

Classification de tâches pigmentaires sur des images multi-spectrales de zones de peau : aide au dépistage des mélanomes de la peau

Stage de PFE effectué au GREYC du 25 Mars au 25 Septembre 2013

| | | | |
|------------------------|-----------------------------------|----------------|-------------------------|
| Encadrants | Olivier Lezoray, Marinette Revenu | | |
| Tuteur école | Vinh Thong Ta | | |
| Elève ingénieur | Marine Bernard | Filière | Electronique, option TM |

Remerciements

Je tiens à adresser mes remerciements à Olivier Lezoray et Marinette Revenu mes tuteurs de stage pour m'avoir donné la chance de réaliser ce stage de fin d'étude au sein du GREYC sur un sujet très innovant. Je les remercie également pour m'avoir suivie, encadrée et formée.

Egalement, je remercie toute l'équipe Image dans laquelle j'ai évolué pour sa sympathie, sa disponibilité, et sa bonne ambiance de travail.

Aussi, je tiens à remercier Abderrahim El Moataz, responsable de l'équipe dans laquelle j'ai été affectée.

I. Table des matières

| | |
|---|----|
| Remerciements..... | 3 |
| I. Introduction..... | 6 |
| II. Contexte..... | 7 |
| II.1. Le GREYC..... | 7 |
| II.2. Le projet Melascan..... | 8 |
| II.3. Objectifs..... | 8 |
| II.4. Données image..... | 9 |
| III. Réalisations..... | 11 |
| III.1. Prétraitements..... | 11 |
| <i>III.1.1. Etat de l'art</i> | 11 |
| Détection des poils..... | 11 |
| Inpainting..... | 12 |
| <i>III.1.2. Suppression des poils</i> | 12 |
| <i>III.1.3. Suppression des reflets</i> | 18 |
| <i>III.1.4. Description des traitements</i> | 19 |
| Opérateurs morphologiques..... | 19 |
| Algorithme d'inpainting par patches (Criminisi, Perez, Toyama)..... | 20 |
| III.2. Méthodes de segmentation..... | 23 |
| <i>III.2.1. Segmentation par pixels</i> | 23 |
| <i>III.2.2. Segmentation par superpixels</i> | 26 |
| <i>III.2.3. Description des traitements</i> | 32 |
| SLIC superpixels..... | 32 |
| Utilisation des LBP..... | 33 |
| III.2.4. Résultats..... | 35 |
| III.3. Réseau pigmentaire..... | 36 |
| <i>III.3.1. Méthode</i> | 37 |
| <i>III.3.2. Résultats :</i> | 40 |
| IV. Conclusion..... | 41 |
| V. Bilan..... | 42 |

| | |
|---|----|
| VI. Table des illustrations..... | 43 |
| VI.1. Figures | 43 |
| VI.2. Tableaux | 44 |
| VII. Annexes..... | 47 |
| <i>Script de la méthode de segmentation par superpixels</i> | 47 |
| <i>Résultats des prétraitements et de la segmentation</i> | 50 |
| <i>Résultats de la détection du réseau pigmentaire</i> | 53 |

I. Introduction

Ce rapport a pour objet de présenter le déroulement de mon stage de PFE à l'ENSEIRB-MATMECA, filière électronique et option Technologies Multimédia, qui s'est déroulé du 25 Mars au 25 Septembre 2013 au sein du laboratoire GREYC (Groupe de Recherche en Informatique, Image, Automatique et Instrumentation de Caen) à Caen.

L'imagerie médicale regroupe les divers moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain. Ce procédé est efficace puisqu'il permet d'obtenir des informations sans réaliser d'interventions invasives sur le patient. Dans certains cas, un traitement de ces images est nécessaire pour en extraire les informations recherchées. Le traitement informatique entre alors en jeu et permet d'améliorer le diagnostic.

Ce stage s'inscrit dans le cadre du projet ANR Melascan dont le GREYC est partenaire. L'objectif de ce projet est de proposer une solution innovante permettant un dépistage du cancer de la peau à partir d'images de lésions de la peau. Cette analyse des images par informatique est destinée à aider les praticiens généralistes et spécialistes dans leur diagnostic. Au sein de l'équipe image du GREYC, mon stage consiste à proposer une stratégie de classification d'images de mélanomes selon leur caractère bénin ou malin. Cette tâche fait intervenir plusieurs grands domaines, notamment la segmentation et la classification de données.

Ce rapport est organisé de la façon suivante : dans un premier temps, l'environnement global du stage sera présenté, notamment le laboratoire dans lequel j'ai travaillé et le sujet de ce stage. Puis je continuerai par une description du travail réalisé au cours de cette mission et d'un état de l'art duquel je me suis inspirée.

II. Contexte

II.1. Le GREYC

Mon stage s'est déroulé au sein du laboratoire GREYC (Groupe de Recherche en Informatique, Image, Automatique et Instrumentation de Caen) à Caen. Ce laboratoire de recherche est associé au CNRS sous la forme d'une UMR rattachée à l'INS2I (Institut des Sciences Informatiques et de leurs Interactions) et à l'INSIS (Institut des Sciences de l'Ingénierie et des Systèmes). Il est aussi rattaché à l'ENSICAEN et à l'université de Caen Basse-Normandie. Le GREYC est dirigé par Mohammed M'SAAD (directeur), Frédéric JURIE et Abdel-Ilhah MOUADDIB (directeurs-adjoints). Il comprend plus de 239 membres permanents et non-permanents.

Le GREYC couvre de nombreux domaines de recherche, qui comprennent l'informatique et l'intelligence artificielle, le traitement de signal et de l'image, la sécurité informatique, l'automatique et l'électronique.

Le laboratoire est composé de 8 équipes :

- Equipe Algorithmique, Modèles de calcul, Aléa, Cryptographie, Complexité (AMACC),
- Equipe CONstraints, Data mining and Graphs (CODaG),
- Equipe Modèles, Agents et Décision (MAD),
- Equipe HUMAN Language TECHNOLOGY (HULTECH),
- Equipe Image,
- Equipe Automatique,
- Equipe Electronique,
- Equipe Monétique & Biométrie

J'ai intégré pour ce stage l'équipe Image du laboratoire, dirigée par Abderrahim El-Moataz. L'équipe est localisée dans les locaux de l'ENSICAEN. Elle possède 44 membres, dont 17 doctorants. Les activités de l'équipe sont centrées sur le développement de nouvelles méthodes de traitement et d'analyse d'images, qui portent sur des problèmes concrets, comme la mise en œuvre de modèles de représentation d'images et l'extraction et la gestion des connaissances en traitement et analyse d'images. Les réalisations de l'équipe sont reconnues notamment par ses nombreuses publications d'audience internationale, sa forte implication dans les projets nationaux et ses nombreux contrats industriels.

II.2. Le projet Melascan

Le mélanome est reconnu comme étant la forme la plus grave du cancer de la peau. Avec environ 9000 nouveaux cas estimés chaque année en France, le mélanome se situe au onzième rang des cancers, tous sexes confondus. Le diagnostic est actuellement effectué par un clinicien à partir de l'examen visuel de la lésion, ou à l'aide d'images numériques. La méthode utilisée pour diagnostiquer les lésions est le plus souvent la règle ABCDE :

- **Asymétrie** : Lésion de forme ni ronde ni ovale et dont les couleurs et reliefs ne sont pas régulièrement répartis autour de son centre
- **Bords irréguliers** : Bords mal délimités
- **Couleur non homogène** : Présence de plusieurs couleurs
- **Diamètre** : Lésions de plus de 6 mm susceptibles d'être un mélanome
- **Évolution** : Changement rapide de taille, forme, couleur ou épaisseur

Cependant, certaines formes de mélanomes de type naevus ou de petite taille (<6mm) ne peuvent être décrits par la règle ABCDE.

Les médecins disposent aussi aujourd'hui de systèmes intégrés de dermoscopie. Les dermatoscopes sont des appareils comprenant une ou plusieurs lentilles grossissantes et un système d'éclairage destinés à faire des observations plus précises des lésions de la peau, et permettant d'affiner la proposition de diagnostic. Cependant, la démarche utilisée reste la même, à savoir une observation humaine basée sur des informations visuelles, ce qui n'apporte pas vraiment de nouveaux renseignements pour le diagnostic.

L'objectif du projet Melascan est de pallier ces problèmes et de proposer une solution innovante de dépistage et de suivi in-vivo du cancer de la peau destinée aux praticiens, allant de la création de caméras pour l'acquisition des images au traitement informatique des images. Les partenaires associés au projet sont nombreux. Des partenaires industriels : Intuiskin, Newton, Cynove ; des partenaires académiques : GIBSA-LAB, GREYC ; des hôpitaux : le CHU de Grenoble, le service dermatologique du CHU Lyon Sud, le service dermatologique du CHU Hopital Sainte Marguerite de Marseille.

II.3. Objectifs

L'objectif du stage est de proposer une stratégie de classification d'images de lésions pigmentaires en deux étapes : segmentation de la tâche et classification.

En premier lieu, le but est d'extraire la tâche pigmentaire afin de séparer la lésion de la peau saine. Deux méthodes de segmentation sont développées à partir d'opérateurs de traitement d'image, l'une se basant sur l'utilisation de superpixels et l'autre sur les pixels de l'image.

L'étape de classification a ensuite pour objectif de détecter la présence ou non d'un réseau pigmentaire et ses propriétés afin de quantifier le caractère malin ou bénin de la lésion.

II.4. Données image

Trois entreprises partenaires du projet Melascan, Intuiskin, Newton, et Cynove, travaillent sur des dispositifs d'acquisition d'images de zones de peau. Plus particulièrement, Intuiskin, installée à Grenoble, a développé une caméra permettant d'acquérir des images avec un éclairage en deux longueurs d'onde : en infrarouge à 850 nm, et en lumière blanche. Lorsque le médecin appuie sur le bouton de la caméra, deux images sont prises en cascade, sous chacun des deux éclairages. Un premier dispositif de ce type a été mis à disposition du CHU de Grenoble à partir du 4 janvier 2013. Les images dermoscopiques sont acquises par des stagiaires directement sur des patients volontaires en consultation dans le service dermatologique.



Figure 1: Caméra d'Intuiskin.

Intuiskin nous a transmis les images de 32 lésions différentes. Elles ont été prises en lumière visible ainsi qu'en infrarouge à 850 nm, de taille 800x600 pixels. C'est sur ces séries d'images que portent nos expérimentations. La figure ci-dessous représente trois images sous les deux éclairages. C'est sur ces trois images que les étapes de pré-traitement seront illustrées dans la partie suivante.

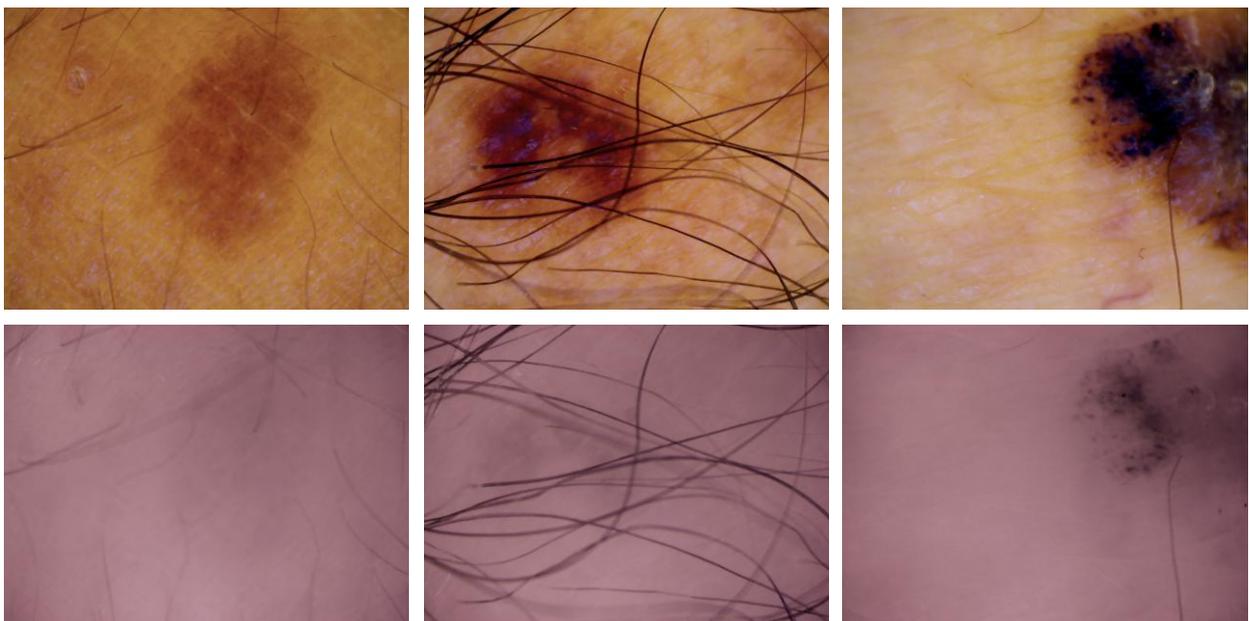


Figure 2: En haut: images en visible, en bas: images en infrarouge.

On peut distinguer les différences entre une lésion bénigne et une lésion maligne à la fois en lumière blanche et en infrarouge. En lumière blanche, les différences se trouvent au niveau de l'asymétrie de la tache, de l'irrégularité de ses bords, de l'inhomogénéité de la pigmentation et d'un diamètre supérieur à 6 mm. Ces critères ABCD (Asymétrie, Bords irréguliers, variabilité de la Couleur, Diamètre >6mm), sont ceux utilisés par les dermatologues lors d'un premier diagnostic visuel. Ils sont parfaitement visibles sur les images en lumière blanche. Ce sont les premiers critères détectés lors de l'identification et de la classification d'une tache pigmentaire.

Les images en infrarouge permettent de compléter le diagnostic en faisant apparaître d'autres différences. En effet, sous un éclairage de 850 nm, la mélanine présente dans les couches profondes de la peau est mise en évidence. On peut voir notamment en figure 2 que certaines taches ne sont que légèrement visibles en infrarouge, tandis que d'autres apparaissent plus clairement et de façon inhomogène, ce qui est très caractéristique d'une tache maligne.

Les images fournies par Intuiskin présentent cependant certains défauts. Malgré la volonté du médecin de ne pas bouger lors des prises d'image, et le fait que les images en visible et infrarouge soient prises en cascade, il peut arriver que ces images soient décalées. De plus, l'un des critères importants de la règle ABCDE pour caractériser la tache est d'étudier ses bords. Or, certaines lésions ne sont pas acquises en entier sur l'image, ce qui les rend inexploitable. Un autre défaut est la présence de reflets sur presque toutes les images en visible. Afin de ne pas fausser le diagnostic, ces zones lumineuses doivent être supprimées. Enfin, comme les images sont acquises directement sur les patients, elles contiennent souvent des poils pouvant masquer le mélanome, qui doivent aussi être supprimés.

III. Réalisations

III.1. Prétraitements

Afin d'exploiter les images dermoscopiques au mieux, il est nécessaire de réaliser deux prétraitements : l'élimination des reflets et l'élimination des poils.

Comme on peut le voir en figure 2, les images étant acquises directement sur les patients, elles contiennent parfois des poils ou des reflets qui masquent la peau ou le mélanome. Les poils ou reflets peuvent occulter des informations sur la lésion, comme notamment la texture ou les contours, et peuvent ainsi altérer les étapes de segmentation et classification. En effet, lors de la segmentation, certains poils par exemple peuvent être confondus avec des pixels du mélanome à cause de leur couleur foncée, et s'ils sont conservés, les estimations de couleur et texture de la lésion risquent d'être faussées. Pour résoudre ce problème, on applique sur nos images deux prétraitements afin de supprimer les poils et les reflets. L'une des nécessités de ces prétraitements est qu'ils soient automatiques, afin que le médecin n'ait pas à régler des paramètres pour chaque image. Ils doivent aussi être rapides.

III.1.1. Etat de l'art

Dans cette partie, sont présentées plusieurs méthodes existantes de détection des poils dans les images dermoscopiques, ainsi que différents algorithmes d'inpainting permettant la reconstruction de régions supprimées pour cause de reflets ou poils notamment.

Détection des poils

L'une des solutions à ce problème est la méthode nommée Dullrazor [3] de Lee et Al. (1997), qui permet de supprimer les poils fins et foncés des images dermoscopiques à partir d'opérations morphologiques. Elle consiste à appliquer sur chacun des trois canaux de l'image RGB un chapeau haut de forme (différence entre l'image originale et sa fermeture) avec des éléments structurants dans les directions verticales, horizontales et diagonales, afin de mettre en évidence les structures longues de l'image. La réponse maximale parmi les différents éléments structurants, puis parmi les trois canaux est prise comme la réponse à chaque pixel. Le masque contenant l'emplacement des poils est ensuite créé en seuillant l'image obtenue.

Kiani K. et Sharafat A.R. [4] proposent en 2011 une méthode, le E-shaver, permettant d'enlever à la fois 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.

Nguyen N.H., Lee T.K., et Atkins M.S. [5] partent de la propriété que le profil d'intensité de la coupe transversale d'un poil est de nature gaussienne. Les poils sont ainsi mis en évidence en filtrant les canaux de l'image avec un noyau gaussien unidirectionnel dans plusieurs orientations, et en conservant la valeur absolue maximale de la réponse pour chaque pixel. L'image est ensuite lissée et seuillée, et seules les structures supérieures à une longueur donnée sont conservées. A partir du squelette de ces structures, le masque final est obtenu en vérifiant que leur coupe transversale est bien de nature gaussienne et que leur longueur est supérieure à un seuil donné.

Inpainting

Lee et Al proposent dans le Dullrazor [3] (1997) une méthode d'interpolation bilinéaire pour remplacer les pixels détectés comme poils. Les pixels de poils obtenus grâce au chapeau haut de forme et au seuillage sont ainsi remplacés par interpolation bilinéaire puis le résultat est lissé avec un filtre médian adaptatif. Cette technique peut entraîner des effets de flou et ne permet pas de reproduire la texture de la lésion. Elle ne peut donc pas être utilisée lorsque les poils occultent le mélanome.

Les algorithmes de diffusion non-linéaire remplissent les régions supprimées de l'image en propageant des structures linéaires (appelées isophotes) dans la région visée par diffusion. Ils s'inspirent des équations aux dérivées partielles de l'équation de la chaleur. L'inconvénient de ces techniques est que la diffusion entraîne un effet de flou.

Criminisi A., Pérez P. et Toyama K. [6] proposent en 2004 une méthode d'inpainting qui combine une méthode de synthèse de texture et de propagation des structures linéaires. L'algorithme permet de reconstruire de manière automatique les régions supprimées de l'image par recopie de patches situés dans une certaine fenêtre autour de la zone à remplir. La texture de la lésion étant conservée, cet algorithme est bien adapté aux images dermoscopiques.

III.1.2. Suppression des poils

Comme les images en infrarouge ne révèlent que les poils et la mélanine présente dans les couches profondes de la peau, les poils sont plus facilement identifiables sur ces acquisitions qu'en visible. Nous avons donc choisi de travailler sur les images infrarouges pour la suppression des poils. La méthode implémentée pour les détecter s'inspire des trois algorithmes présentés dans l'état de l'art : le Dullrazor [3] de Lee et Al., le E-shaver [4] de Kiani K. et Sharafat A.R., et l'algorithme de Nguyen N.H., Lee T.K. [5]. La méthode proposée est toutefois une nouvelle méthode tant elle est différente des précédentes. Une fois les poils détectés, ils sont ensuite remplacés à l'aide de l'algorithme d'inpainting basé sur les patches.

Le cheminement global de la méthode est présenté dans la figure suivante. Le programme est un script qui utilise des opérateurs développés en C++ sous les bibliothèques Pandore [1] et G'MIC [2].

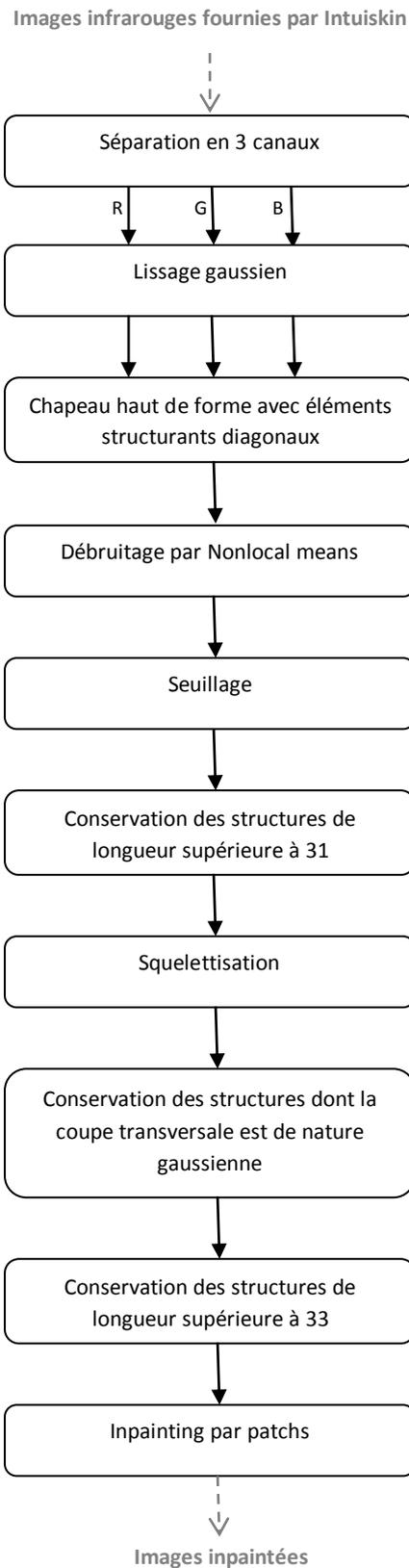


Figure 3: Schéma global de l'étape de suppression des poils.

Description de la méthode

La première partie du programme consiste en la détection des poils depuis les images infrarouges.

En premier lieu, l'image infrarouge est décomposée en trois canaux rouge, vert et bleu. On lisse chacun des canaux à l'aide d'un filtre gaussien pour mettre en évidence les poils dont la coupe transversale est de nature gaussienne. Afin d'isoler les poils, on effectue sur chaque canal un chapeau haut de forme. Cette opération consiste à calculer la différence entre le canal de l'image et sa fermeture par un élément structurant. Les opérateurs de morphologie mathématique tels que la fermeture sont présentés en détails en partie III.1.4. Quatre chapeaux haut de forme au total sont calculés, avec quatre éléments structurants différents: des lignes de taille 9 dans les quatre orientations principales, séparées d'un angle de 45 degrés.

On combine ensuite ces quatre chapeaux hauts de forme en retenant pour chaque pixel la valeur maximale parmi les quatre afin de créer une nouvelle image intermédiaire. De la même façon, on retient parmi les images intermédiaires des trois canaux les valeurs de pixels maximisées. En travaillant sur les trois images de lésions de la figure 2, on obtient alors les résultats suivants. Nous présenteront dans la suite toujours les résultats sur ces trois images.

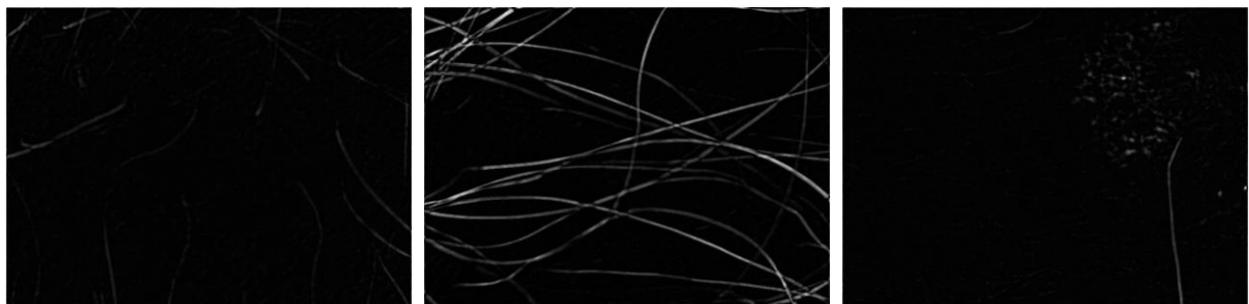


Figure 4: Images en sortie du chapeau haut de forme.

L'image obtenue en niveaux de gris est ensuite débruitée à l'aide de la fonction denoise de G'MIC [2] qui effectue un filtrage selon la méthode du Nonlocal means [12] et permet de simplifier les textures. Le résultat est seuillé à la valeur d'intensité 6, de façon à conserver dans le masque le plus possible de pixels poils. Du bruit et des pixels qui se trouvent dans les couches profondes du mélanome sont évidemment récupérés aussi car leur couleur est aussi foncée que celle des poils (figure 5).



Figure 5: Les différents masques.

On sélectionne ensuite depuis le masque les structures longues, caractéristiques des poils. Cette longueur doit être assez grande pour éviter que le bruit ou les pixels du mélanome ne soient confondus avec des poils. Après de nombreux tests et relativement aux paramètres des algorithmes de la littérature, la longueur retenue est de 31 pixels. Pour cela, des lignes de 31 pixels sont créées dans 24 orientations différentes, soit tous les 7.5 degrés, et seuls les pixels du masque dont la forme suit ces lignes sont conservés. On reconstruit par dilatation ces pixels dans le masque et on obtient les résultats en figure 6.



Figure 6: Sélection des structures d'une certaine longueur.

Contrairement aux pixels du mélanome, le profil d'intensité de la coupe transversale d'un poil a la propriété d'être de nature gaussienne. Autrement dit, la ligne centrale d'un poil contient les intensités les plus faibles, et plus on s'éloigne du centre, plus les intensités augmentent. Dans cette étape, on récupère les lignes centrales des structures obtenues précédemment en squelettisant le masque. Puis on vérifie pour chaque pixel du squelette que ses pixels voisins dans la direction perpendiculaire à la ligne centrale sont semblables à une courbe gaussienne. Si oui, alors le pixel est conservé, sinon on l'enlève. On dilate ensuite le masque obtenu avec un élément structurant carré de taille 5x5 pour relier les pixels proches entre eux (figure 7).

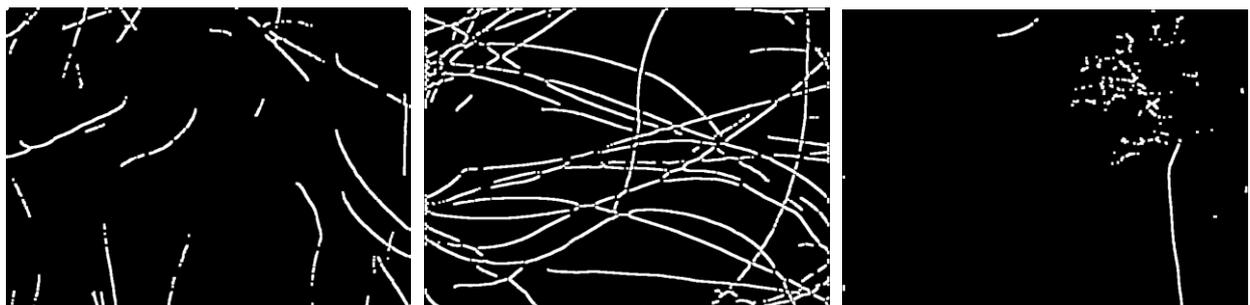


Figure 7: Sélection des structures de coupe transversale gaussienne.

Le masque obtenu présente néanmoins à la fois des segments de poils et des pixels isolés correspondant à des pigments du mélanome. Dans cette dernière étape, seules les structures supérieures à une certaine longueur (le seuil optimal pour nos images est 33) sont conservées. Elles n'incluent normalement plus que des segments de poils. On effectue ensuite une reconstruction par dilatation de ces segments avec le masque avant squelettisation en figure 6 pour reformer les poils dans leur globalité. La figure 8 présente les masques finaux (superposés

aux images originales) à la fin de l'ensemble des opérations de l'algorithme. On peut voir en les comparant aux images d'origine que la détection est globalement très satisfaisante.

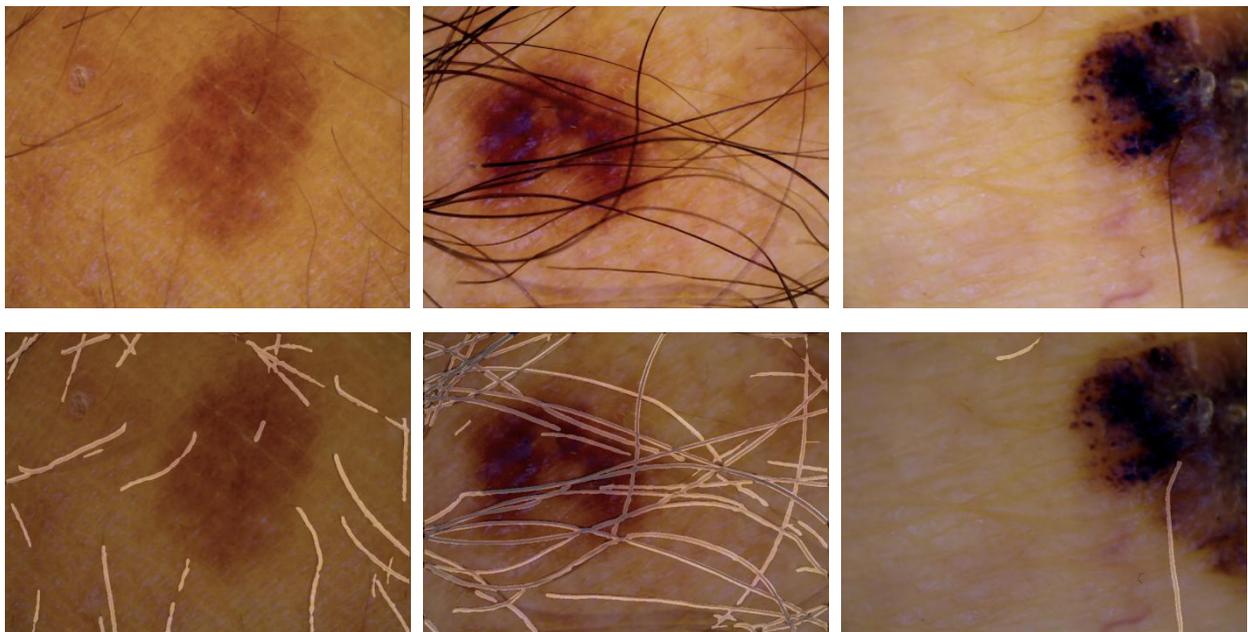


Figure 8: En haut : Images d'origine, en bas : Masques finaux.

La deuxième partie du programme vise à remplacer les poils détectés à l'aide d'un algorithme d'inpainting. Comme nous l'avons précisé précédemment, trois grandes techniques de remplacement des poils sont abordées dans l'état de l'art : l'inpainting par interpolation bilinéaire, par diffusion non-linéaire et par recopie de patches. La méthode retenue est la troisième, introduite par Criminisi A., Pérez P. et Toyama K. [6], car elle permet de conserver la texture à l'intérieur des zones inpaintées, contrairement aux deux autres qui lissent ces régions et introduisent du flou. La conservation de la texture est en effet nécessaire pour pouvoir caractériser la lésion par la suite.

L'algorithme choisi permet de reconstruire de manière automatique les régions supprimées de l'image par recopie de patches situés dans une certaine fenêtre autour de la zone à remplir. Afin qu'il reste rapide, on fixe la taille de la fenêtre de recherche à 42x42 et la taille du patch à remplir à 7x7.

Cette étape est réalisée sur le masque obtenu précédemment et dilaté avec un élément structurant de taille 7x7 pour s'assurer que les poils sont englobés dans leur totalité. La figure 9 présente les résultats obtenus. On peut constater la qualité du résultat, même lorsque les poils recouvrent une grande partie de l'image. La méthode d'inpainting est expliquée plus en détail dans le paragraphe III.1.4.



Figure 9: Images après suppression des poils.

En conclusion, nous avons proposé une nouvelle méthode de suppression des poils adaptée à nos images multispectrales. La détection des poils utilise un schéma original que nous avons développé et qui est efficace pour toutes nos images, à condition que les images en infrarouge et en visible ne soient pas décalées entre elles.

III.1.3. Suppression des reflets

La méthode d'inpainting choisie pour éliminer les reflets est aussi celle de Criminisi, Pérez et Toyama [6]. Elle consiste à reconstruire les régions de l'image classées comme reflets en recopiant des patches situés dans une certaine fenêtre autour de la zone à remplir. La suppression des reflets intervient après la suppression des poils.

Pour cela, on crée en premier lieu un masque contenant les emplacements des reflets dans l'image. Le canal bleu de l'image RGB étant celui qui met le plus en évidence ces zones lumineuses, on choisit de travailler sur celui-ci. Un pixel $I(x, y)$ est considéré comme reflet si son intensité est assez haute par rapport à l'intensité moyenne $I_{av}(x, y)$ calculée dans sa fenêtre de voisinage choisie dans notre cas à la taille 41x41. Son intensité doit aussi être supérieure à une certaine valeur $Tr2$:

$$I(x, y) - I_{av}(x, y) > Tr_1 \quad \text{et} \quad I(x, y) > Tr_2$$

Après de nombreux tests, les seuils choisis pour nos images sont $Tr1 = 17$ et $Tr2 = 60$. Le masque final est obtenu par dilatation avec un élément structurant carré de taille 3. Puis l'algorithme d'inpainting est lancé à partir de ce masque, en utilisant une taille de patch 7x7 et une fenêtre de voisinage de taille 50x50. La figure 10 présente les résultats obtenus sur des images présentant de forts reflets.

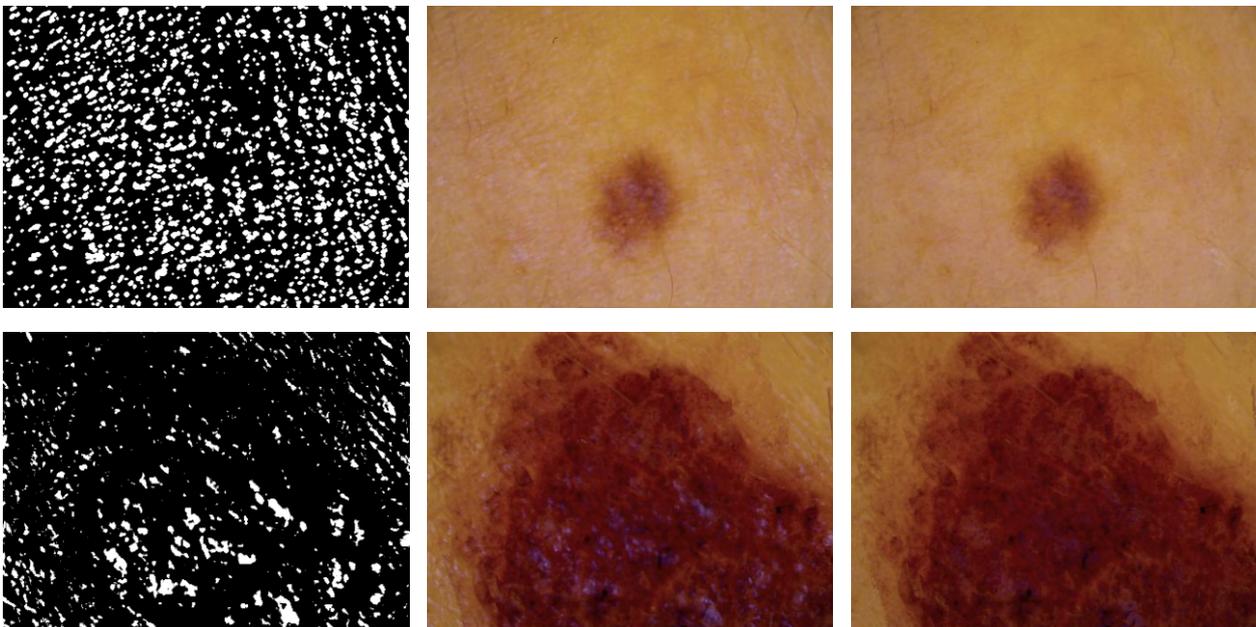


Figure 10: De gauche à droite : Masque des reflets, avant et après élimination des reflets.

III.1.4. Description des traitements

Opérateurs morphologiques

Les opérations de morphologie mathématique sont très utilisées dans le domaine du traitement d'image. Elles 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.

- **Dilatation et érosion:**

Les deux opérations morphologiques principales sont la dilatation et l'érosion. Dans une image binaire, la dilatation consiste à déplacer l'élément structurant sur chaque pixel de l'image, et à regarder si l'élément structurant intersecte les structures d'intérêts. Si oui, le résultat est une structure plus grande que celle d'origine, union de la structure et de l'élément structurant. A l'inverse, l'érosion consiste à regarder si l'élément structurant touche l'extérieur de la structure. Le résultat est une structure rognée (figure 11).

Dans une image en niveaux de gris, la dilatation fixe la valeur du pixel central à la valeur maximale de ses pixels voisins, et l'érosion fixe la valeur du pixel central à la valeur minimale de ses voisins.

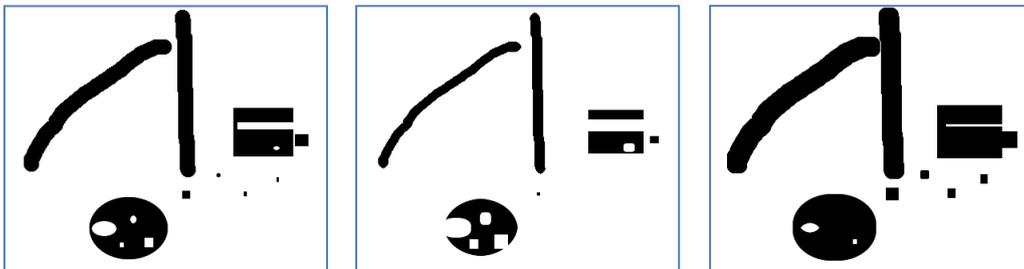


Figure 11: De gauche à droite : Image originale, dilatation et érosion avec un élément structurant carré de taille 7.

- **Ouverture et fermeture:**

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.

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 (figure 12).

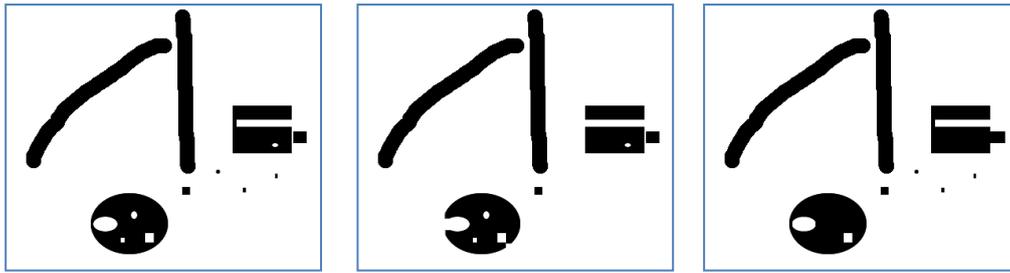


Figure 12: gauche à droite : Image originale, fermeture et ouverture avec un élément structurant carré de taille 7.

- **Reconstruction par dilatation:**

Sur des images binaires, la reconstruction par dilatation consiste à dilater une image de marqueurs $im1$ par un élément structurant. Une seconde image de masque $im2$ sert à limiter l'extension de la dilatation de la première.



Figure 13: gauche à droite : Image de marqueurs, image masque, image reconstruite par dilatation.

Algorithme d'inpainting par patches (Criminisi, Perez, Toyama)

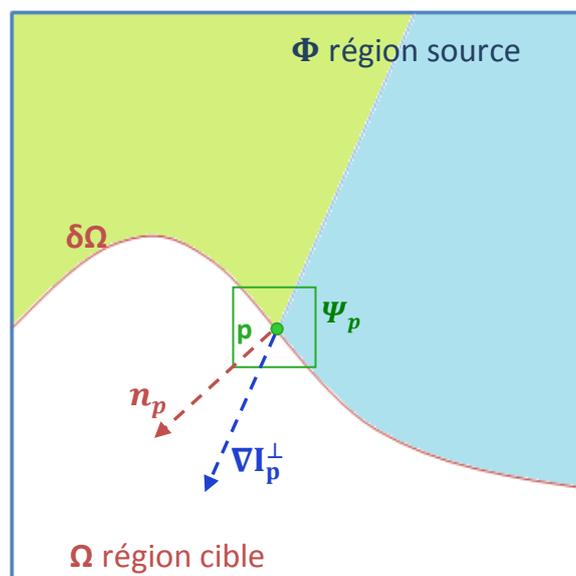


Figure 14: Inpainting par patches

L'algorithme de Criminisi, Perez et Toyama [6] prend en entrée l'image d'origine du mélanome ainsi qu'un masque contenant les régions à inpainter, appelées régions cible Ω . Le contour de la région cible est noté $\delta\Omega$. Il évolue vers l'intérieur lorsque l'algorithme progresse. La région source, notée Φ , est la région qui fournit les patchs utilisés dans le processus de remplissage. Elle reste fixe quand l'algorithme progresse. Afin que l'étape d'inpainting reste relativement rapide, on choisit pour nos images d'utiliser des patchs de taille 7x7, et de prendre comme région source une fenêtre 42x42.

Cette méthode d'inpainting se distingue des autres de par l'utilisation de patchs mais aussi de par l'ordre selon lequel le remplissage s'effectue. En effet, une priorité de remplissage est donnée aux zones de la région cible qui s'étendent sur des fortes variations d'intensité. Pour cela, on affecte à chaque pixel une valeur de couleur (vide si le pixel n'est pas rempli) et une valeur de confiance qui reflète notre confiance en la valeur du pixel, et qui est gelée lorsque le pixel est rempli. Durant le parcours du code, les patchs le long du contour $\delta\Omega$ prennent une valeur de priorité temporaire qui détermine l'ordre dans lequel on les remplit.

L'algorithme itère les trois étapes suivantes jusqu'à ce que tous les pixels soient inpaintés :

1. Calcul de la priorité des patchs :

A chaque patch en bordure de la zone à remplir, on associe une valeur de priorité. Cette valeur favorise les patchs qui sont sur la continuité des forts contours, et qui sont entourés de pixels à grande confiance.

Étant donné un patch Ψ_p centré sur un point p ($p \in \delta\Omega$), sa priorité $P(p)$ est définie comme le produit :

$$P(p) = C(p) \cdot D(p)$$

avec respectivement le terme de confiance $C(p)$ et le terme de donnée $D(p)$:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} C(q)}{|\Psi_p|}, \quad D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha}$$

où $|\Psi_p|$ est l'aire de la région de Ψ_p , α est un facteur de normalisation ($\alpha=255$), et n_p est un vecteur unitaire orthogonal à la frontière $\delta\Omega$ au point p . A l'initialisation, on fixe $C(p) = 0 \forall p \in \Omega$, et $C(p) = 1 \forall p \in \Phi$.

Le terme $C(p)$ peut être vu comme une mesure de la quantité d'information fiable autour du pixel p . Le principe est de remplir en premier lieu les patchs dont la plupart des pixels sont déjà remplis, avec une préférence pour les pixels qui ont été remplis très tôt (ou qui n'ont jamais fait partie de la région cible).

Le terme $D(p)$ est fonction de la force des isophotes touchant la bordure $\delta\Omega$ à chaque itération. Ce terme augmente la priorité d'un patch dans lequel un isophote « avance ». Ce facteur $D(p)$ est très important car il permet aux structures linéaires d'être propagées en premier

dans la région cible. De cette façon, l'algorithme permet par exemple de relier des lignes coupées.

La priorité $P(p)$ est calculée pour chaque patch en bordure, ce qui distingue les patches pour chaque pixel en frontière de la région cible.

2. Propagation de texture et information structurelle

Après calcul des priorités, on retient le patch Ψ_p^\wedge en bordure de plus grande priorité et on le remplit avec les données extraites de la région source Φ .

La propagation de texture se fait par échantillonnage de la région source. Pour cela, on cherche dans la région source le patch Ψ_q^\wedge le plus similaire à Ψ_p^\wedge :

$$\Psi_q^\wedge = \operatorname{argmin} d(\Psi_p^\wedge, \Psi_q), \quad \forall \Psi_q \in \Phi$$

où la distance $d(\Psi_p^\wedge, \Psi_q)$ entre deux patches est définie comme la somme des différences au carré des pixels déjà remplis dans les deux patches. Les couleurs des pixels sont représentées ici dans l'espace CIE Lab.

Après avoir trouvé le patch source Ψ_q^\wedge , la valeur de chaque pixel à inpainter dans le patch cible Ψ_p^\wedge est copiée de sa position correspondante dans Ψ_q^\wedge .

3. Mise à jour des valeurs de confiance

Après remplissage du patch Ψ_p^\wedge , la valeur de confiance $C(p)$ est mise à jour dans la zone délimitée par Ψ_p^\wedge :

$$C(p) = C(p^\wedge), \quad \forall p \in \Psi_p^\wedge \cap \Omega$$

A mesure que le remplissage progresse, les valeurs de confiance diminuent, signifiant que les couleurs attribuées aux pixels sont moins sûres au centre de la région cible.

III.2. Méthodes de segmentation

Avant d'analyser en détail la lésion de peau, il faut en premier lieu l'identifier et la séparer de la peau saine qui l'entoure. La segmentation peut se faire manuellement, mais le résultat est dans ce cas subjectif et prend beaucoup de temps. Les deux algorithmes de segmentation présentés dans cette partie sont automatiques et implémentés à partir d'outils de traitement d'image. Les images sur lesquelles nous avons travaillé lors de la segmentation sont celles fournies par Intuiskin qui ont été prétraitées. Les programmes sont des scripts utilisant des opérateurs des bibliothèques G'MIC [2] et Pandore [1], ainsi que des nouvelles fonctions développées en C++ sous Pandore.

III.2.1. Segmentation par pixels

La première méthode de segmentation implémentée considère que les mélanomes qui débordent sur les bords de l'image sont inexploitable car les caractéristiques de bords et d'asymétrie de la règle ABCDE ne peuvent être définies sur ces images. Cette segmentation ne détecte ainsi que les lésions entières dans l'image. Le cheminement de la segmentation est présenté ci-dessous. Il s'inspire d'un schéma de segmentation qui a été développé l'année précédente par un autre stagiaire (Clément Latroyes) [14].

Présentation générale

Comme les canaux de nos images mettant en évidence les lésions de peau sont le rouge et le vert, les traitements réalisés dans cette partie sont effectués en mettant le canal bleu à zéro. En premier lieu, on cherche à simplifier au maximum la texture de nos images afin que la segmentation soit la meilleure possible. On applique pour cela sur nos images un filtre bilatéral, qui a la particularité de lisser fortement les régions uniformes et le bruit tout en préservant les discontinués. Le filtre bilatéral est un filtre gaussien à la différence près qu'il prend en compte les différences d'intensité avec les voisins pour préserver les contours de l'image :

$$FB(I)_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_c}(|I_p - I_q|) I_q$$

Avec G_{σ_s} une gaussienne pondérée qui abaisse l'influence des pixels éloignés, G_{σ_c} une gaussienne qui abaisse l'influence des pixels d'intensités éloignées, et W_p un facteur de normalisation.

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_c}(|I_p - I_q|)$$

Nous utilisons une version approximée très rapide du filtre bilatéral proposée par Sylvain Paris et Fredo Durand [13] et qui est disponible dans G'MIC. Les résultats sont présentés ci-dessous pour quatre images de lésions différentes. Dans la suite de la segmentation, on continuera d'illustrer les résultats sur ces quatre images.

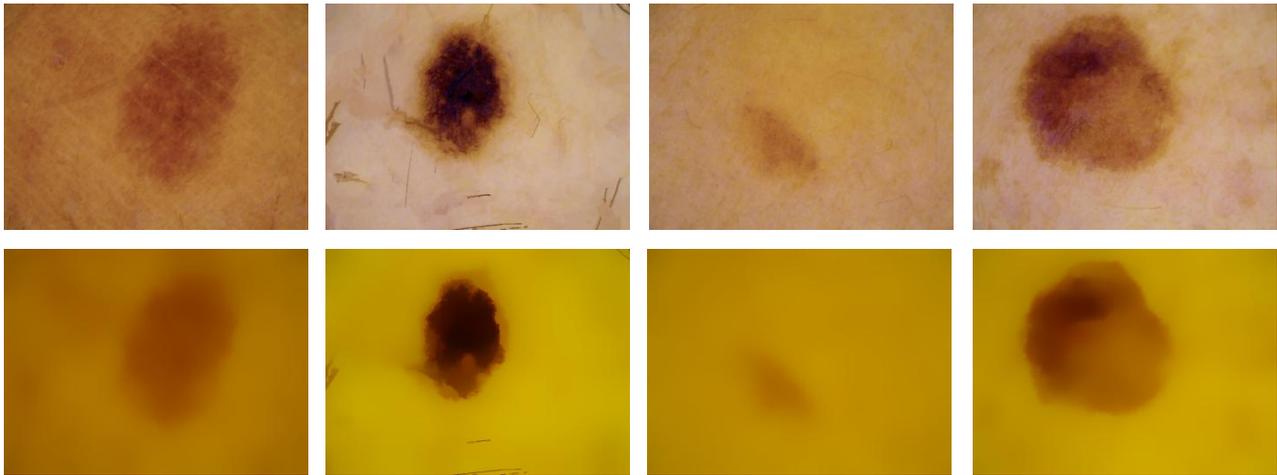


Figure 15: En haut : Images d'origine RGB, en bas : Résultats du filtre bilatéral.

Un algorithme des k-moyennes est ensuite utilisé afin de segmenter l'image en trois classes. Pour chaque pixel, on compare ses moyennes sur chaque canal à celles des trois centres de cluster, et on lui attribue le centre de cluster de distance minimale. On met ensuite à jour les valeurs moyennes des centres des clusters et on réitère ces étapes jusqu'à convergence. La classe blanche (classe n°3) représente la lésion pigmentaire. La classe noire (classe n°1) représente la peau saine. Les pixels de la classe grise (classe n°2) sont indéterminés. Ils peuvent appartenir soit au mélanome soit à la peau saine (figure 16).



Figure 16: K-Means en trois classes.

Les images étant de grande taille, elles sont ensuite descendues en résolution pour accélérer le temps d'exécution des traitements appliqués par la suite. L'opérateur *rescale* utilisé de pandore utilise l'interpolation au plus proche voisin pour réduire les images. Cet algorithme est simple et rapide mais peut créer des effets de pavage sur l'image. Nous réduisons d'un facteur 4 la taille de nos images.

On ne souhaite conserver dans cette méthode que les mélanomes centrés sur l'image et qui ne touchent pas les bords, car les autres ne seront pas vraiment exploitables par la suite. Pour ce faire, on récupère toutes les régions qui touchent les bordures de l'image et on les fixe à zéro, la valeur de la peau saine (figure 17).



Figure 17: Suppression des régions touchant les bords.

Il peut éventuellement rester après cette étape des petites régions isolées comme des poils par exemple. Si leur aire est inférieure à 40 pixels, on les considère comme faisant partie de la peau saine (figure 18).



Figure 18: Suppression des régions d'aire inférieure à 40 pixels.

Après avoir labellisé notre image à deux ou trois classes, nous raffinons ensuite les frontières entre elles à l'aide d'une méthode de classification semi-supervisée développée par Vinh-Thong Ta et basée sur les graphes [7]. Cette étape permet d'obtenir des contours plus précis. Pour cela, nous traçons les frontières entre les classes en les fixant à zéro et nous les dilatoons pour créer une zone d'incertitude. Il faut ensuite déterminer la classe de chaque pixel de cette zone d'incertitude. On considère $G = (V, E, \omega)$ un graphe pondéré qui représente les données à traiter. La classification semi-supervisée des sommets V consiste à regrouper et à classer cet ensemble en c classes. L'ensemble des sommets V est composé initialement de sommets labélisés et non labélisés. Le but est d'estimer les labels des sommets non marqués à partir de ceux qui le sont. Nous décrivons chaque pixel par un vecteur d'attributs obtenu à partir d'un patch de taille 3×3 . Le graphe est construit en connectant chaque pixel à ses 40 plus proches voisins dans un voisinage 15×15 .

Pour résoudre le problème d'interpolation du label, la minimisation suivante est utilisée, qui correspond aux modèles p -Tv isotropes [7] :

$$\min_{f \in H(V)} \frac{1}{p} \sum_{u \in V} \|\nabla_{\omega} f(u)\|_2^p + \sum_{u \in V} \frac{\lambda(u)}{2} (f(u) - f^o(u))^2$$

La figure 19 présente le résultat du raffinement des contours par processus de diffusion isotrope.



Figure 19: Résultat du raffinement à l'échelle $\frac{1}{4}$.

Nous avons désormais deux ou trois frontières selon les images : celles entre la lésion et la peau, et éventuellement celles entre le centre foncé de la lésion et le reste de la lésion de couleur plus claire. Une dernière étape permet d'obtenir la segmentation finale à l'échelle d'origine. Après avoir réajusté les images des frontières à la résolution d'origine, on les raffine à

nouveau afin d'éviter d'avoir des bords pixélisés à cause de l'agrandissement de l'image. Les images en haut de la figure 20 montrent en noir les zones d'incertitude à raffiner. Les images en bas représentent les frontières de la lésion superposées aux images d'origine prétraitées.

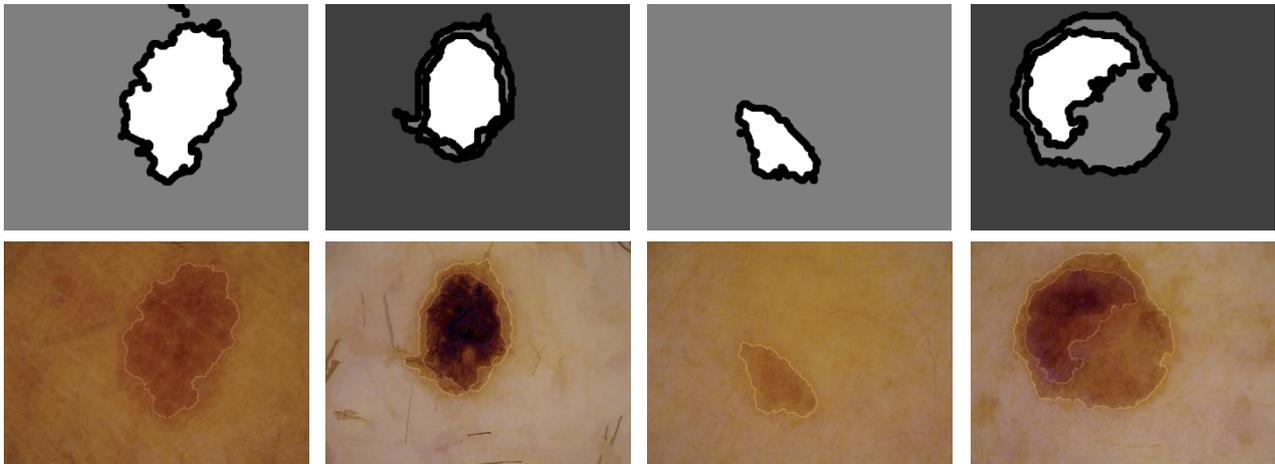


Figure 20: En haut : zones d'incertitude en noir, en bas : résultat final de la segmentation.

Cette méthode de segmentation présente un certain nombre de défauts. Comme mentionné précédemment, elle n'est pas adaptée aux images dont la lésion touche le bord. De plus, les résultats finaux des segmentations ne sont pas satisfaisants sur toutes les images. Par exemple, les bords du carcinome, de couleur souvent plus claire que le centre, peuvent dans certains cas être classés comme peau saine. Pour ces raisons, une deuxième méthode de segmentation est implémentée afin de pallier ces problèmes.

III.2.2. Segmentation par superpixels

La seconde méthode de segmentation implémentée 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 notre méthode basée pixels. La segmentation suit le cheminement global présenté ci-dessous et résumé par la figure 30. Elle permet de segmenter les lésions entières sur l'image ainsi que celles qui touchent les bords. Les segmentations obtenues au final sont également meilleures.

Présentation générale

Comme les canaux de nos images mettant en évidence les lésions de peau sont le rouge et le vert, les traitements réalisés dans cette partie sont effectués en mettant le canal bleu à zéro. Dans un premier temps, l'image prétraitée est décomposée en 600 superpixels à l'aide de la méthode SLIC [8] présentée en partie III.2.3. Les superpixels regroupent les pixels en régions homogènes suivant leurs couleurs et leur distance spatiale (figure 21).

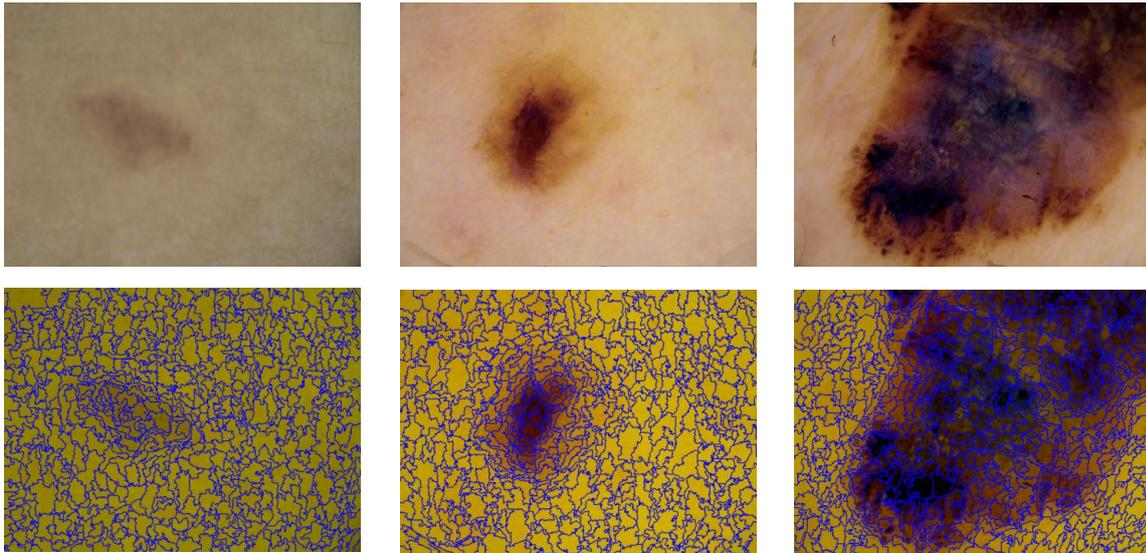


Figure 21: En haut : images d'origine prétraitées, en bas : SLIC Superpixels.

On utilise ensuite un algorithme des k-moyennes adapté aux 600 régions, afin de séparer l'image en trois classes. Pour chaque superpixel, on compare ses moyennes et ses écarts types sur chaque canal à celles des trois centres de cluster, et on lui attribue le centre de cluster de distance minimale. On met ensuite à jour les valeurs moyennes des centres de cluster et on réitère ces étapes jusqu'à convergence. La classe blanche (classe n° 3) représente la lésion pigmentaire. La classe noire (classe n° 1) représente la peau saine. Enfin, les pixels appartenant à la classe grise (classe n° 2) sont indéterminés. Ils peuvent appartenir soit au mélanome soit à la peau saine. Les trois classes obtenues sont visibles ci-dessous.

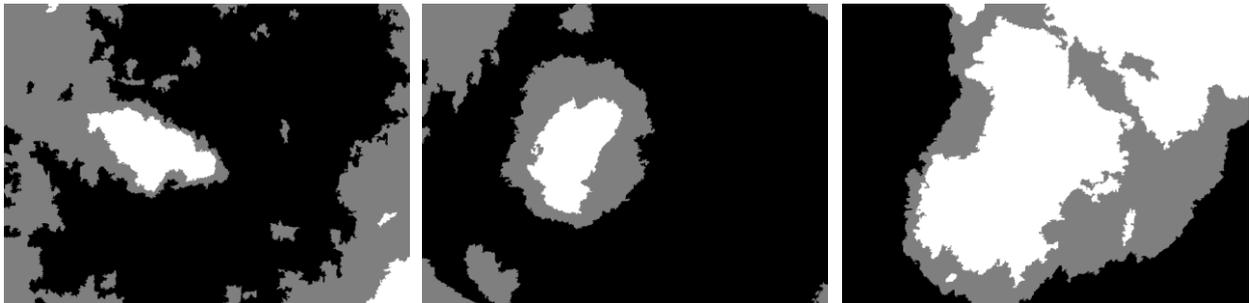


Figure 22: K-Means en trois classes sur les superpixels.

La classification obtenue en sortie des k-moyennes n'étant pas très précise, nous utilisons une classification sur graphes afin d'affiner la séparation des superpixels en trois classes. Le principe reste celui de la diffusion isotrope de label décrite précédemment si ce n'est qu'on travaille sur des superpixels au lieu des pixels. Les poids ω entre sommets sont pondérés à la fois par la différence de couleur moyenne entre les régions et par la distance du χ_2 entre les histogrammes LBP [9] des régions, ceci afin de prendre en compte couleur et texture dans la classification. Les LBP sont décrits dans la partie III.2.3.

$$\omega(v_i, v_j) = e^{\left(-\frac{\|\bar{f}(v_i) - \bar{f}(v_j)\|_2^2}{\sigma^2}\right)} \cdot e^{\left(-\frac{\|H_{LBP}(v_i) - H_{LBP}(v_j)\|_{\chi_2}^2}{\sigma^2}\right)}$$

La diffusion isotrope permet de modifier les labels des régions et d'améliorer la segmentation (figure 23).

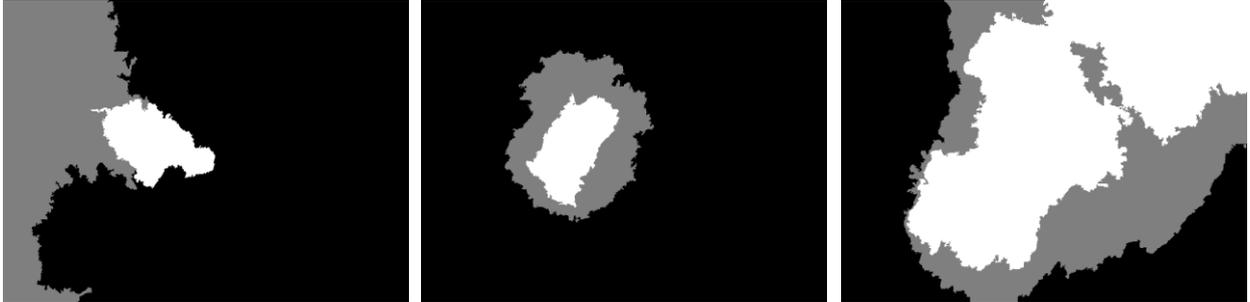


Figure 23: Labellisation par graphe.

Les régions de classe grise qui ne touchent pas le mélanome en blanc ne peuvent en faire partie. Elles sont donc classées comme peau saine si les régions ne sont pas connexes (figure 24).

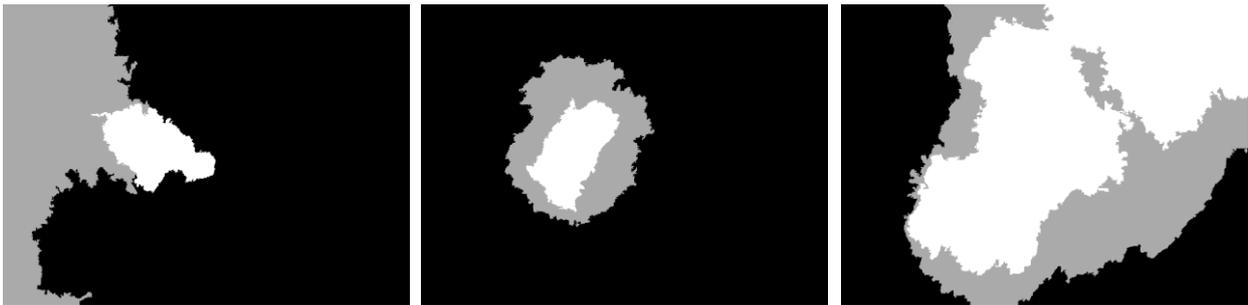


Figure 24: Conservation des labels gris touchant les labels blancs uniquement.

On considère de plus que les régions grises de taille supérieure à 2,5 fois celle du mélanome ne peuvent en faire partie. Elles sont elles aussi classées comme peau saine. En effet, les mélanomes s'étalent souvent légèrement sur les bords avec une couleur plus claire qu'au centre, mais jamais plus que deux fois la taille de la zone blanche sur nos images (figure 25).

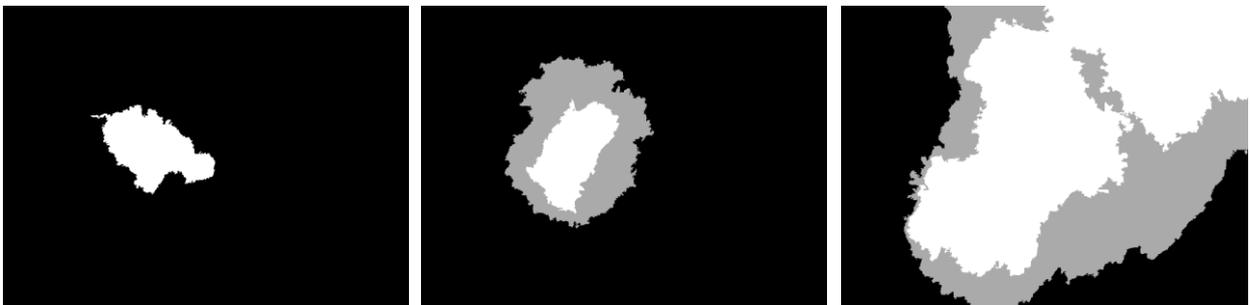


Figure 25: Conservation des labels gris d'aire inférieure à 2,5 fois l'aire des labels blancs.

Après conservation des régions de taille modérée, on s'intéresse au centre de gravité du mélanome. Il arrive souvent que le mélanome soit de couleur foncée au centre et s'estompe sur les bords. Cela résulte en une région grise en forme d'anneau autour de la classe blanche, de même centre de gravité ou presque. On considère alors que si les deux régions ont des centres de gravité proches de moins de 35 pixels, elles appartiennent toutes les deux au mélanome. Dans le cas contraire, la classe grise reste indéterminée (figure 26).

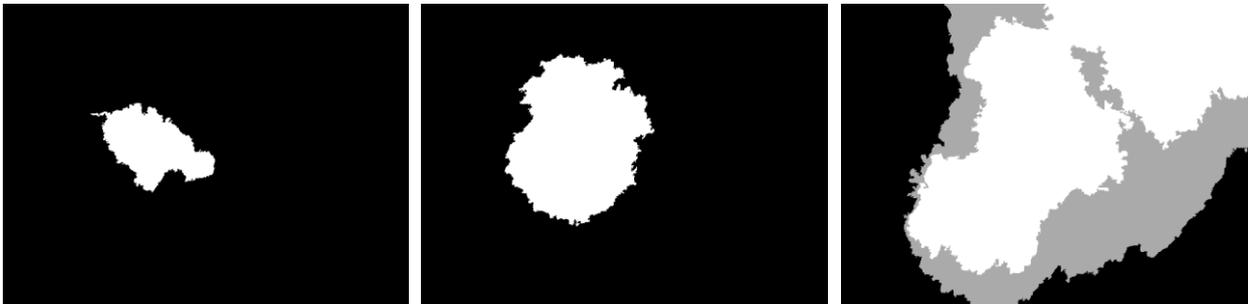


Figure 26: Passage des labels gris en labels blanc si leur centre de gravité est assez proche.

Quand tous ces critères ont été appliqués, l'algorithme de k-moyennes adapté aux régions est utilisé pour classer les régions grises éventuellement restantes dans l'une des deux classes : lésion ou peau saine. S'il reste encore trois classes, on compare pour chacune d'elles ses moyennes et ses écarts types sur chaque canal à celles des deux centres de cluster, et on lui attribue le centre de cluster de distance minimale. On met ensuite à jour les valeurs moyennes des centres de cluster et on réitère ces étapes jusqu'à convergence. On obtient ainsi deux classes, le mélanome et la peau saine, comme on peut le voir sur la figure 27.

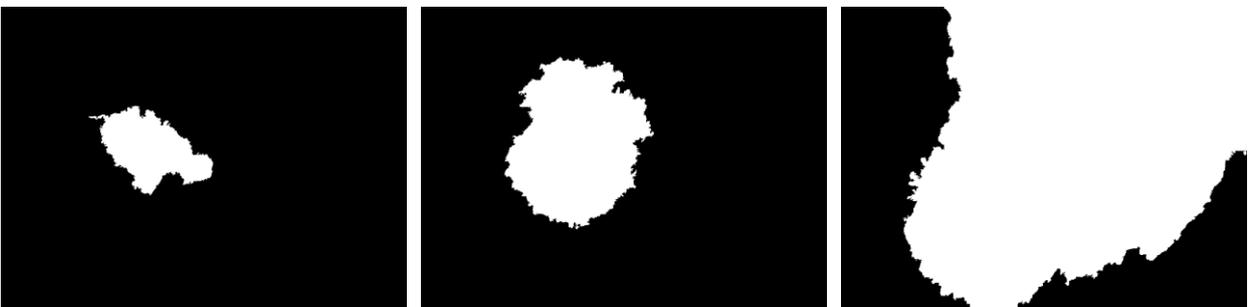


Figure 27: K-Means en deux classes sur les régions

Comme on a travaillé jusqu'ici sur des groupes de pixels et non des pixels, il faut maintenant affiner les contours du mélanome au pixel près. L'étape d'affinage des frontières est réalisée à l'aide de l'algorithme de diffusion isotrope décrit plus haut au niveau pixel. On travaille en premier lieu sur l'image réduite à 1/5 pour raffiner grossièrement les contours tout en optimisant le temps d'exécution de la fonction. Les résultats du raffinement sont les suivants :



Figure 28: Raffinage des contours à l'échelle 1/5.

Après avoir réajusté l'image à l'échelle d'origine, on effectue une nouvelle fois un raffinement des frontières, afin d'éviter d'avoir des bords en échelons dus à la pixellisation de l'agrandissement de l'image à basse échelle. On obtient les résultats finaux de la segmentation en figure 29.

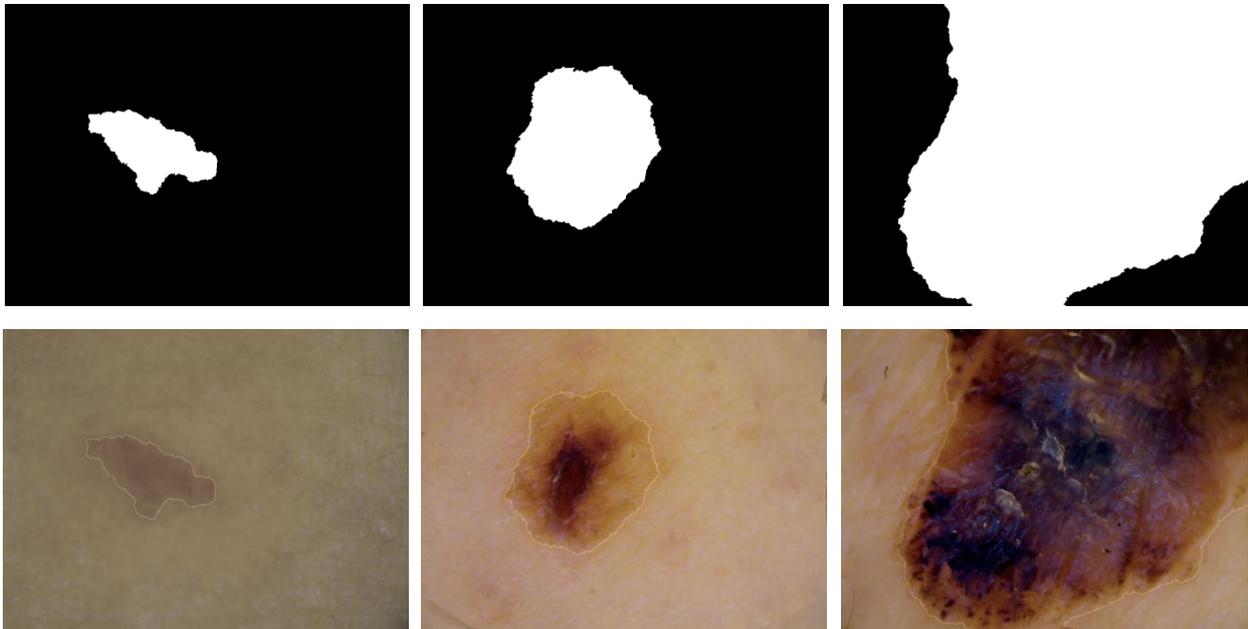


Figure 29: En haut: Masques de segmentation, en bas: Contours finaux de la lésion.

Le schéma global de la phase de segmentation par superpixels est le suivant :

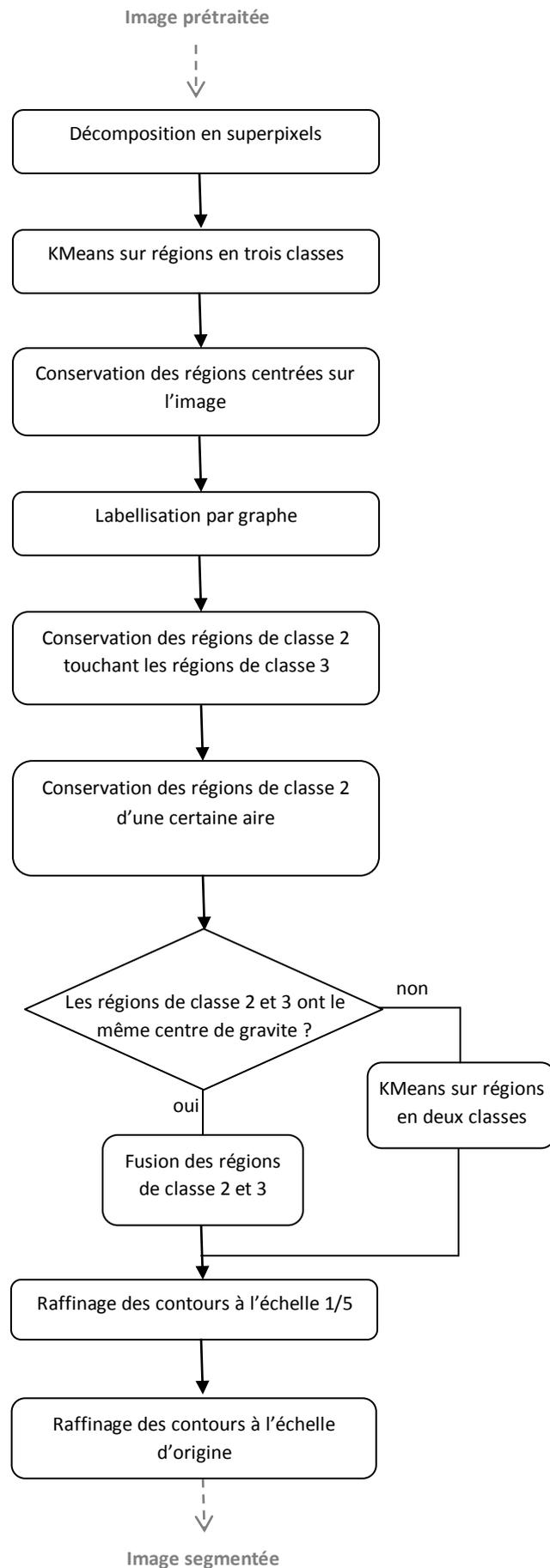


Figure 30: Segmentation à l'aide des superpixels.

III.2.3. Description des traitements

SLIC superpixels

Les algorithmes de superpixels consistent à grouper les pixels d'une image en régions perceptuellement homogènes. L'algorithme SLIC [8] (Simple Linear Iterative Clustering) est un K-Means adapté à la génération de superpixels, avec deux distinctions importantes : le nombre de calculs de distances est fortement réduit en limitant l'espace de recherche à une certaine région autour du superpixel, et de plus la distance pondérée combine la couleur et la proximité spatiale, tout en contrôlant la taille et la compacité des superpixels.

- **Algorithme :**

Le seul paramètre de l'algorithme SLIC est k , le nombre souhaité de superpixels de tailles approximativement égales. La méthode commence par une phase d'initialisation où les k centres de clusters initiaux sont espacés de façon régulière entre eux de $S = \sqrt{N/k}$ pixels, avec N^2 le nombre de pixels dans l'image. Les centres sont déplacés au pixel de gradient minimal dans un voisinage 3×3 afin d'éviter de centrer un superpixel sur un contour.

Chaque pixel i de l'image est ensuite associé au centre du cluster le plus proche dont la région de recherche inclut sa position, grâce à une mesure de distance D . En limitant la taille de la zone de recherche, le nombre de calculs de distances est fortement réduit, ce qui a l'avantage de rendre l'algorithme plus rapide qu'un k-means classique, où chaque pixel est comparé à tous les centres de clusters. Sachant que l'aire d'un superpixel est environ égale à $S \times S$, la recherche des pixels similaires est effectuée dans une région de taille $2S \times 2S$ autour du centre du superpixel.

Dès que chaque pixel a été associé à son centre de cluster le plus proche, le centre du cluster est mis à jour au vecteur moyen $[l \ a \ b \ x \ y]^T$ de tous les pixels appartenant au cluster. La norme L2 est utilisée pour calculer l'erreur résiduelle E entre les positions du nouveau centre de cluster et de l'ancien.

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. Enfin, un post-traitement permet après l'étape de clustering de connecter les pixels isolés aux superpixels les plus proches.

- **Mesure de distance D :**

D mesure la distance entre un pixel i et un centre de cluster C_k . La couleur d'un pixel est représentée dans l'espace CIELAB $[l \ a \ b]^T$ dont la gamme des valeurs possibles est connue. La position du pixel $[x \ y]^T$ peut cependant prendre un ensemble de valeurs qui varie selon la taille de l'image.

Si D était simplement défini comme la distance euclidienne à 5 dimensions dans l'espace labxy, cela causerait des problèmes de clustering pour différentes tailles de superpixels. Pour les

grands superpixels par exemple, les distances spatiales l'emporteraient sur les proximités de couleur. Afin de combiner les deux distances en une unique mesure, il est nécessaire de normaliser la proximité de couleur et la proximité spatiale par leurs distances maximales respectives N_c et N_s dans un cluster :

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2} \text{ la proximité de couleur}$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \text{ la proximité spatiale}$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2}$$

La distance spatiale maximale à l'intérieur d'un cluster correspond à l'intervalle d'échantillonnage $N_s = S = \sqrt{N/K}$. La distance de couleur maximale N_c est plus difficile à estimer car elle peut varier d'un cluster à un autre et d'une image à une autre. Le problème est évité en fixant N_c à une valeur constante m :

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2}$$

Soit

$$D = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2 \cdot m^2}$$

De cette façon, m permet de pondérer l'importance relative entre la similarité de couleur et la proximité spatiale. Plus m est grand, plus la proximité spatiale est importante dans l'équation et plus les superpixels seront compacts. A l'inverse, si m est petit, les superpixels adhéreront plus aux contours mais auront une forme moins régulière. Dans la méthode implémentée, on fixe $m = 0$ et on choisit un nombre de superpixels $k = 600$.

Utilisation des LBP

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 dans la fonction de diffusion isotrope de label.

Le principe général est d'associer à chaque pixel de l'image un nombre décimal LBP_8 déterminé de la façon suivante:

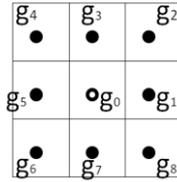


Figure 31: Voisinage utilisé pour le calcul du LBP.

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. On pose ensuite le signe de cette différence :

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

A partir de ces 8 valeurs binaires de signe obtenues, on associe au pixel g_0 central la valeur :

$$\text{LBP}_8 = \sum_{i=1}^8 s(g_i - g_0) \cdot 2^{i-1}$$

Chaque pixel de l'image est ainsi associé à une valeur LBP_8 comprise entre 0 et 255. Un histogramme des LBP est par la suite calculé pour chaque superpixel de l'image puis normalisé. On compare enfin les similarités entre superpixels en calculant la mesure de χ^2 entre les histogrammes. Plus le χ^2 entre deux histogrammes est petit, plus les régions sont proches en terme de texture.

$$\chi^2(S, M) = \sum_i \frac{(S_i - M_i)^2}{(S_i + M_i)}$$

Nous avons testé plusieurs extensions existantes de la méthode LBP sur nos images et avons opté pour une version de LBP invariante par rotation [9] calculée sur un 16-voisinage circulaire, et déterminée de la façon suivante:

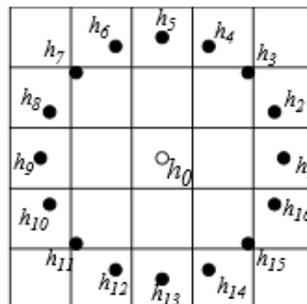


Figure 32: Voisinage utilisé pour le calcul du LBP circulaire invariant

Un nombre binaire associé à chaque pixel de l'image est tout d'abord calculé en concaténant les signes $s(h_i - h_0)$ de la différence de luminance entre le pixel et ses 16 voisins. On définit ensuite une mesure d'uniformité U qui correspond au nombre de changements de signes 0/1 ou 1/0 dans le nombre binaire calculé précédemment. Plus la valeur d'uniformité est

grande, plus il y a de transitions spatiales dans le motif et donc plus le motif a de chances de changer par rotation. En se basant sur cet argument, on définit les motifs dont U est supérieur ou égal à 2 comme « uniformes », et on calcule l'opérateur suivant pour décrire la texture :

$$LBP_{16}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{i=1}^{16} s(h_i - h_0) & \text{si } U(LBP_8) \leq 2 \\ 17 & \text{sinon} \end{cases}$$

L'équation correspond à donner un unique label aux 16 motifs « uniformes », avec le label correspondant au nombre de bits 1 présents dans le motif. Tous les autres motifs sont fixés à la valeur 17.

La similarité est ensuite mesurée en calculant les histogrammes des LBP_{16}^{riu2} pour chaque superpixel, puis en déterminant le χ^2 entre ces histogramme.

III.2.4. Résultats :

Afin d'évaluer les résultats des deux segmentations, nous les comparons tout d'abord sur 14 images fournies par Intuiskin et dont les lésions pigmentaires ne touchent pas les bords. On calcule pour chaque méthode de segmentation la matrice de confusion moyenne, en prenant comme vérité terrain les contours du mélanome que nous avons tracé à la main.

Comme on peut le voir en tableau 1, la méthode de segmentation par pixels classe correctement la peau saine mais classe parfois les bords plus clairs appartenant au mélanome comme peau saine, ce qui fait que seulement 79,3% des pixels de lésions sont correctement classés. En revanche, les résultats obtenus avec la méthode de segmentation par superpixels sont très bons pour toutes les images, avec une moyenne d'erreur de 0,76% pour la peau saine et de 9,19% pour la lésion (tableau 2).

| | Peau saine | lésion |
|------------|------------|-----------|
| Peau saine | 99.994431 | 0.005569 |
| lésion | 20.686886 | 79.313114 |

Tableau 1: Matrice de confusion moyenne obtenue sur 14 images avec la segmentation par pixels.

| | Peau saine | lésion |
|------------|------------|------------|
| Peau saine | 99.2402899 | 0.75971007 |
| lésion | 9.19228179 | 90.1892245 |

Tableau 2: Matrice de confusion moyenne obtenue sur 14 images avec la segmentation par superpixels.

La méthode de segmentation par superpixels est ensuite testée sur 22 images différentes, que les mélanomes touchent les bords ou non. La matrice de confusion moyenne obtenue en tableau 3 confirme les très bons résultats de cette méthode sur toutes les images. En effet, pour d'aussi grandes différences au niveau de la qualité des images et des couleurs et textures des mélanomes, la solution proposée semble bien adaptée aux images dermoscopiques.

| | Peau saine | lésion |
|------------|------------|------------|
| Peau saine | 97.6920927 | 2.30790727 |
| lésion | 8.33489477 | 91.6651052 |

Tableau 3: Matrice de confusion moyenne obtenue sur 22 images avec la segmentation par superpixels.

III.3. Réseau pigmentaire

Le réseau pigmentaire est un motif coloré qui apparaît dans plusieurs lésions de peau et qui joue un rôle important dans le diagnostic médical. Ce motif est produit par la présence de mélanine sous la couche supérieure de la peau. Un réseau est représenté par des mailles avec des trous mettant en évidence plusieurs propriétés visuelles, comme la couleur, l'épaisseur des lignes (fines ou épaisses) et l'organisation spatiale (régulière ou non). La présence ou l'absence de réseau ainsi que ses caractéristiques sont des facteurs importants pour la classification bénigne ou maligne des lésions de peau.

Un réseau pigmentaire peut être classé comme typique ou atypique. Un réseau atypique est décrit comme un réseau noir, gris ou marron avec des mailles irrégulières et des lignes épaisses. Un réseau typique est défini à l'inverse comme un réseau clair et foncé avec des trous uniformément espacés, petits, et des lignes fines distribuées de façon régulière dans la lésion, et qui souvent s'estompent sur la périphérie.

L'objectif de cette partie est de classer automatiquement les images dans l'une des deux classes suivantes: réseau pigmentaire absent ou présent. Pour cela, nous avons implémenté une méthode de détection du réseau pigmentaire utilisant les graphes introduite par Sadeghi.M, Razmara M., Lee T.K. et Atkins M.S [10]. De plusieurs articles que nous avons étudiés, cette méthode est celle qui devait présenter les meilleurs résultats. Nous avons donc repris le cheminement de cette technique, expliquée dans la partie suivante, avec des valeurs de paramètres mieux adaptées à nos images.

III.3.1. Méthode

Nous avons appliqué la méthode de détection de réseau pigmentaire présentée par la suite sur les images dont seuls les poils ont été supprimés et non les reflets. En effet, au cas où certains trous de couleur claire dans le réseau aient été détectés comme reflets dans l'étape de prétraitement, il est préférable de conserver les reflets éventuels situés sur la lésion car ils seront traités directement dans l'algorithme.

En premier lieu, la lésion est isolée de la peau saine à partir des masques de segmentation obtenus dans la partie précédente, afin de ne pas analyser inutilement les pixels appartenant à la peau. Le contraste de l'image est ensuite rehaussé pour mettre en valeur la texture du mélanome. On utilise pour cela la fonction *psharp* de Pandore qui crée l'image rehaussée *Sharpened* à partir de l'image *I* d'origine:

$$\text{Sharpened} = I + k.(I * \text{Laplacian})$$

Avec $\text{Laplacian} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$ le filtre laplacien et k une valeur spécifiant le degré de rehaussement et choisi à 5.

Les structures importantes caractéristiques de la présence d'un réseau sont les mailles et les trous. Ces structures peuvent être détectées en cherchant leur occurrence dans l'image puis en validant leur couleur et leurs caractéristiques spatiales. Pour les trouver, il est nécessaire de détecter les forts changements d'intensité. On applique pour cela sur le canal vert de l'image un filtre Laplacien de Gaussien (LoG) avec $\sigma = 2$, puis on conserve les points de passage par zéro de cette dérivée seconde. L'image binaire de sortie inclut ainsi de nombreux contours fermés ou non. Au cas où certains d'entre eux ne soient pas complètement fermés, on effectue une fermeture des contours à partir des points terminaux en recherchant les points contours à une distance de moins de trois pixels. Les résultats sont présentés dans la figure 34 pour les deux images en figure 33, celle de gauche présentant un réseau et celle de droite n'en ayant pas. La suite des traitements seront présentés sur ces mêmes images.

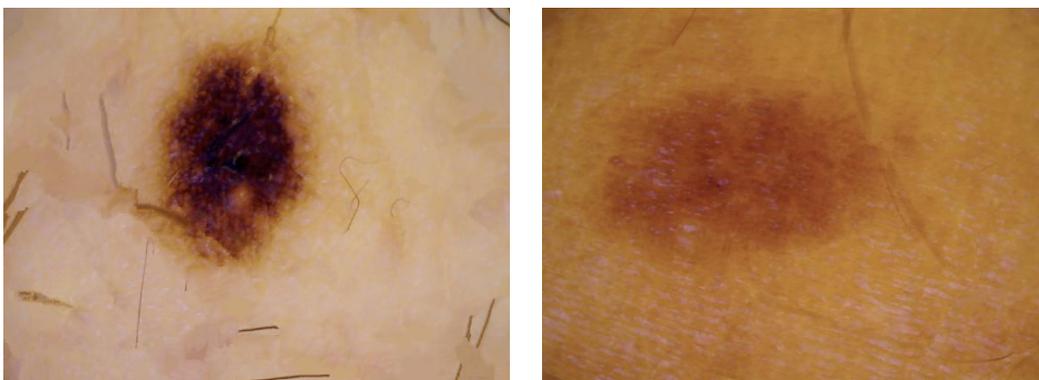


Figure 33: Images d'origine sans les poils.

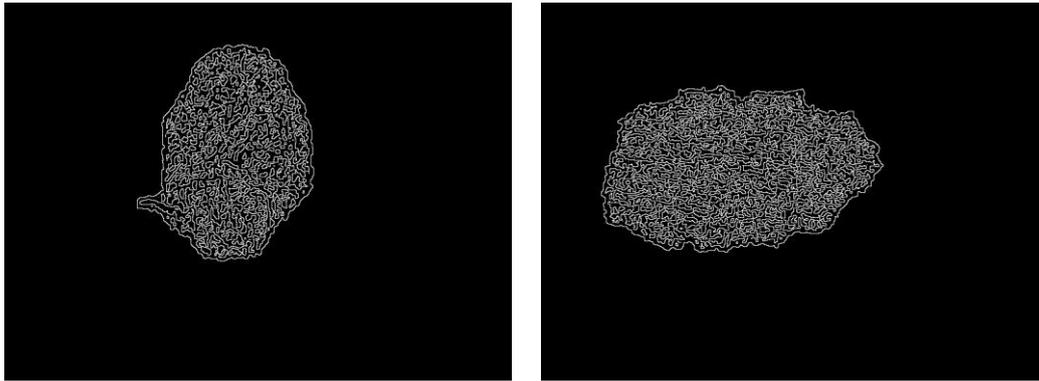


Figure 34: Laplacien de Gaussien.

On récupère ensuite de ces images les chaînes de contours fermées qui sont les mailles potentielles du réseau. Ces contours peuvent représenter les trous du réseau mais aussi des reflets, du bruit, ou encore des bulles présentes sur l'image. Afin de distinguer les contours fermés représentant les trous du réseau des autres structures, deux propriétés sont considérées. Tout d'abord, la taille des chaînes de contour doit être assez petite pour pouvoir correspondre à une maille. Plus précisément, on ne retient que les contours dont le périmètre est inférieur à 60 pixels. Cette valeur est choisie après plusieurs tests prenant en compte l'échelle et la résolution de nos images. En deuxième lieu, pour pouvoir appartenir au réseau, l'intensité moyenne à l'intérieur du contour (trou) doit être supérieure à celle sur les bords du contour (lignes). Néanmoins, d'autres structures comme les reflets répondent aussi à ce critère d'intensité. On considère donc que s'il existe au moins un pixel à l'intérieur du contour de très forte intensité (supérieure à 160), alors on le supprime.

La figure 35 montre les résultats obtenus après conservation des contours fermés de petite taille. La figure 36 illustre les structures détectées comme trous du réseau en blanc.

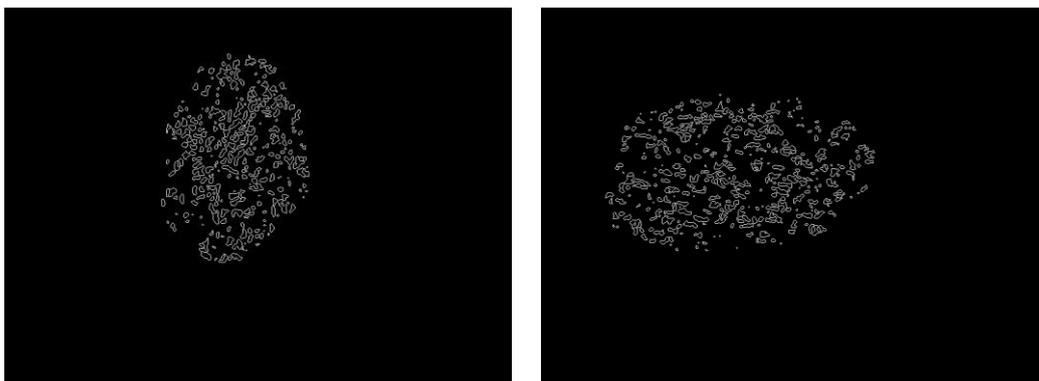


Figure 35: Contours fermés de périmètre inférieur à 60 pixels.



Figure 36: Trous du réseau.

Dans le but de visualiser le graphe du réseau pigmentaire, on crée ensuite un graphe dont les nœuds sont les centres de gravité des trous représentés en blanc sur la figure précédente. Les nœuds proches d’une distance de moins d’un certain seuil T sont connectés entre eux. La valeur de T est choisie en fonction du diamètre moyen des trous de l’image qui est de 10 pixels. D’après la définition du réseau pigmentaire, les trous dans le réseau sont espacés de façon uniforme. En prenant en compte cet arrangement spatial, on définit le seuil T à une valeur proportionnelle au diamètre moyen des trous : $T = 30$ pixels pour nos images.

Enfin, la classification de nos images dans les classes « réseau absent » ou « réseau présent » se fait suivant la le taux de densité suivant :

$$Density = \frac{E}{V \cdot \log(LesionSize)}$$

Où E est le nombre d’arêtes dans le graphe, V est le nombre de nœuds et $LesionSize$ est l’aire de la lésion segmentée. Pour un nombre d’arêtes fixé dans le graphe, plus le nombre de nœuds est petit, plus cela signifie que les trous sont rapprochés les uns des autres et que le graphe est dense. De cette façon, en reprenant la définition du réseau, avoir un taux de densité élevé est une nécessité pour que le réseau pigmentaire soit présent. Le terme $\log(LesionSize)$ est utilisé pour normaliser le quotient E/V . En effet, sans ce terme, un nombre fixé de nœuds et d’arêtes aurait plus de chances de représenter la classe « Présent » dans une petite lésion que dans une grande.

Les images dont le taux de densité est supérieur à 0.20 sont classées comme réseau présent, et les autres comme réseau absent. La figure 37 représente les graphes des réseaux superposés à leur image d’origine. L’image de gauche contient au total 112 nœuds et 317 arêtes, ce qui donne un taux de densité $Density = 0,256$. Celle de droite contient 84 nœuds et 102 arêtes, ce qui donne un taux de densité $Density = 0,107$.

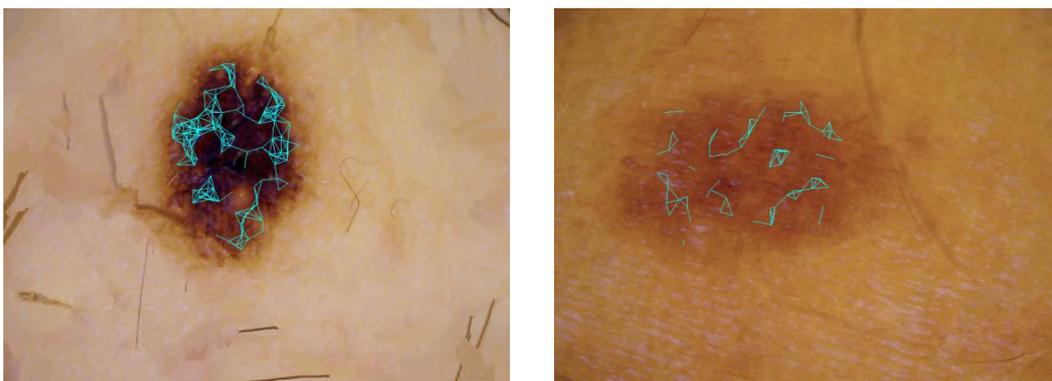


Figure 37: Graphes des réseaux.

III.3.2. Résultats

Nous avons testé cette méthode de classification du réseau pigmentaire sur les 32 images que nous a fournies Intuiskin. Seule l'image présentée à gauche en figure 37 est classée comme réseau présent. Toutes les autres n'en contiennent pas d'après l'algorithme.

Nous ne possédons cependant aucune vérité terrain quand à la présence ou non de réseau pigmentaire sur ces images. Seuls des spécialistes en dermatologie pourraient vraiment classer les images pour pouvoir mesurer les résultats. Malgré tout, ce classement semble juste car mis à part l'image classée comme réseau présent, il ne nous semble pas y avoir de réseau visible sur les autres lésions.

IV. Conclusion

Le projet ANR Melascan vise à aider les médecins dans le dépistage de mélanomes de la peau. Plusieurs axes de travail sont encore en cours de réalisation, que ce soit au niveau des outils d'acquisition des images ou au niveau des traitements informatiques. L'entreprise Intuiskin par exemple travaille sur l'amélioration de la caméra et notamment sur l'élargissement de son champ de vision, ce qui permettrait d'acquies les lésions dans leur totalité.

Le travail qui m'a été confié a impliqué une importante démarche bibliographique pour se familiariser avec le sujet et les méthodes utilisées. Ce sujet reposait sur trois grandes parties. La première partie consistait à enlever les défauts sur les images pour améliorer par la suite les performances des traitements. La méthode de suppression des poils implémentée présente de bons résultats, mais à condition seulement que les images prises en infrarouge et en visible ne soient pas décalées entre elles, ce qui se produit sur quelques images.

La deuxième partie visait à segmenter les lésions de peau. J'ai en premier lieu repris les travaux de Clément Latroyes, précédent stagiaire au GREYC qui avait développé une méthode de segmentation de lésion conçue pour des images représentant des morceaux de peau extraits du patient et posés sur un textile. J'ai modifié son programme pour l'adapter à nos images. Une autre méthode de segmentation a ensuite été développée à partir d'une sur-segmentation en superpixels. Les résultats des segmentations et plus particulièrement de la seconde semblent prometteurs pour la suite du projet. En effet, la segmentation, tout comme la méthode de suppression des poils, donnent de bons résultats sur nos 32 images. Il faudrait cependant les tester sur une plus grande base d'image pour s'assurer des résultats.

Une dernière partie consistait à classer nos images selon si elles présentaient un réseau pigmentaire ou non. La présence de réseau confirme le caractère malin d'une lésion. Son absence en revanche ne permet pas de dire si la lésion est maligne ou bénigne. La difficulté ici est d'évaluer nos résultats car nous n'avons pas encore de vérité terrain fournie par des médecins, et il est très difficile de dire si une image contient ou non un réseau pigmentaire sans être spécialiste.

Pour conclure, les résultats obtenus sont de bonnes bases pour la suite du projet, même si la chaîne de traitement ne permet pas encore de caractériser complètement la lésion. Il faudrait pour cela étudier plus en détails les caractéristiques de la règle ABCDE telles que la forme, la couleur, la texture ou la surface du mélanome.

V. Bilan

Durant ces six mois de stage, j'ai été très motivée à participer au grand projet de recherche scientifique qu'est Melascan. J'ai eu l'opportunité de découvrir le monde de la recherche en laboratoire, où avoir les compétences de plusieurs chercheurs regroupées sur un même site est un atout qui permet de faciliter l'avancement des projets.

J'ai également pu voir quelques aspects du métier d'ingénieur où l'autonomie, la ténacité, l'initiative et le relationnel sont des qualités essentielles pour le management d'un projet.

Cette expérience m'a permis d'approfondir mes connaissances en programmation et en traitement d'image, plus précisément dans le domaine du médical.

Enfin, ce stage de PFE a été très enrichissant dans le sens où, en plus d'approfondir les connaissances et le savoir faire acquis durant les années passées à l'ENSEIRB-Matméca, il m'a aussi aidé à préparer mon intégration à la vie professionnelle en tant qu'ingénieur.

VI. Table des illustrations

VI.1. Figures

| | |
|---|----|
| Figure 1: Caméra d'Intuiskin..... | 9 |
| Figure 2: En haut: images en visible, en bas: images en infrarouge..... | 9 |
| Figure 3: Schéma global de l'étape de suppression des poils..... | 13 |
| Figure 4: Images en sortie du chapeau haut de forme..... | 14 |
| Figure 5: Les différents masques..... | 14 |
| Figure 6: Sélection des structures d'une certaine longueur..... | 15 |
| Figure 7: Sélection des structures de coupe transversale gaussienne..... | 15 |
| Figure 8: En haut : Images d'origine, en bas : Masques finaux..... | 16 |
| Figure 9: Images après suppression des poils..... | 17 |
| Figure 10: De gauche à droite : Masque des reflets, avant et après élimination des reflets..... | 18 |
| Figure 11: De gauche à droite : Image originale, dilatation et érosion avec un élément structurant carré de taille 7..... | 19 |
| Figure 14: Inpainting par patches..... | 20 |
| Figure 12: gauche à droite : Image originale, fermeture et ouverture avec un élément structurant carré de taille 7..... | 20 |
| Figure 13: gauche à droite : Image de marqueurs, image masque, image reconstruite par dilatation..... | 20 |
| Figure 15: En haut : Images d'origine RGB, en bas : Résultats du filtre bilatéral..... | 24 |
| Figure 16: K-Means en trois classes..... | 24 |
| Figure 17: Suppression des régions touchant les bords..... | 24 |
| Figure 18: Suppression des régions d'aire inférieure à 40 pixels..... | 25 |
| Figure 19: Résultat du raffinage à l'échelle $\frac{1}{4}$ | 25 |
| Figure 20: En haut : zones d'incertitude en noir, en bas : résultat final de la segmentation..... | 26 |
| Figure 21: En haut : images d'origine prétraitées, en bas : SLIC Superpixels..... | 27 |
| Figure 22: K-Means en trois classes sur les superpixels..... | 27 |
| Figure 23: Labellisation par graphe..... | 28 |
| Figure 24: Conservation des labels gris touchant les labels blancs uniquement..... | 28 |
| Figure 25: Conservation des labels gris d'aire inférieure à 2,5 fois l'aire des labels blancs..... | 28 |
| Figure 26: Passage des labels gris en labels blanc si leur centre de gravité est assez proche..... | 29 |

| | |
|---|----|
| Figure 27: K-Means en deux classes sur les régions | 29 |
| Figure 28: Raffinage des contours à l'échelle 1/5. | 29 |
| Figure 29: En haut: Masques de segmentation, en bas: Contours finaux de la lésion. | 30 |
| Figure 30: Segmentation à l'aide des superpixels. | 31 |
| Figure 31: Voisinage utilisé pour le calcul du LBP..... | 34 |
| Figure 32: Voisinage utilisé pour le calcul du LBP circulaire invariant..... | 34 |
| Figure 33: Images d'origine sans les poils. | 37 |
| Figure 34: Laplacien de Gaussien. | 38 |
| Figure 35: Contours fermés de périmètre inférieur à 60 pixels. | 38 |
| Figure 36: Trous du réseau..... | 38 |
| Figure 37: Graphes des réseaux. | 39 |

VI.2. Tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 1: Matrice de confusion moyenne obtenue sur 14 images avec la segmentation par pixels.. | 35 |
| Tableau 2: Matrice de confusion moyenne obtenue sur 14 images avec la segmentation par superpixels. | 35 |
| Tableau 3: Matrice de confusion moyenne obtenue sur 22 images avec la segmentation par superpixels. | 36 |

VII. Références

- [1] [Pandore] A library of image processing operator.
<https://clouard.users.greyc.fr/Pandore/>
- [2] [G'MIC] G'MIC (GREYC's Magic Image Converter).
<http://gmic.sourceforge.net/>
- [3] [Lee T., Ng V., Gallagher R., Coldman A., McLean D.] **DullRazor: a software approach to hair removal from images**, *Computers in Biology and Medicine*, 27(6), pp. 533-543, 1997.
- [4] [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.
- [5] [Nguyen N., Lee T.K. , Atkins M.S.] **Segmentation of light and dark hair in dermoscopic images: a hybrid approach using a universal kernel**, *Proceedings of the SPIE-Medical Imaging*, vol 7623, 2010.
- [6] [Criminisi A., Perez P., Toyama K.] **Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting**, *Ieee Transactions on Image Processing*, 13(9), pp. 1200-1212, 2004.
- [7] [Ta V.T., 2009] **Equations aux différences partielles définies sur des graphes pour le traitement d'images et de données**, *Thèse de doctorat, université de Caen Basse-Normandie*, Décembre 2009.
- [8] [Achanta R., Shaji A., Smith K., Lucchi A., Fua P, Susstrunk S.] **SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods**. *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(11), pp. 2274-2282, 2012.
- [9] [Ojala T., Pietikäinen M., Maenpää T.] **Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns**, *Ieee Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), pp. 971-987, 2002.
- [10] [Sadeghi M., Razmara M., Lee T.K., Stella Atkins M.] **A novel method for detection of pigment network in dermoscopic images using graphs**, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 35(2), pp. 137-143, 2011.

- [11] [Huertas Fernandez I.] **Computer-aided detection and classification of pigment network in pigmented skin lesions.** Master Thesis, *Faculty of Biomedical Engineering, Politecnico di Milano, 2011.*
- [12] [Buades A., Coll B., Morel J.M.] **A non-local algorithm for image denoising,** *CVPR(2), pp. 60-65, 2005.*
- [13] [Paris S., Durand F.] **A Fast Approximation of the Bilateral Filter using a Signal Processing Approach,** *ECCV(4), pp. 568-580, 2006.*
- [14] [Latroyes C.] **Segmentation et caractérisation de tâches pigmentaires sur des images multispectrales de zones de peau : aide au dépistage des carcinomes de la peau,** *Rapport de stage de Master, Université de Bourgogne, 2012.*

VIII. Annexes

Script de la méthode de segmentation par superpixels

```
#!/bin/bash

for i in 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 #numéros des images
do

pim2uc ../bilateral_en_cpp/reflets/image_reflets_criminisi_$.pan ../bilateral_en_cpp/reflets/image_reflets_criminisi_$.pan

pimc2img 0 ../bilateral_en_cpp/reflets/image_reflets_criminisi_$.pan red0.pan
pimc2img 1 ../bilateral_en_cpp/reflets/image_reflets_criminisi_$.pan red1.pan
pimc2img 2 ../bilateral_en_cpp/reflets/image_reflets_criminisi_$.pan red2.pan

#image sur les 2 premiers canaux
../bilateral_en_cpp/im0 red0.pan redd.pan
pimg2imc 0 red0.pan red1.pan redd.pan im2_$.pan

#SLIC superpixels
../SLIC/SLIC/test_SLIC -i im2_$.pan -n 600 -m 0 -ol result_c600_8_$.pan
pim2rg result_c600_8_$.pan resultat_c600_8_$.pan
pim2sf im2_$.pan im2_$.pan

# K-Means en trois classes sur les superpixels
./K-MeansRegions 3 im2_$.pan resultat_c600_8_$.pan res$.pan

#./recuperation des labels ncentres res$.pan l.pan
psetborder 180 180 75 75 0 0 0 res$.pan l.pan
prg2im l.pan l.pan
prg2im res$.pan res$.pan
pdilatationreconstruction 8 l.pan res$.pan l3.pan
pim2rg l.pan l.pan
pim2rg res$.pan res$.pan
pim2rg l3.pan l3.pan

# Diffusion isotrope des labels
../bilateral_en_cpp/graphLabelisation 2 6 30 0 im2_$.pan resultat_c600_8_$.pan l3.pan diff_isotrope_$.pan

prg2im diff_isotrope_$.pan diff_isotrope_$.pan
pim2rg diff_isotrope_$.pan diff_isotrope_$.pan

plabelselection 3 diff_isotrope_$.pan l3.pan # selection du label 3
pboundary 8 l3.pan frontiere.pan # frontieres du label 3
prg2im l3.pan l3.pan
pim2uc l3.pan l3.pan

plabelselection 2 diff_isotrope_$.pan l2.pan # selection du label 2
prg2im l2.pan l2.pan
pim2uc l2.pan l2.pan

prg2im diff_isotrope_$.pan l.pan
pim2uc l.pan l.pan
```

#Recuperation des labels 2 touchant les labels 3 uniquement

```
./../bilateral_en_cpp/connexiteLabels frontiere.pan l.pan r.pan  
pdilatationreconstruction 8 r.pan l2.pan r2.pan
```

```
padd r2.pan l3.pan label.pan  
pbinarization 1 255 label.pan lab.pan  
pdivcst 255 lab.pan lab.pan  
pdivcst 3 l3.pan lab3.pan
```

#Recuperation des labels (2+3) de taille < (2.5 x celle des labels 3)

```
pim2rg lab3.pan lab3.pan  
pim2rg lab.pan lab.pan
```

```
./../bilateral_en_cpp/regionarea lab.pan area2.pan  
surface2=`pstatus` #aire de la region 2
```

```
./../bilateral_en_cpp/regionarea lab3.pan area3.pan  
surface3=`pstatus` #aire de la region 3
```

```
prg2im lab3.pan lab3.pan  
prg2im lab.pan lab.pan
```

```
./../bilateral_en_cpp/comparaisonSurfaceRegions $surface2 $surface3 3.5 label.pan lab3.pan melanome$i.pan
```

```
pim2uc melanome$i.pan melanome$i.pan
```

#calcul de la distance entre les centres de gravité

```
./../bilateral_en_cpp/distanceCentres 35 melanome$i.pan melanome2_$i.pan  
pim2rg melanome2_$i.pan melanome2_$i.pan
```

K-Means en 2 classes sur les regions

```
./K-MeansRegions 2 im2_$i.pan melanome2_$i.pan km_$i.pan
```

Descente en résolution à 1/5

```
prescale 0.2 0.2 1 km_$i.pan kmreduit.pan  
prescale 0.2 0.2 1 im2_$i.pan imreduit.pan
```

#Creation de la zone d'incertitude mise à zéro

```
plabelselection 2 kmreduit.pan l2.pan  
perosion 2 4 l2.pan l2e.pan  
pdilatation 2 12 l2.pan l2d.pan  
prg2im l2d.pan l2d.pan  
prg2im l2e.pan l2e.pan
```

```
padd l2e.pan l2d.pan l2.pan  
paddcst 1 l2.pan l2.pan  
pim2rg l2.pan l2.pan  
plabelselection 3 l2.pan mel2.pan  
pdif l2.pan mel2.pan d2_$i.pan
```

Raffinement des frontieres

```
../Segmentation_chaine/operators/isotropiclabelsMasked 1 1 30 4 30 1 15 40 imreduit.pan d2_$.pan r2_$.pan
```

#Remise à l'échelle 1

```
prescale 5 5 1 r2_$.pan segFinale$.pan
```

Création de la zone d'incertitude

```
../Segmentation_chaine/operators/impositionFrontieres 8 segFinale$.pan seg$.pan
```

```
perosion 2 10 seg$.pan seg2$.pan
```

Raffinement des frontieres (résultat de la segmentation)

```
../Segmentation_chaine/operators/isotropiclabelsMasked 1 1 20 4 30 1 3 8 im2_$.pan seg2$.pan resultat$.pan
```

superposition des frontieres sur l'image d'origine

```
prg2im resultat$.pan r$.pan
```

```
paddcst -1 r$.pan r$.pan
```

```
prg2im resultat$.pan imresultat.pan
```

```
plineartransform 0 0 255 imresultat.pan imresultat.pan
```

```
pim2uc imresultat.pan imresultat.pan
```

```
pprewitt imresultat.pan imresultat.pan
```

```
pbinarization 1 255 imresultat.pan imresultat.pan
```

```
ppan2bmp imresultat.pan imresultat$.bmp
```

```
psuperimposition 2 ../bilateral_en_cpp/reflets/image_reflets_criminisi_$.pan imresultat.pan segmentation_avec_gravite$.pan
```

```
gmic -i segmentation_avec_gravite$.pan -o segmentation_avec_gravite$.bmp
```

done

Résultats des prétraitements et de la segmentation

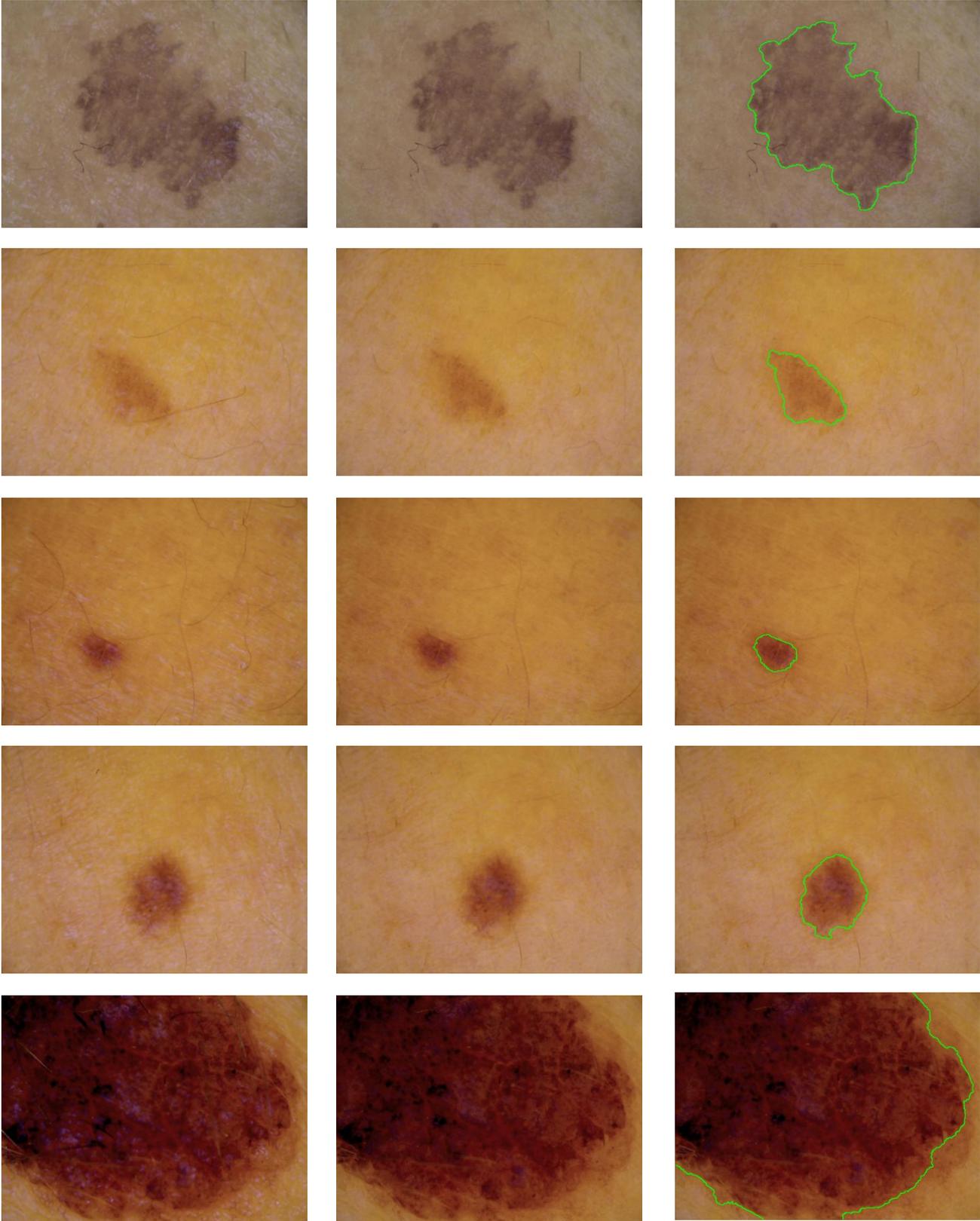


Figure annexe 1: De gauche à droite: Image d'origine, prétraitement, segmentation par superpixels.

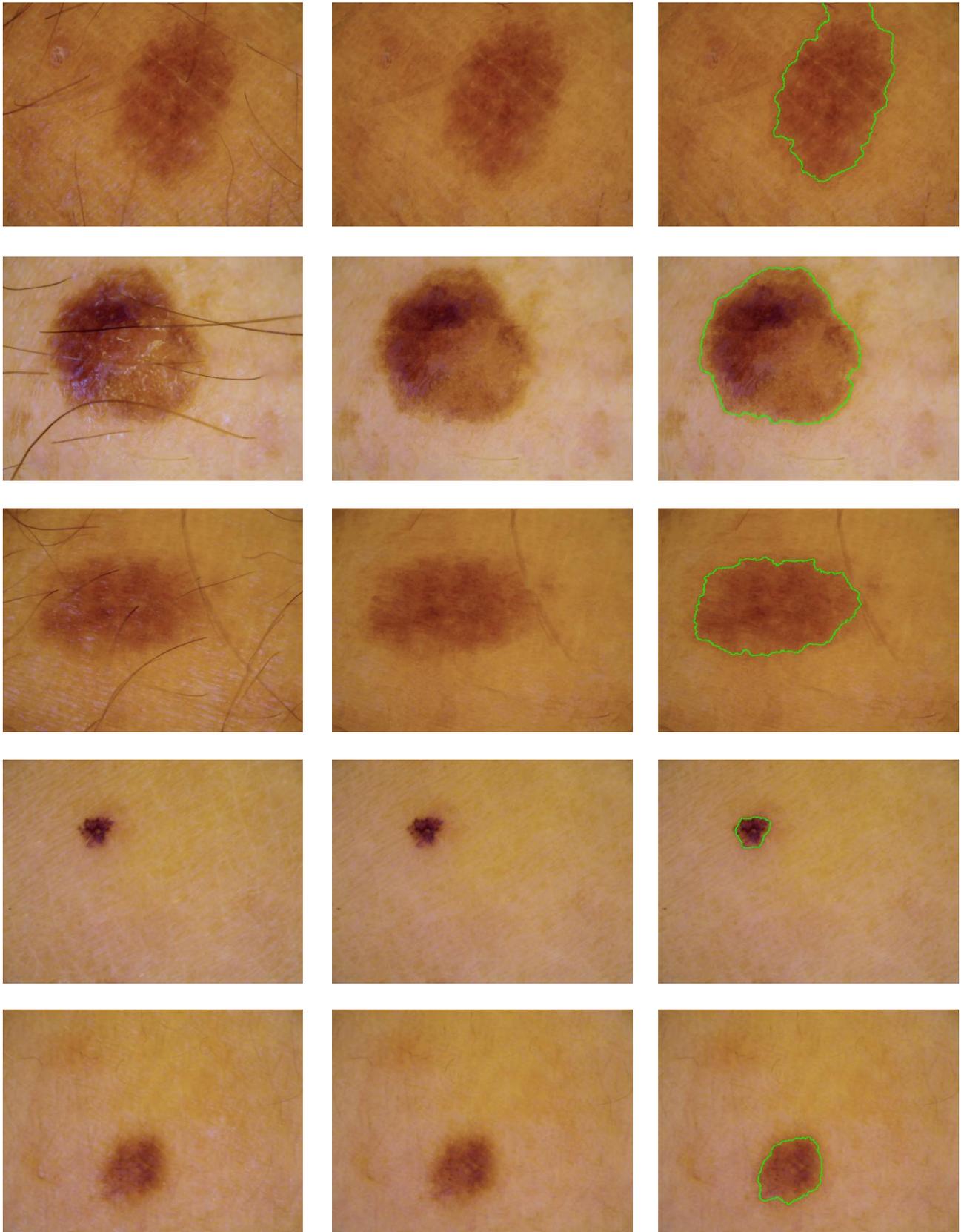


Figure annexe 2: De gauche à droite: Image d'origine, prétraitement, segmentation par superpixels.

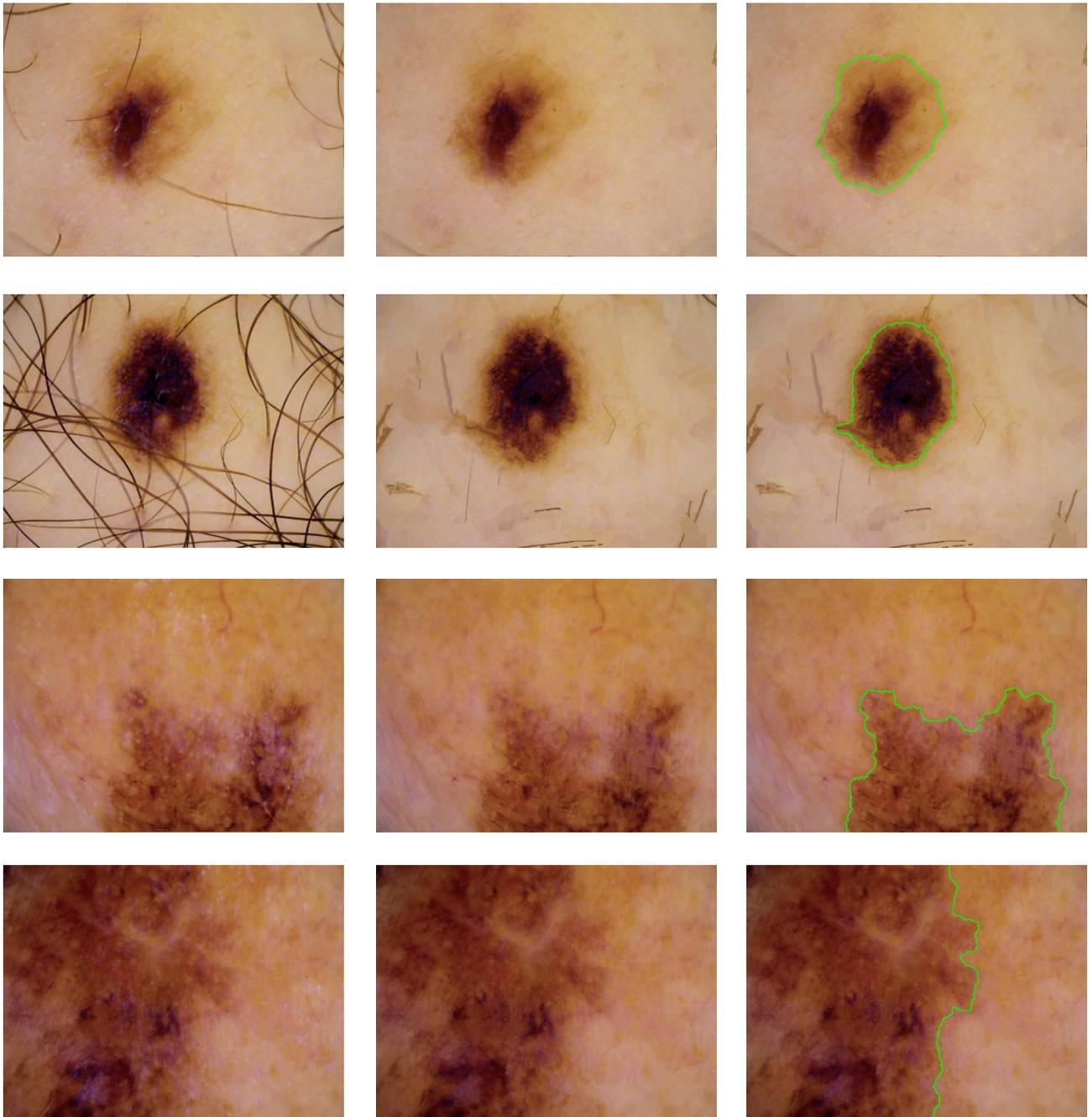


Figure annexe 3: De gauche à droite: Image d'origine, prétraitement, segmentation par superpixels.

Résultats de la détection du réseau pigmentaire

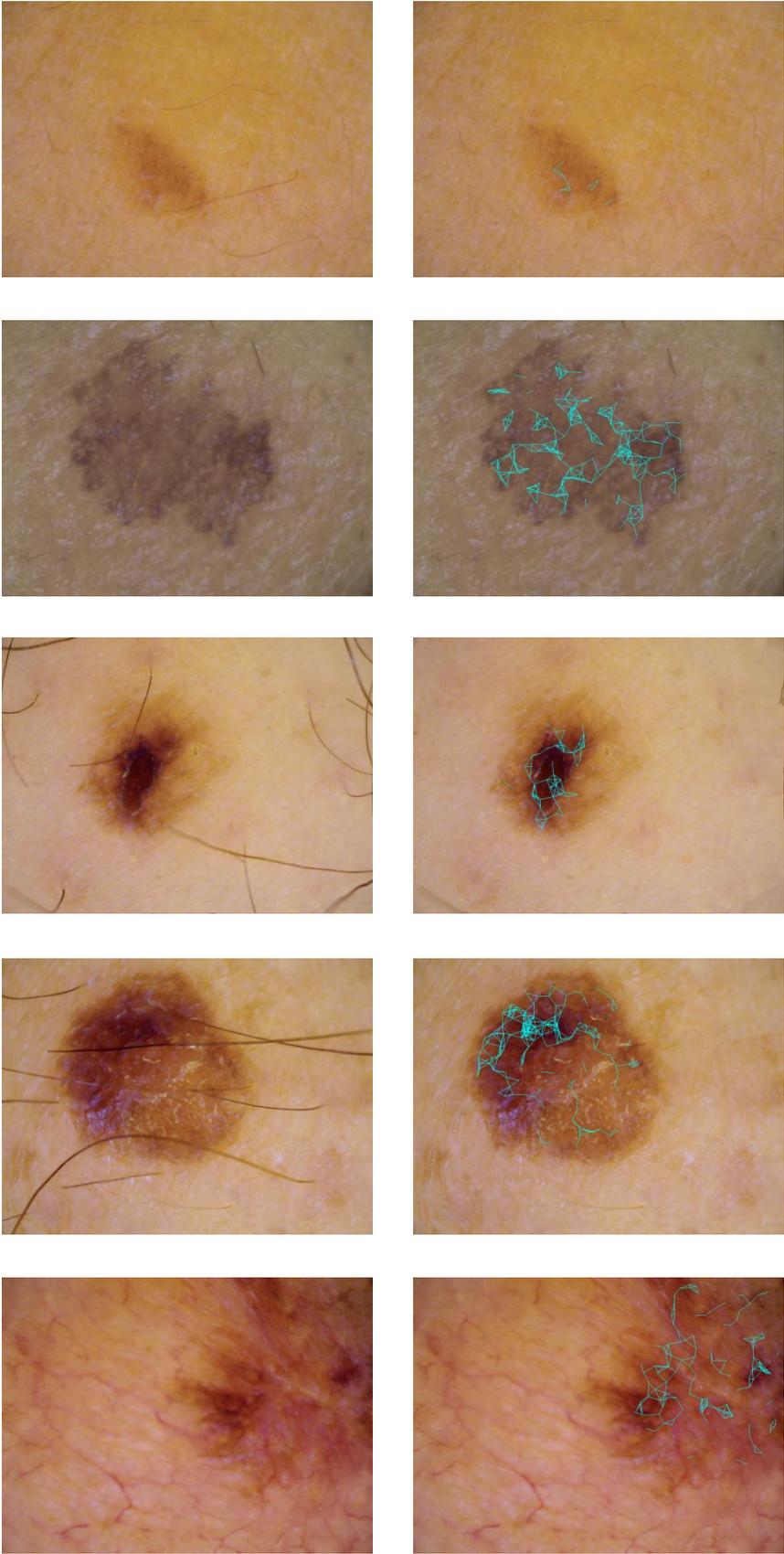


Figure 38: A gauche: Images d'origine, à droite: Graphes de détection du réseau pigmentaire