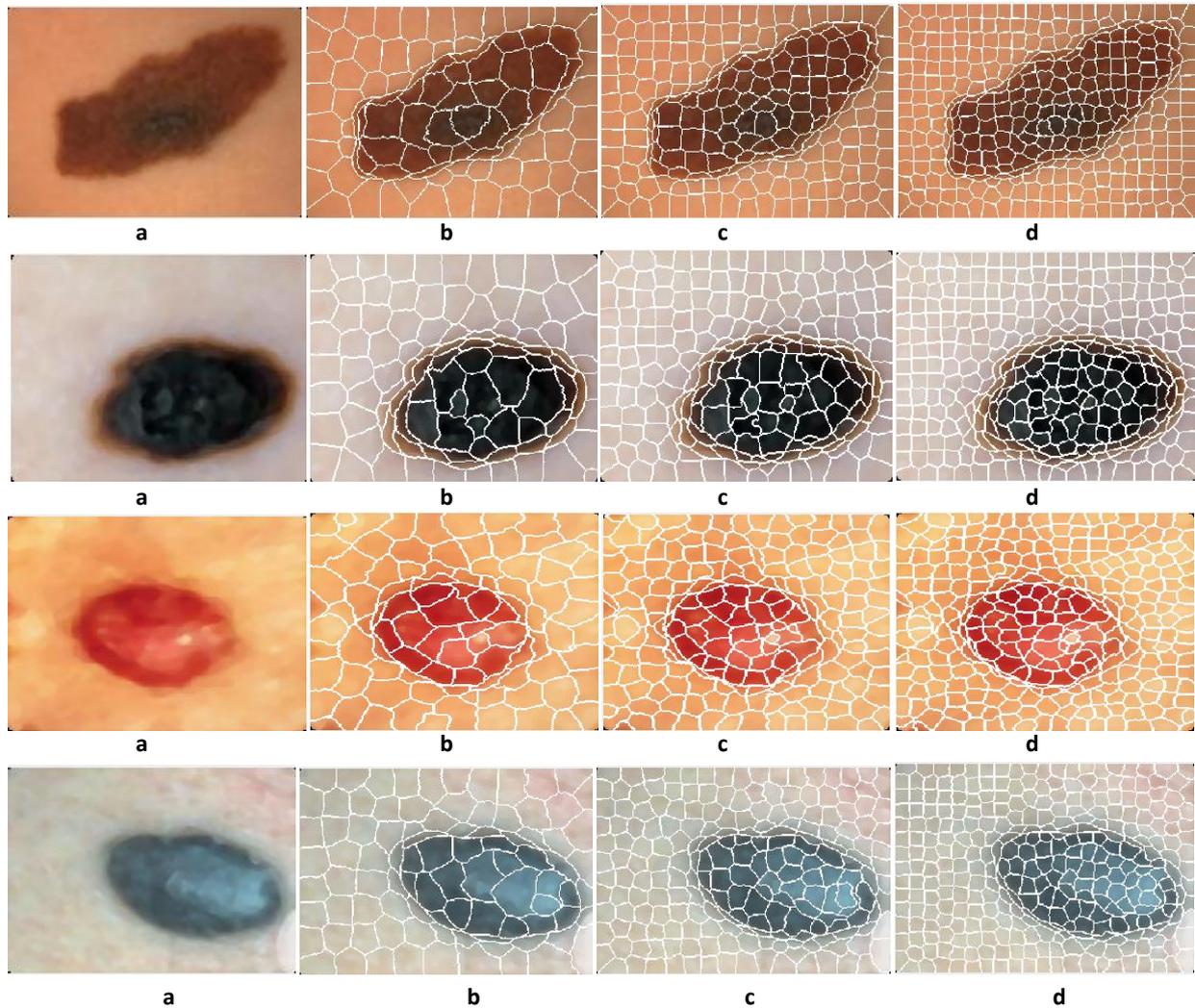
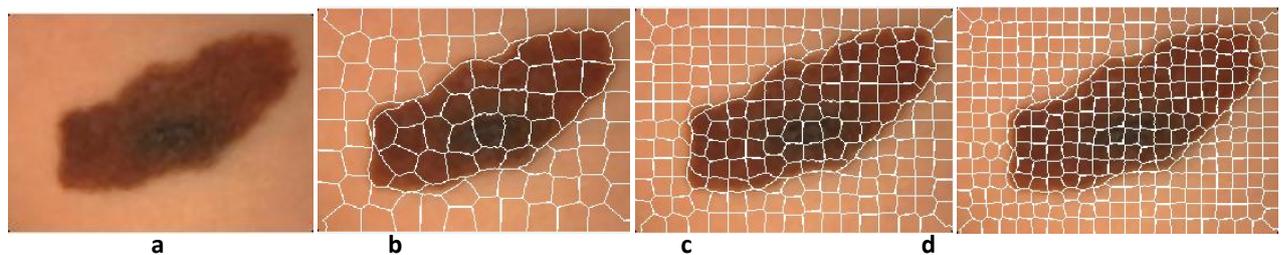


Fig.3.6. Résultats de la segmentation superpixelique en fonction de différente valeur de k et $m=10$, a): image filtrée, b): la segmentation par 100 superpixels, c): la segmentation par 200 superpixels, d): la segmentation par 300 superpixels.

Pour $m=20$:



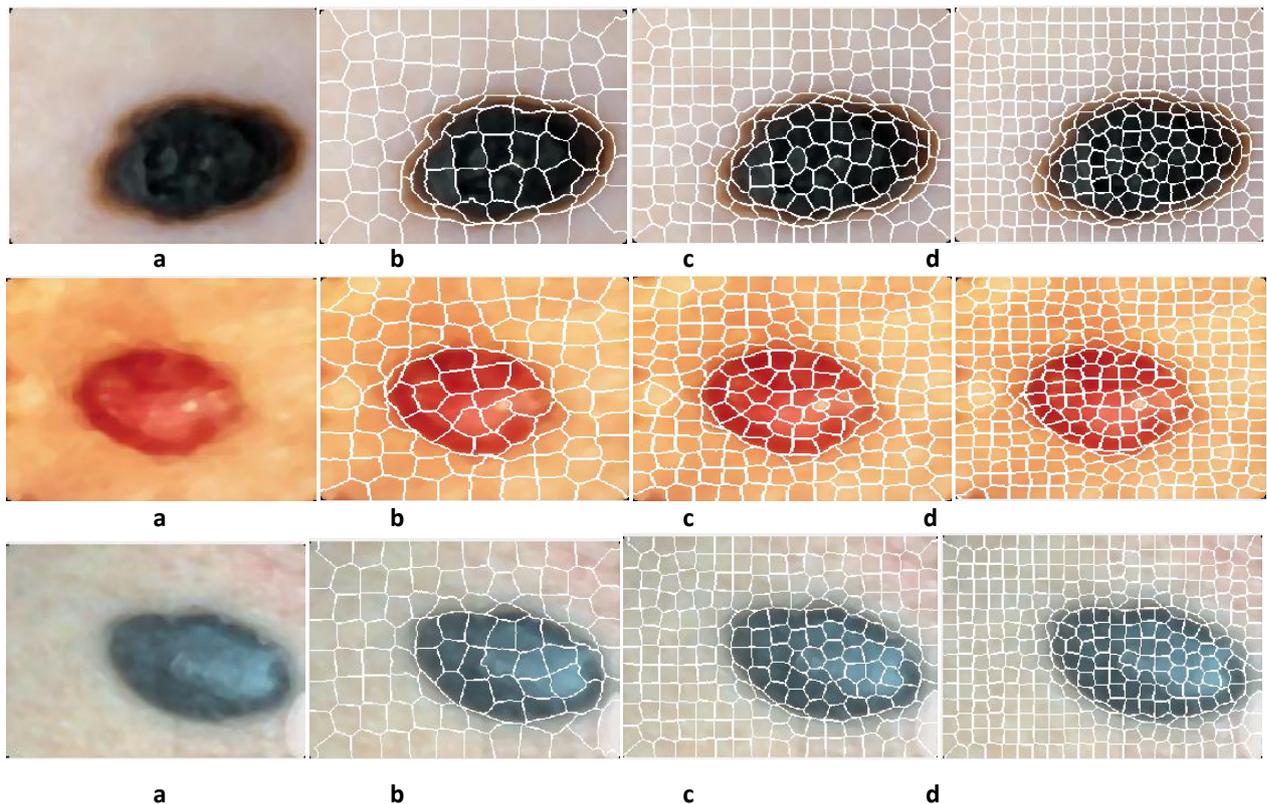


Fig.3.7. Résultats de la segmentation superpixellique en fonction de différente valeur de k et $m=20$, a): image filtrée, b): la segmentation par 100 superpixels, c): la segmentation par 200 superpixels, d): la segmentation par 300 superpixels.

Nous avons simulé des superpixels en faisant varier les différentes contraintes de : $m = [10 ; 20]$ et $k = [100, 200, 300]$ comme il est présenté dans la figure 3.6 et la figure 3.7.

Qualitativement, nous estimons que le meilleur compromis est obtenu avec $m = 20$ et $k = 300$.

2.2.2. Identification du bloc tumeur :

On a choisi comme bloc tumeur le superpixel central de la tumeur, de cette manière, nous sommes certains que ce superpixel appartient à la lésion. Son identification permet de calculer son LBP (modèle local binaire) qui sera comparé avec les LBP des autres superpixels.

L'identification du bloc tumeur est faite par les étapes suivantes :

- Calculer la fonction distance de l'image tumorale.
- Trouver le centre de tumeur à l'aide de la valeur maximale de la fonction distance.
- Trouver les centres de tous les superpixels.
- Calculer la distance entre le centre de tumeur et les autres centres des superpixels.

- Chercher le superpixel qui donne la distance minimale et identifier comme bloc tumeur.
- **Première étape : Calcul de la fonction distance de l'image.**

La fonction distance est un algorithme rapide permettant de calculer la vraie transformation distance principalement euclidienne dans le cas de 2D. La fonction distance est appliquée sur l'image binaire BW pour chaque pixel dans BW, elle assigne un nombre qui est la distance entre ce pixel et le pixel non nul le plus proche de BW.

Après plusieurs essais nous avons appliqué un filtre morphologique (ouverture suivie d'une fermeture) avec un élément structurant de forme sphérique et de rayon = 1 suivi par un filtre médian (9*9) pour avoir une tumeur bien délimitée et ne touche pas les bords dans l'image binaire.

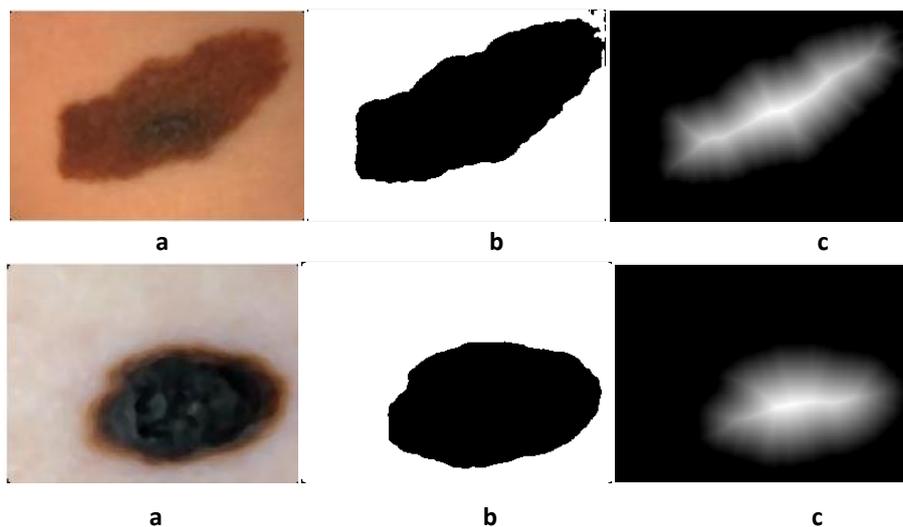
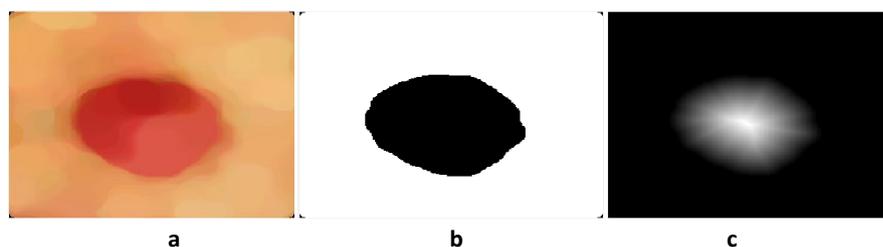


Fig. 3.8. Application de la fonction distance, a): image filtrée, b): image binaire, c): résultat de la fonction distance.

Nous avons appliqué le même processus (filtrage morphologique suivi d'un filtrage médian (9*9)). Pour certaines images comportant des reflets et pour obtenir de bon résultats, nous avons changé la taille de l'élément structurant (voir figures ci-dessous).



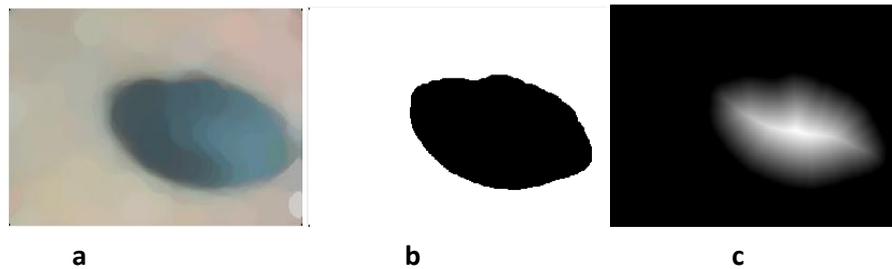


Fig.3.9. Application de la fonction distance ; a): image filtrée par un élément structurant de forme disque de rayon=14 ; b): image binaire ; c): résultat de la fonction distance euclidienne.

- **Deuxième étape : Détermination du centre de la tumeur**

Le maximum de la fonction distance (le niveau de gris le plus élevé dans l'image) correspond aux 'centres' des parties convexes de chaque objet.

Après l'application de la fonction distance sur l'image binaire, nous calculons les coordonnées (x, y) de la valeur maximale de la fonction distance qui représente le centre de la tumeur (Fig.3.10).

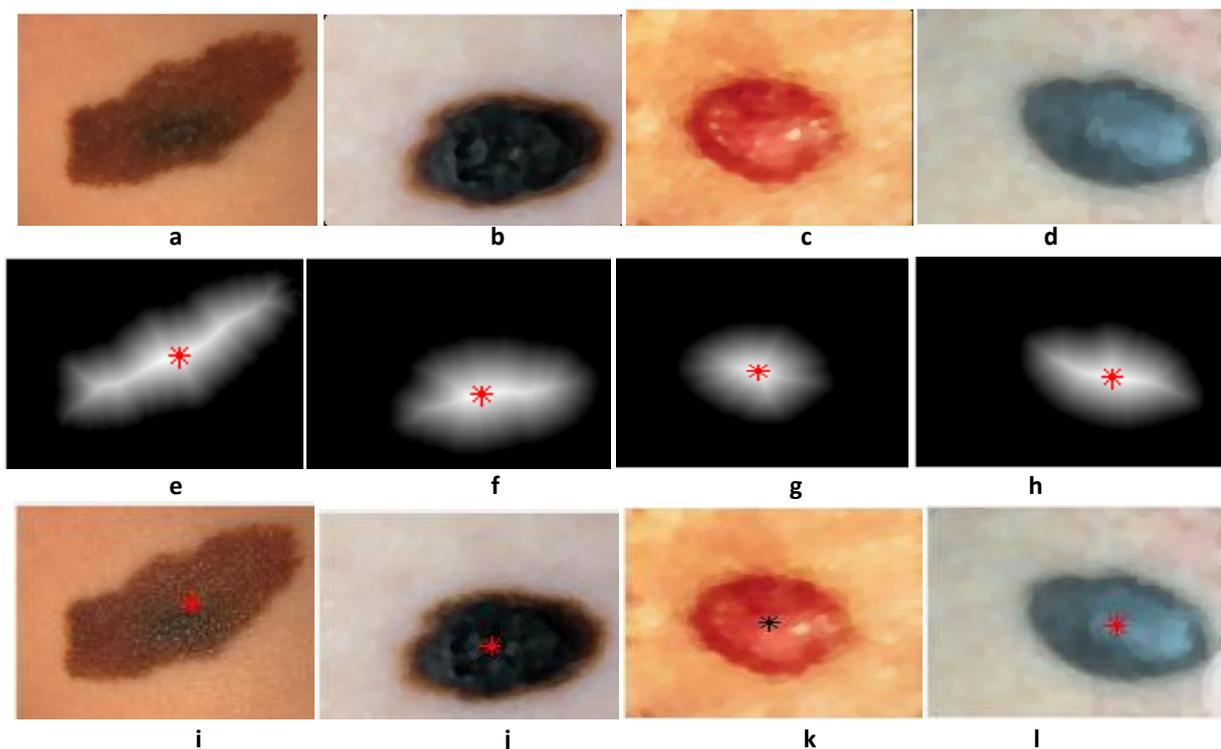


Fig.3.10. Le centre de la tumeur ; a,b,c,d) : image filtrée ; e,f,g,h) : la valeur maximale de la fonction distance ; i,j,k,l): le centre de la tumeur.

Les coordonnées du centre de la tumeur sont données pour chaque image par la table ci-dessous.

L'image :	Le centre de la tumeur
1 ^{ère} image (a)	CT= [274 155]
2 ^{ème} image (b)	CT= [180 154]
3 ^{ème} image (c)	CT= [108 122]
4 ^{ème} image (d)	CT= [246 155]

Tableau.3.1: Valeur des centres des tumeurs.

- **Troisième étape : Calcul des centres de tous les superpixels.**

Dans cette étape il faut calculer tous les centres des superpixels. A titre indicatif et pour faciliter la tâche nous travaillons sur un intervalle de nombre de superpixels $k=[15,25]$ pour les différentes images.

Le calcul des coordonnées du centre des superpixels est basé l'intensité maximale de la fonction distance de chaque superpixel. Les résultats sont illustrés par la figure.3.11

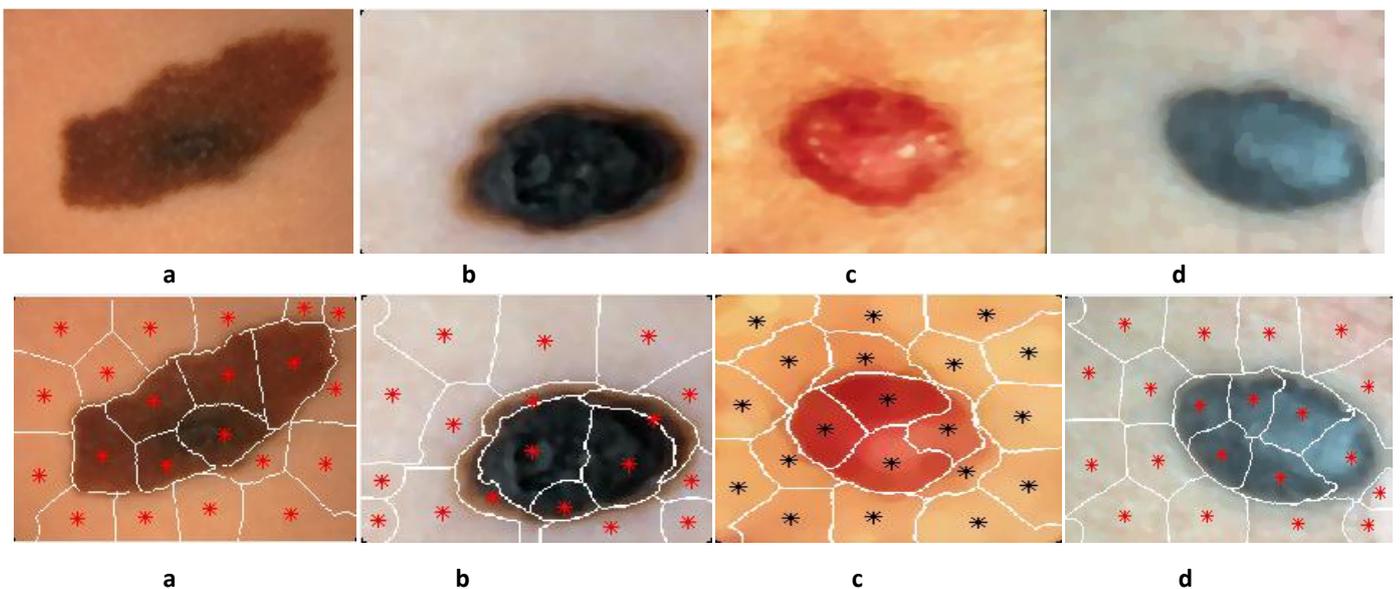


Fig.3.11. Résultat de tous les centres des superpixels, a : image filtrée, b : les centres des superpixels.

- **Quatrième étape : Calculer la distance entre le centre de tumeur et les autres centres des superpixels.**

Les quatre images utilisées dans notre expérience sont des images dont la tumeur est située au milieu, Alors il y a de fortes chances que le superpixel central appartienne au n premiers superpixels. Pour alléger le calcul on calcule seulement la distance entre le centre de la tumeur et les n premiers centres des autres superpixels.

Après quelques tests, nous avons fixé $n=15$, les valeurs des centres des 15 superpixels pour différentes images sont rapportées dans le tableau 3.2 :

Superpixels :	1 ^{er} image (a)	2 ^{ème} image	3 ^{ème} image	4 ^{ème} image
(1)	[64.536 40.597]	[28.074 95.215]	[27.105 23.787]	[62.80 29.56]
(2)	[42.186 133.47]	[17.925 177.78]	[18.872 100.51]	[32.455 94.77]
(3)	[34.587 244.71]	[14.509 217.63]	[15.21 174.97]	[30.409 188.36]
(4)	[87.621 301.94]	[80.093 37.759]	[47.641 60.909]	[71.865 241.07]
(5)	[122.44 216.64]	[71.91 207.65]	[49.131 203.62]	[103.16 99.38]
(6)	[128.58 102.9]	[86.768 120.14]	[48.046 151.18]	[108.59 177.03]
(7)	[193.11 142.03]	[119.98 194.38]	[71.06 122.72]	[159.18 39.175]
(8)	[189.94 42.732]	[144.85 106.09]	[97.512 57.491]	[166.74 239.46]
(9)	[181.69 300.9]	[160.94 141.54]	[102.72 19.522]	[160.38 116.94]
(10)	[211.99 226.5]	[168.57 44.518]	[111.47 95.81]	[182.58 171.85]
(11)	[268.43 290.47]	[172.36 203.47]	[113.97 153.93]	[227.33 115.4]
(12)	[290.3 101.72]	[222.79 223.13]	[102.49 202.1]	[239.59 42.019]
(13)	[290.57 185.09]	[255.49 112.32]	[150.15 122.76]	[251.88 199.17]
(14)	[295.76 28.759]	[243.05 167.97]	[161.49 160.7]	[271.95 248.58]
(15)	[380.02 295.93]	[257.94 40.783]	[153.36 62.568]	[285.46 131.85]

Tableau.3.2 : les coordonnées des centres des superpixels de quatre images.

Pour calculer les distances entre les centres des superpixels et le centre de la tumeur nous avons implémenté la distance euclidienne :

$$D = \sqrt{((X_T - X_S)^2 + (Y_T - Y_S)^2)} \quad (3.1)$$

Avec (X_T, Y_T) le centre de la tumeur et (X_S, Y_S) le centre du superpixel.

La distance minimale correspond au superpixel le plus proche du centre de la tumeur; on identifie ce superpixel comme le bloc Tumeur.

Les valeurs des distances de différentes images sont rapportées dans le tableau suivant :

	1^{er} image (a)	2^{ème} image (3^{ème} image	4^{ème} image
Superpixels :	CT= [274 155]	CT= [180 154]	CT= [108 122]	CT= [246 155]
(1)	238.72	62.90	127.58	221.91
(2)	232.36	163.81	91.98	221.87
(3)	255.69	177.30	106.20	218
(4)	237.83	153.27	85.31	194.22
(5)	163.80	120.67	100.61	152.28
(6)	154.57	9.19	66.25	139.58
(7)	81.28	72.33	36.73	144.20
(8)	140.79	59.41	65.44	116.10
(9)	172.36	22.76	102.58	93.64
(10)	94.46	110.07	26.26	65.80
(11)	135.49	50.05	32.93	43.62
(12)	5.90	81.30	80.16	112.65
(13)	34.56	86.23	42.17	44.20
(14)	128.39	64.58	66.90	97.51
(15)	95.71	137.45	32.41	46.78

Tableau.3.3: La distance entre le centre de tumeur et les autres centres des superpixels.

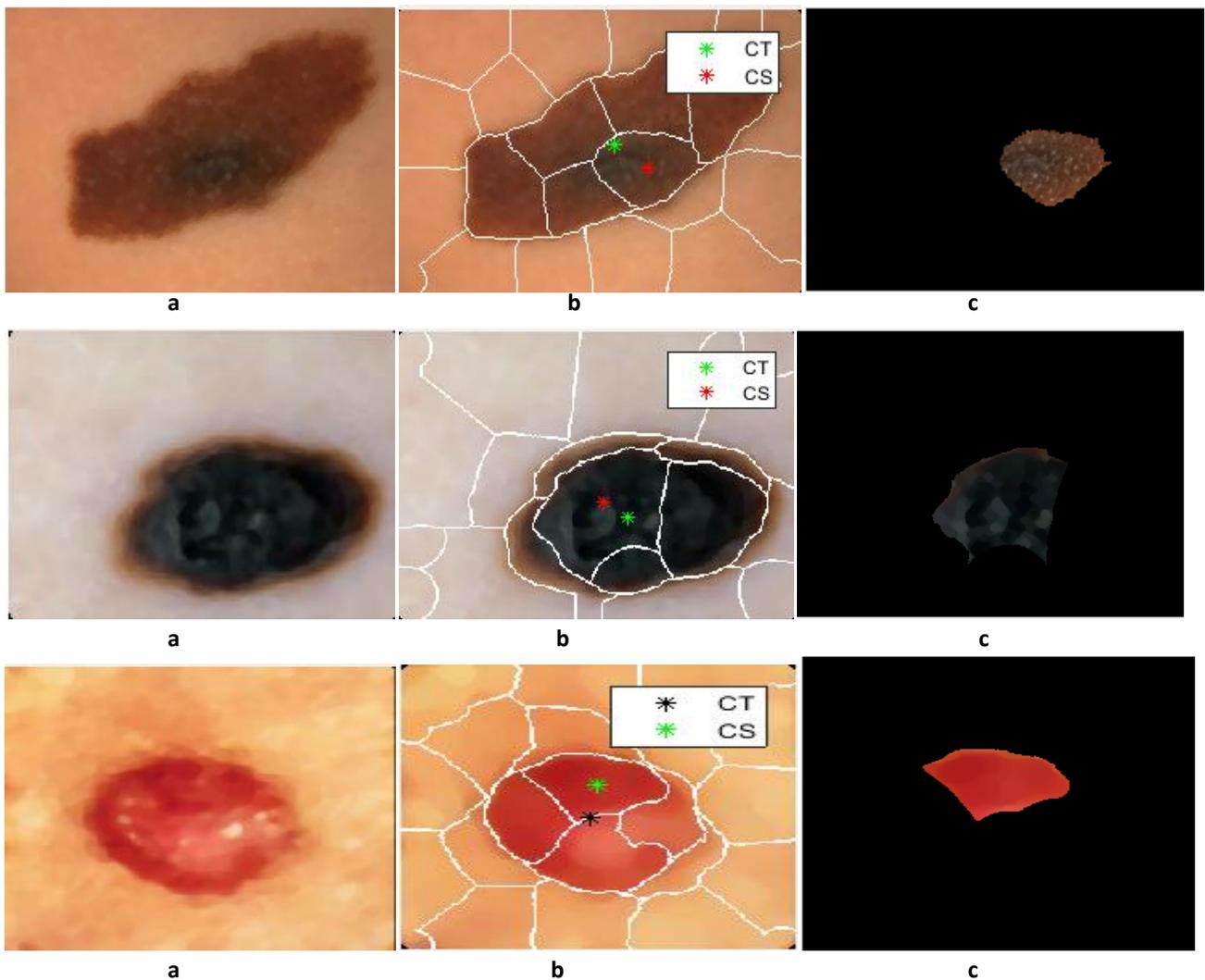
La zone grise dans le tableau précédent correspond à la distance la plus petite.

- **Cinquième étape: chercher le superpixel qui donne la distance minimale et identifier comme bloc tumeur.**

Après la mesure des distances on peut déterminer le superpixel qui nous donne la distance minimale et identifier comme bloc tumeur.

D'après le tableau.3.4 :

- Pour la 1^{ère} image le bloc tumeur c'est le 13^{ème} superpixel.
- Pour la 2^{ème} image le bloc tumeur c'est le 9^{ème} superpixel.
- Pour la 3^{ème} image le bloc tumeur c'est le 10^{ème} superpixel.
- Pour la 4^{ème} image le bloc tumeur c'est le 11^{ème} superpixel.
-



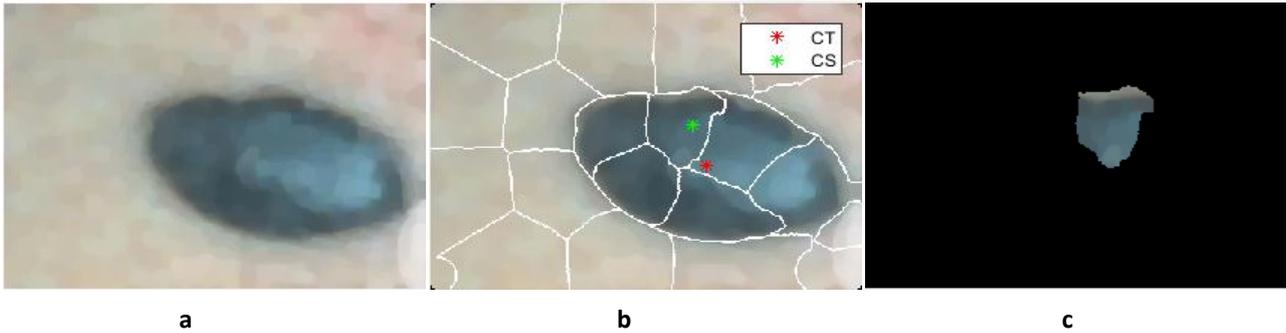


Fig.3.12. L'identification du bloc tumeur, a : image filtrée, b : le centre de la tumeur (CT) et le centre du bloc tumeur (CS), c : le bloc tumeur.

Après l'identification du bloc tumeur nous allons nous intéresser à l'extraction des caractéristiques pour trouver les superpixels similaires en terme de texture par rapport au bloc tumeur.

2.2.3. Extractions des caractéristiques LBP des superpixels :

Les LBP (Local Binary Pattern) sont des caractéristiques utilisées afin d'analyser les textures dans les images numériques. Plus précisément, on les utilise ici pour mesurer les similarités de texture entre les superpixels [4].

Application LBP [8]:

En premier lieu, la différence de luminance ($g_i - g_0$) entre chaque pixel de l'image et chacun de ses 8 voisins est calculée avec g_0 le pixel central et g_i les 8 voisinages :

$$s(g_i - g_0) = \begin{cases} 1 & \text{si } (g_i - g_0) > 0 \\ 0 & \text{si } (g_i - g_0) < 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

A partir de ces 8 valeurs binaires de signe obtenues, on associe au pixel central c la valeur :

$$LBP_8 = \sum_{i=1}^8 s(g_i - g_0) \cdot 2^{i-1} \quad (3.3)$$

Chaque pixel de l'image est ainsi associé à une valeur comprise entre 0 et 255. Un histogramme des LBP est par la suite calculé pour chaque superpixel de l'image puis normalisé.

L'opération LBP dépend de deux facteurs (P, R) qui définissent les voisinages de centre de cercle P et de rayon R, par exemple LBP(8,1), LBP(16,2), LBP (24,3) etc.

Après plusieurs essais nous avons fixé les paramètres de LBP à (16,2).

La méthode LBP est appliquée sur l'image en niveau de gris, alors il faut la convertir

La figure suivante montre, pour chaque image de la tumeur, l'image LBP et son histogramme :

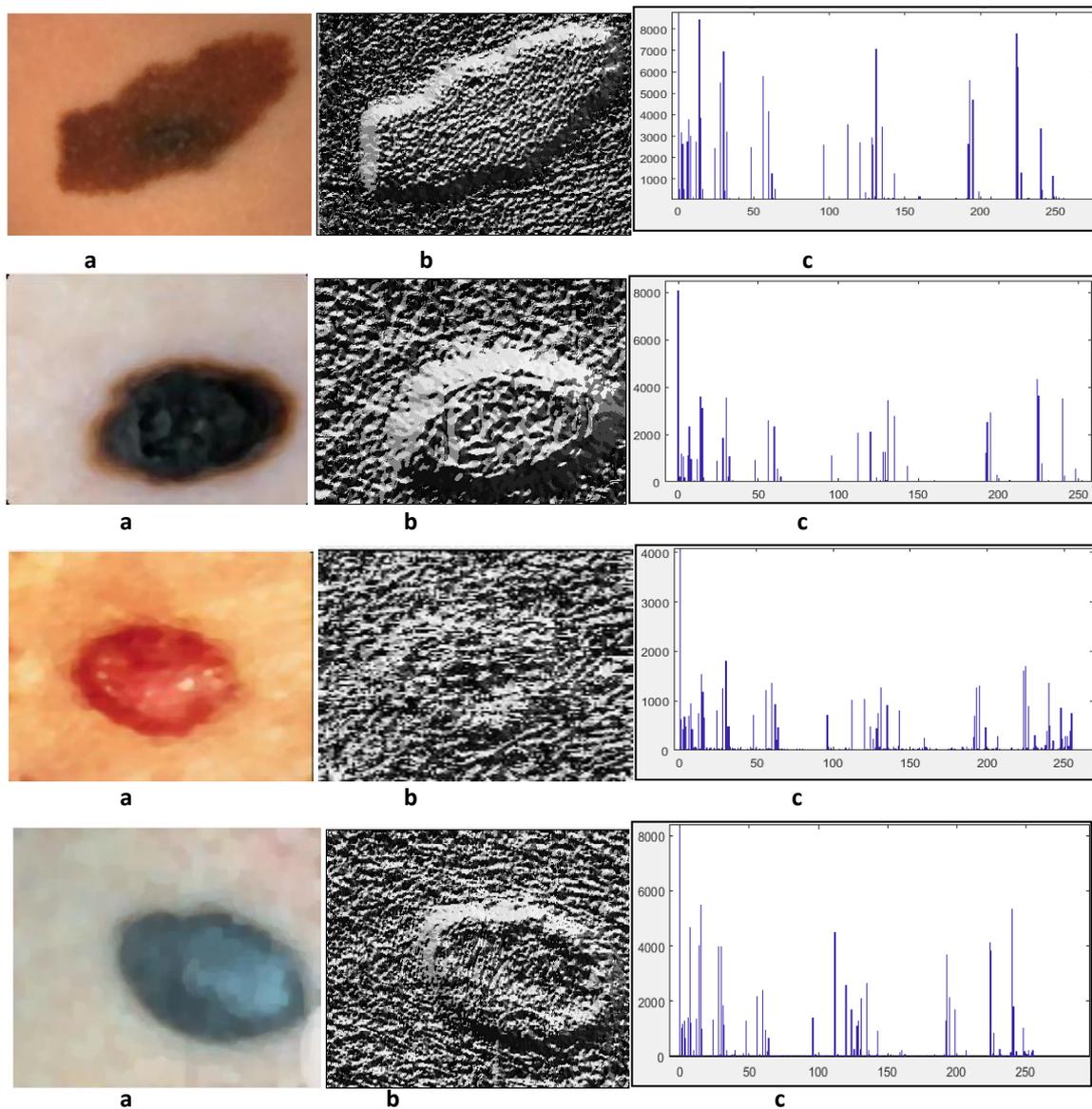


Fig.3.13. Extraction des caractéristiques de toute l'image par LBP (16,2), a : image filtrée, b : image LBP, c : l'historgramme LBP.

Dans notre travail la méthode LBP est appliquée sur tous les superpixels de l'image pour avoir les histogrammes des superpixels ainsi que l'historgramme du bloc tumeur.

Pour une comparaison visuelle on va prendre un superpixel de la peau saine et le bloc tumeur et comparer ces histogrammes LBP.

On prend la 1^{ère} image pour comparer entre ces superpixels :

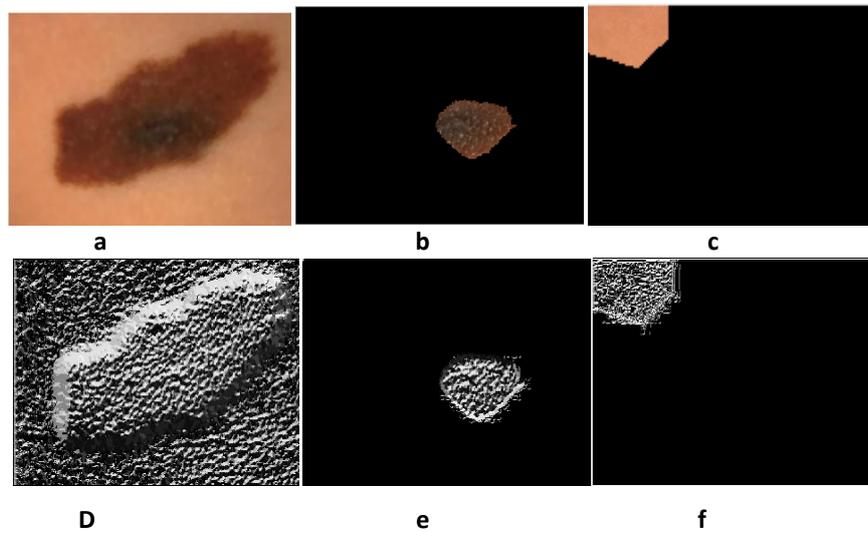


Fig.3.14. Extraction des caractéristique LBP(16,2), a): image filtrée, b): bloc tumeur, c : superpixel de peau saine, d) : image LBP, e, f): image LBP des superpixels.

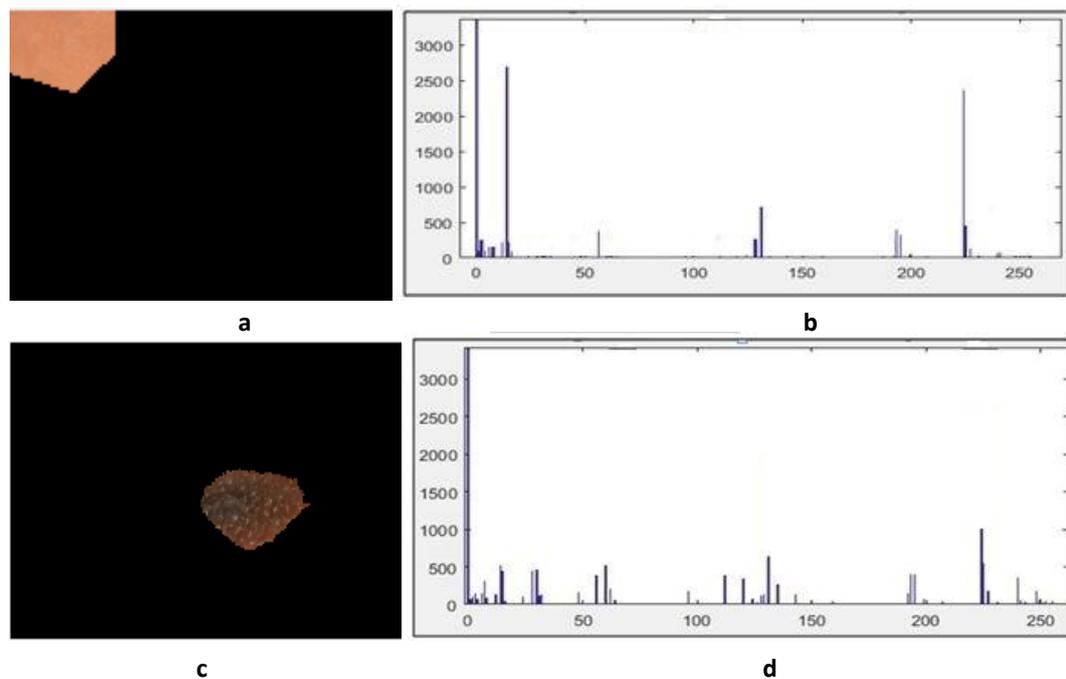


Fig.3.15. L'extraction des caractéristique LBP (16,2), a, b: le superpixel de la peau saine et son histogramme LBP, c: le bloc tumeur et son histogramme LBP

On observe que l'histogramme du bloc tumeur (fig.2.15.d) contient beaucoup des bins en plus que l'autre histogramme de la peau saine.

2.2.4. Mesure de similarité :

La similarité est évaluée, en général par une mesure de similarité ou une distance.

Pour calculer la distance entre les histogrammes on va utiliser la distance Euclidienne. C'est la distance la plus populaire utilisée dans les concepts de classification. Toutefois, cette distance peut être largement affectée par les différences d'unités de mesure des dimensions. Elle est donnée par l'équation mathématique :

$$De = \sum_{i=0}^n (LBP_{BT}(i) - LBP_{sp}(i))^2 \quad (3.4)$$

Avec De la distance Euclidienne, n le numéro de dernier bin dans l'histogramme (généralement 255), avec $LBP_{BT}(i)$ le LBP de bloc tumeur et $LBP_{sp}(i)$ le LBP des autres superpixels.

Pour mesurer la similarité entre les superpixels nous avons calculés la distance Euclidienne entre le bloc tumeur et les superpixels de la 1^{ère} image (le résultat est donné dans le tableau ci-dessous) :

Superpixels:	Distance :	Superpixels :	Distance :
(1)	257.26	(11)	129.30
(2)	230.97	(12)	68.55
(3)	241.11	(13)	37.02
(4)	268.93	(14)	100.17
(5)	64.42	(15)	135.24
(6)	191.77	(16)	130.37
(7)	25.89	(17)	47.81
(8)	212.48	(18)	152.26
(9)	160.03	(19)	153.98
(10)	67.71	(20)	160.10

Tableau.3.4. Les distances de similarités de la 1^{ère} image.

Nous avons appliqué le même processus de la mesure de similarité pour les autres images, nous avons présenté uniquement les distances minimales avec le seuil utilisé dans l'étape suivante de formation de la tumeur.

2.2.5. La formation de la tumeur :

Plus la distance de similarité est petite plus le bloc tumeur et le superpixel traité sont similaire en terme de texture.

La tumeur sera formée par l'ensemble des superpixels possédant une distance de similarité avec le bloc tumeur inférieur au seuil fixé. Notons que ce seuil varie d'une image à une autre, donc il ne peut être que manuel (voir le tableau ci-dessous) :

image 1 :		image 2:		image3 :		image4 :	
S=69.		S=82.		S=43.		S=67.	
Superpixel	distance	Superpexe	distance	Superpixel	distance	Superpixel	distance
(5)	64.42	(7)	80.29	(7)	26.46	(9)	37.74
(7)	25.89	(8)	81.97	(10)	36.38	(10)	54.90
(10)	67.71	(9)	50.14	(11)	42.35	(11)	66.16
(12)	68.55	(11)	61.47	(13)	32.67	(13)	42.30
(13)	37.02	(13)	76.01	/		(15)	45.78
(17)	47.81	(14)	43.20	/		(17)	52.39

Tableau.3.5. Les distances minimales de similarités de chaque image.

Les superpixels possédant une petite distance de similarité avec le bloc tumeur de la première image sont : (5), (7), (10), (12), (13), (17) ils sont présentés dans la figure suivante :

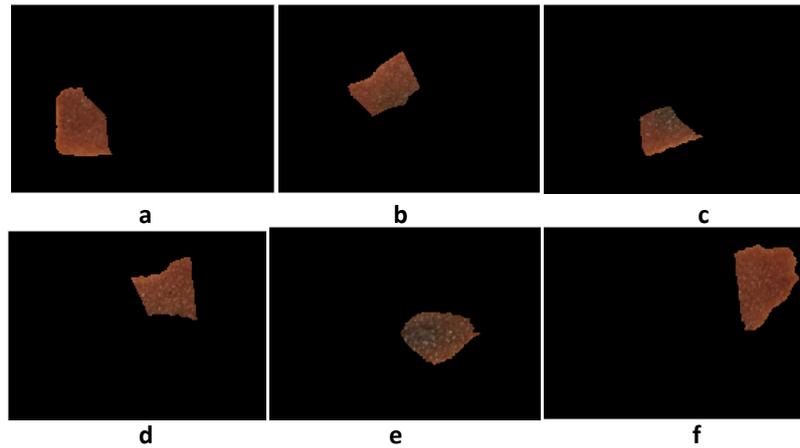


Fig.3.16. Les superpixels de la tumeur de l'image 1. a): superpixel (5) ; b): superpixel (7) ; c): superpixel (10) ; d): superpixel (12) ; e): superpixel (13) ; f): superpixel 17.

Avec une simple addition entre ces superpixels nous avons formé la tumeur :



Fig.3.17. La formation de la tumeur de l'image 1.

Avec les mêmes étapes nous avons formés les autres tumeurs :

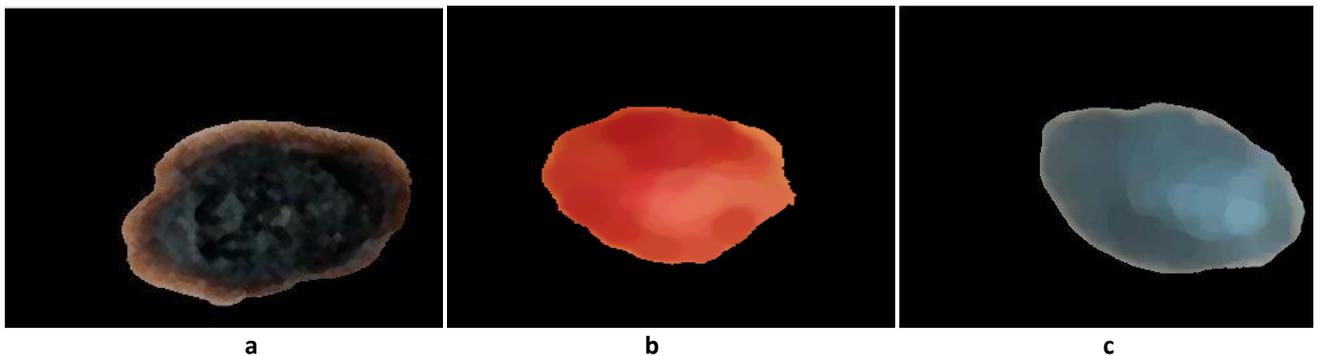


Fig.3.18. La formation des tumeurs.

Avec cette dernière étape nous avons terminés la segmentation des tumeurs

Nous remarquons que la tumeur dans (fig.3.18. a) est segmentée mais avec un contour qui touche la peau saine, maintenant on peut savoir l'influence de nombre des superpixels (k).

Avec $m=20$ et $k=50$;



Fig.3.19. La formation de la tumeur avec $k=50$.

Nous remarquons que plus le nombre des superpixels k est augmenté plus le contour de la tumeur est bien délimitée, un des propriétés du superpixel doit bien adhérer au contour des régions dans l'image.

3. Conclusion

Pour avoir une solution à la segmentation de la tumeur, il faut combiner plusieurs techniques d'analyse d'image, la segmentation superpixelique a une capacité à délimiter les contours des régions incluses dans l'image, et cela a permis de traiter des superpixels au lieu des pixels dans de nombreuses applications de vision par ordinateur. Dans la procédure de traitement, on a fait appel à l'algorithme SLIC pour la génération des superpixels, deux contraintes doivent être fixées par l'utilisateur, la compacité m pour contrôler la similarité du superpixel et le paramètre k pour simuler le nombre de superpixels. Après cette étape on passe à l'extraction des caractéristiques qui analysent la texture des images, dans notre travail nous avons analysé la texture de chaque superpixel et comparé ces textures avec le bloc tumeur qui est déjà identifié par la mesure de similarité euclidienne pour extraire tous les superpixels similaires au bloc tumeur et former la tumeur.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le mélanome est un cancer de la peau dangereux lorsqu'il est diagnostiqué à un stade avancé ou métastatique, car il n'existe pas de traitement efficace. La détection précoce des mélanomes malins est la meilleure méthode pour soigner à temps cette maladie. L'utilisation des systèmes informatisés par les dermatologues a pour but d'améliorer la précision du diagnostic des mélanomes et de réduire le taux de mortalité.

Dans ce mémoire, nous avons concentré notre effort sur la segmentation de la tumeur, en passant par plusieurs étapes :

En premier lieu, nous avons commencé ce travail par une étape de prétraitement appliquée aux images pour éliminer les poils et les bruits en utilisant des filtres morphologiques qui se sont avérés d'une grande efficacité. Cette étape consiste à simplifier la tâche de segmentation. L'image résultat ne comporte alors que la tumeur sur un fond assez homogène correspondant à la peau saine.

Dans la deuxième étape qui concerne la segmentation, nous avons utilisé la segmentation superpixellique. Dans La simplification d'une image en superpixels consiste à grouper des pixels de l'image en régions homogènes, en capturant certaines redondances dans l'image, l'algorithme SLIC génère des superpixels fournissant un moyen simple d'extraire des caractéristiques locales de l'image, et réduisant ainsi considérablement la complexité des méthodes mises en œuvre. La segmentation superpixellique a pour but de bien adhérer au contour des régions dans l'image, et de réduire la complexité de calcul dans l'étape de l'extraction des caractéristiques. Les superpixels doivent être rapides à calculer, efficaces et simples à utiliser [28].

La troisième étape consiste à identifier le bloc tumeur qui représente le superpixel central de la tumeur, de cette manière, nous sommes certains que ce superpixel appartient à la lésion, nous avons effectué ensuite une extraction des caractéristiques LBP basée sur l'analyse des textures sur tous les superpixels ainsi que sur le "bloc tumeur".

Dans la quatrième étape, nous avons calculé un indice de similarité en utilisant la distance euclidienne entre le LBP du "bloc tumeur" et le LBP des autres superpixels. Plus la distance de similarité est petite plus le bloc tumeur et le superpixel traité sont similaires en terme de texture. Enfin, La tumeur sera formée par l'ensemble des superpixels possédant une similarité avec le bloc tumeur.

Lorsque la peau saine et la tumeur sont des presque des mêmes textures, la caractérisation LBP n'était pas très évident.

Ce travail reste encore à l'état expérimental, d'autres travaux devront permettre de le compléter. En perspective, pour suite de ce travail nous pensons qu'il serait très intéressant de trouver d'autres méthodes de caractérisation permettant d'identifier le type de la tumeur détectée, il s'agit :

- D'appliquer la règle ABCD sur la tumeur formée et utilisée par les dermatologues pour statuer sur le type de lésion.
- De calculer les différents paramètres de forme.
- D'extraire le réseau pigmentaire.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] TLC-Edusoft, ‘‘Les mélanomes’’, <http://www.DERMATO-INFO/Lesmélanomes>, 2011
- [2] E-cancer, ‘‘Les traitements du mélanome de la peau’’, *collection Guides patients Cancer info, INCa*, juillet 2016.
- [3] Auclair Pierre, Bocquet Alison, Tokuoka Wendy, ‘‘Imagerie médicale’’, <http://dites.google.com/site/limageriemedicale>, 2012
- [4] Marine Bernard, ‘‘Classification de tâches pigmentaires sur des images multi spectrales de zones de peau : aide au dépistage des mélanomes de la peau’’, *stage de PFE université de Caen Basse-Normandie*, septembre 2013
- [5] World Cancer Research Fund International, ‘‘Cancer Statistics,’’ *World Cancer Research Fund International*, 2008.
- [6] TLC-Edusoft, ‘‘Peau’’, <http://www.futura-sciences.com/sante/definitions>, 2011
- [7] Madison Kretzler, ‘‘Automated curved hair detection and removal in skin images to support automated melanoma detection’’, *these de doctorat, université Case Western Reserve*, 2013
- [8] R. Garnavi, ‘‘Computer-aided Diagnosis of Melanoma’’, *these de doctorat, université Melbourne Australia*, 2011.
- [9] Robert J. Friedman, MD Darrell S. Rigel, MD Alfred W. Kopf, MD David Polsky, MD PhD, l’ABCDE *du mélanome*, <https://www.skincancer.org/fr-FR/melanome>, 2012
- [10] Nachbar F, Stolz W, Merkle T, ‘‘The ABCD rule of dermatoscopy. High prospective value in the diagnosis of doubtful melanocytic skin lesions’’, *J Am Acad Dermatol* 1994;30:551-9.
- [11] Argenziano G, Soyer HP, Chimenti S, ‘‘Dermoscopy of pigmented skin lesions: results of a consensus meeting via the Internet’’, *J Am Acad Dermatol* 2003;48:679-93.
- [12] Argenziano G, Fabbrocini G, Carli P, De Giorgi V, Sammarco E, Delfino M., ‘‘Epiluminescence microscopy for the diagnosis of doubtful melanocytic skin lesions. Comparison of the ABCD rule of dermatoscopy and a new 7-point checklist based on pattern analysis’’, *Archives of dermatology* 1998;134:1563-70.

- [13] Henning JS, Dusza SW, Wang SQ, et al. "The CASH (color, architecture, symmetry, and homogeneity) algorithm for dermoscopy" *J Am Acad Dermatol* 2007;56:45-52.
- [14] A. Bessaid, M. Messadi, "Segmentation and characterization of skin tumors images used for aided diagnosis of melanoma", Vol. 1 No. 1:1, 2012
- [15] Mahmoud Elgamal, "Automatic skin cancer image", Vol. 4, No. 3, 2013
- [16] Dr. J.S Bhatia, Arushi Bhardwaj, "An Image Segmentation Method for Early Detection and Analysis of Melanoma Volume 13", Issue 10 Ver. V, Oct. 2014
- [17] Razi J. Al-azawi, Abbas Abdulazez Abdulhameed, Hussein Majeed Ahmed, "A Robustness Segmentation Approach for Skin Cancer Image Detection Based on an Adaptive Automatic Thresholding Technique", 2017
- [18] Messaidi.M, "Caractérisation automatique des tumeurs de la peau par les techniques de traitement et d'analyse d'images", *Thèse de doctorat, Université AbouBekrBelkaid*, juillet 2010.
- [19] Thibault.L, "Segmentation d'image : Application aux documents anciens", *Mémoire de Master MÉM, université de Nantes*, 2007
- [20] Bessadi, A, Feroui, A. Messadi, M., 2009, "Detection of blood vessels from retinal images using watershed transformation", *JMMB*, Vol. 9, No. 4, 1–10.
- [21] Sébastien, M., Olivier, C., Cours, "Analyse d'images Détection de contours" *UMR CNRS 6168 Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes UMR CNRS 6168*, 2000.
- [22] Corinne Vachier, "Extraction de caractéristiques, segmentation d'image et morphologie mathématique. Mathematics [math]", *École Nationale Supérieure des Mines de Paris*, 1995. English. <pastel-00004230>
- [23] Kiani K., Sharafat AR., "E-shaver: an improved DullRazor for digitally removing dark and light-colored hairs in dermoscopic images", *Computers in Biology and Medicine*, 41(3), pp. 139-145, 2011.
- [24] Lee, T., "Dullrazor: A Software Approach To Hair Removal From Images", *Cancer Control Research, British Columbia Cancer Agency, Vancouver, Canada*, Vol. 21, No. 6, pp. 533-543.
- [25] Jérémy Lecoer, Christian Barillot. "Segmentation d'images cérébrales : Etat de l'art". *[Rapport de recherche] RR-6306, INRIA*. 2007, pp.46.

- [26] Medjaoui.A, Fares.F. "Segmentation des Images par Contours Actifs : Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions", *mémoire de master, université Université AbouBekrBelkaid*, juillet 2012
- [27] Cannyderiche, "A modification of Deriche's approach to edgeselection", <http://www.citreseerx.ist.psu.edu.com>, 1983
- [28] Bechar .M, "Classification partiellement supervisée des données médicales brutes", *Thèse de doctorat, université Université Abou BekrBelkaid*, juillet 2017.
- [29] Ravi Malladi, James A Sethian, and Baba C Vemuri, "Shape modeling with front propagation: A level set approach", *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 17, no. 2, pp. 158_175, 1995
- [30] Horowitz et Pavlidis, "Segmentation of Plan Curves", *IEEE Journal & Magazine-IEEE Xplore*, <http://www.ieeexplore.ieee.org>, 1974
- [31] Xiaofeng Ren and Jitendra Malik, "Learning a classification model for segmentation, in Computer Vision", 2003. *Proceedings. Ninth IEEE International Conference on. IEEE*, 2003, pp. 10_17.
- [32] Radhakrishna Achanta, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, and Sabine Süsstrunk, "Slic superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods", *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 34, no. 11, pp. 2274_2282, 2012.
- [33] Latroyes Clément, "Segmentation et caractérisation de taches pigmentaires sur des images multispectrales de zone de peau : aide au dépistage de carcinome de la peau", *stage de PFE université de Caen Basse-Normandie*, 2012.
- [34] Maryam Sadeghi, Majid Razmara, Tim K. Lee, M. Stella Atkins, "A novel method for detection of pigment network in dermoscopic images using graphs. Computerized Medical Imaging and Graphics", pages 137-143, 2011. 12
- [35] William V. Stoecker, Mark Wronkiewicz, Raed Chowdhury, R. Joe Stanley, Jin Xu, Austin Bangert, Bijaya Shrestha, David A. Calcara, Harold S. Rabinovitz, Margaret Oliviero, Fatimah Ahmed, Lindall A. Perry, Rhett Drugge. "Detection of granularity in dermoscopy images of malignant melanoma using color and texture features". *Computerized Medical Imaging and Graphics*, pages 144-147, 2011. 12
- [36] Ankur Dalal, Randy H. Moss, R. Joe Stanley, William V. Stoecker, Kapil Gupta, David A. Calcara, Jin Xu, Bijaya Shrestha, Rhett Drugge, Joseph M. Malter, Lindall A. Perry, "Concentric decile segmentation of white and hypopigmented areas in dermoscopy images of skin lesions allows discrimination of

- malignant melanoma''. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, pages 148-154, 2011. 12
- [37] Stolz, Riemann, Cagnetta, Pillet, Abmayr, Hölzel, et al. ABCD rule of Dermatoscopy, 'a new practical method for early recognition of malignant melanoma'', *Eur J Dermatol*, 1994. 12
- [38] Harwood D, Ojala T, Pietikinen M, Kelman S & Davis S (1993) 'Texture classification a by center-symmetric auto-correlation, using Kullback discrimination of distributions, Technical report, Computer Vision Laboratory'', *Center for Automation Research, University of Maryland, College Park, Maryland. CAR-TR-678*.
- [39] Ojala T, Pietikinen M & Harwood D, 'A comparative study of texture measures a with classification based on feature distributions''. *Pattern Recognition 29*: 51–59, 1996
- [40] Wikipedia, 'Local binary patterns'', https://en.wikipedia.org/wiki/Local_binary_patterns, 2018
- [41] Hao Gong. 'Segmentation d'images couleurs et multispectrales de la peau''. *Autre. Université de Grenoble*, 2013.