



FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE

THÈSE DE DOCTORAT
SPÉCIALITÉ : ÉLECTRONIQUE

Présentée par

Melle. Dalila FEKRACHE

Sujet

**TRAITEMENT D'IMAGES COMME OUTIL DE DIAGNOSTIC DU CANCER
DE LA PEAU**

Soutenue publiquement le : --/--/2017, devant le jury d'examen composé de :

M. AMEUR Soltane	Professeur	UMMTO	Président
M ^{me} AMEUR Zohra	Professeur	UMMTO	Rapporteur
M. ADANE ABD-EL-HAMID	Professeur	USTHB	Examineur
M ^{me} BENATCHBA Karima	Professeur	ESI	Examineur
M. HADDAB Salah	MCA	UMMTO	Examineur
M. LAHDIR Mourad	MCA	UMMTO	Examineur

M. SAHEB Hocine	Professeur	DERMATOLOGIE	Invité
-----------------	------------	--------------	--------

Directrice de thèse : Professeur Zohra AMEUR
Laboratoire d'Analyse et de Modélisation des Phénomènes Aléatoires (LAMPA), Département d'Electronique, Faculté
de Génie Electrique et d'informatique, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.

Remerciements

En premier lieu, je remercie ALLAH de m'avoir donnée santé, patience et courage pour mener à terme ce travail, que je dédie à la mémoire de mon père pour témoigner qu'il s'agit du fruit de ses sacrifices qu'il a consentis pour mon éducation et ma formation, puisse Dieu le tout puissant t'accorder sa miséricorde et le vaste paradis.

C'est pour moi autant de plaisir qu'un devoir d'exprimer ma gratitude et ma reconnaissance à Madame Zohra AMEUR, professeur à l'UMMTO, d'avoir assumé la lourde responsabilité d'être ma directrice de thèse, avec qui j'avais le plaisir de travailler tout au long de cette thèse, pour ses efforts fournis, ses conseils, sa patience et sa persévérance dans le suivi de mon travail.

J'exprime mes sincères remerciements à Monsieur Soltane AMEUR, professeur à l'UMMTO pour son aide, sa disponibilité et pour la patience dont il a fait preuve à mon égard. C'est pour moi un honneur qu'il préside mon jury.

Je suis extrêmement reconnaissante envers Monsieur Mourad LAGHROUCHE, professeur à l'UMMTO pour toute son aide précieuse qu'il m'a apportée, son soutien et sa disponibilité.

Je remercie vivement Monsieur Hocine CHERIFI, professeur à l'Université de Bourgogne pour sa précieuse collaboration, son accueil au sein du département Vision du Laboratoire d'Electronique, Informatique et d'Image (LE2I) de l'Université de Bourgogne, pour sa disponibilité, son écoute et ses conseils. Ainsi que tous les membres du laboratoire pour leur bon accueil et leur aide.

Je voudrai aussi témoigner ma reconnaissance à Monsieur Reda KASMI pour son aide précieuse qu'il m'a apportée.

J'exprime mes vifs remerciements et ma reconnaissance à mes enseignants qui ont participé d'une grande part dans mon parcours scientifique.

Je tiens à exprimer ma gratitude à tous les membres du laboratoire LAMPA pour leur disponibilité et leur aide.

Merci pour Monsieur Abd-El-Hamid ADANE, professeur à l'USTHB d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse.

Que Madame Karima BENATCHBA, professeur à l'ESI trouve ici, l'expression de ma profonde reconnaissance pour tous ses encouragements, son aide précieuse qu'elle m'a apportée, sa disponibilité et ses conseils judicieux. C'est avec un grand plaisir que je la vois prendre part à ce Jury.

Je remercie vivement Monsieur Salah HADDAB, maître de conférence classe A à l'UMMTO d'avoir accepté de participer à ce jury.

J'exprime mes sincères remerciements à Monsieur Mourad LAHDIR, maître de conférence Classe A à l'UMMTO d'accepter de prendre part au jury de ma thèse.

Je souhaite exprimer ma gratitude à Monsieur Hocine SAHEB, Professeur en dermatologie, qui a accepté notre invitation, et avec qui j'avais le plaisir de mener des discussions aussi fructueuses sur mon travail.

Ces remerciements ne sauraient être complets si je ne citais les personnes qui m'ont encouragée et soutenue durant toutes ces années :

Je tiens en premier lieu à remercier ma chère mère qui a éclairé mon chemin et qui m'a encouragée et soutenue, c'est grâce à ses prières que j'ai pu mener ce travail à son aboutissement, qu'ALLAH la protège et la garde aussi longtemps parmi nous et pour nous.

Je tiens aussi à remercier mes frères et sœurs, mes beaux frères et belles sœurs, mes neveux et nièces et ma belle famille qui m'ont vivement aidée durant la préparation de cette thèse.

Je remercie vivement Rabah pour toute l'aide précieuse qu'il m'a apportée, sa patience, son soutien dans les moments les plus difficiles et son encouragement permanent.

Je remercie enfin toute personne ayant contribué à l'élaboration de ce travail

Résumé

Dans cette thèse, nous avons développé une chaîne de traitement d'images de dermoscopie afin de classifier les mélanomes en tumeur bénigne ou maligne. Pour ce faire, nous avons utilisé une méthode de détection de contours basée sur l'algorithme d'optimisation des colonies de fourmis. Puis, nous avons appliqué successivement l'enveloppe convexe, un seuillage d'histogramme et un filtre morphologique afin d'obtenir le masque de la lésion qui est utilisé pour extraire les lésions, à partir de ces dernières, les attributs qui les caractérisent à savoir, la couleur, la texture et la forme des lésions sont extraits. Pour améliorer le taux de classification, l'algorithme de Relief a été mis en œuvre pour sélectionner les attributs les plus pertinents. Ces derniers sont utilisés comme entrées de deux classificateurs, l'un à base de réseaux de neurones et l'autre à base de la technique des K-plus proches voisins.

Nous avons effectué les tests d'application et de validation de notre méthode sur la base de données DermIS et DermQuest, dans laquelle nous avons pris 172 images, dont 88 représentent des lésions malignes et 84 des lésions bénignes et qui contient le masque manuel de chaque lésion. Notre technique a permis d'atteindre un taux de classification de 93.60% en utilisant les réseaux de neurones et un taux de 84.27 % en utilisant les K-plus proches voisins. Ces taux sont largement supérieurs aux taux de 86.60 % et 83.62 % qui sont obtenus par les masques manuels en utilisant respectivement les mêmes classifieurs.

Ces résultats montrent que les attributs extraits à partir des lésions segmentées par l'algorithme d'optimisation des colonies de fourmis et l'utilisation du classifieur basé sur les réseaux de neurones améliorent grandement le taux de bonne classification des lésions.

Mots clés : lésion, mélanome, dermoscopie, segmentation, contours, masques, optimisation par colonies de fourmis, extraction d'attributs, classification, K- plus proches voisins, réseaux de neurones, algorithme de Relief.

Abstract

In this work, we developed a chain of dermoscopy image processing in order to distinguish malignant melanoma from benign lesions. To do it, we proposed an automated system that uses an Ant Colony Optimization segmentation to detect contours. Then, we applied successively the convex hull algorithm, the thresholding histogram and morphological filter to obtain the lesion mask which is used to extract the lesions. To characterize these lesions, we takes into consideration three types of features to describe malignant lesion:

geometrical properties, texture and relative colours from which pertinent ones are selected using Relief algorithm, and uses two classifiers K-Nearest Neighbor (KNN) and Artificial Neural Network (ANN). Our method is tested on 172 dermoscopic images where 88 are malignant melanomas and 84 benign lesions and which contains the manual mask of each lesion, given from the public database (DermIS and Derm Quest).

Our technique classified correctly 93.60% of tested images using Neural Network and 84.27 % using the K-Nearest Neighbors classifier.

These rates are widely superior to the 86.60% and 83.62% which are obtained by the manual masks by using respectively the same classifiers.

These results show that the extracted from the lesions segmented using ant colony optimization and the use of the neural network classifier improve largely the rate of lesion classification.

Keywords: lesion, melanoma, dermoscopy, segmentation, contours detection, masks, ant colony optimization, feature extraction and selection, classification, K nearest Neighbors, Neural Networks, Relief Algorithm.

GLOSSAIRE

OCF : Optimisation par colonies de fourmis

HSV : *H*ue *S*aturation *V*alue, TSV (*T*einte *S*aturation *V*aleur)

RGB: *R*ed *G*reen *B*leu, RVB (*R*ouge *V*ert *B*leu)

Lab : *L* représente la clarté, qui va de 0 (noir) à 100 (blanc), *a* représente une gamme de 600 niveaux sur un axe vert (−300) → rouge (+299) et *b* représente une gamme de 600 niveaux sur un axe bleu (−300) → jaune (+299).

SOMMAIRE

Introduction.....	1
 Chapitre 1 : GENERALITES SUR LE CANCER DE LA PEAU, SON DIAGNOSTIC MEDICAL ET LES TECHNIQUES D'IMAGERIE ASSOCIEES	
1.1 Préambule.....	5
1.2 Structure de la peau.....	5
1.2.1 L'épiderme.....	6
1.2.1.1 Les kératinocytes.....	6
1.2.1.2 Les mélanocytes.....	7
1.2.1.3 Les cellules de Langerhans.....	7
1.2.1.4 Les cellules de Merkel.....	7
1.2.2 Le derme.....	7
1.2.2.1 La zone papillaire.....	7
1.2.2.2 La zone réticulaire.....	7
1.2.2.3 Terminaisons nerveuses et une population cellulaire.....	7
1.2.3 L'hypoderme.....	8
1.3 Cancer de la peau.....	8
1.3.1 Carcinome basocellulaire	8
1.3.1.1 Le carcinome basocellulaire nodulaire.....	8
1.3.1.2 Le carcinome basocellulaire superficiel.....	9
1.3.1.3 Le carcinome basocellulaire morphéiforme.....	9
1.3.1.4 Le carcinome épidermoïde.....	9
1.3.2 Mélanome.....	10
1.3.2.1 Le mélanome superficiel.....	10
1.3.2.2 Le mélanome nodulaire.....	10
1.3.2.3 Le mélanome à lentigo malin.....	10
1.3.2.4 Le mélanome acral.....	11
1.4 Techniques d'imagerie de la peau.....	11
1.4.1 Photographie haute définition des lésions suspecte.....	12
1.4.2 Microscopie confocale à balayage laser.....	12
1.4.3 Tomographie optique cohérente.....	12

SOMMAIRE

1.4.4	Echographie haute fréquence.....	13
1.4.5	Spectroscopie d'impédance électrique.....	14
1.4.6	Tomographie d'impédance électrique.....	15
1.4.7	Dermoscopie.....	15
1.5	Diagnostic médical du cancer de la peau.....	16
1.5.1	La règle ABCD.....	16
1.5.1.1	Asymétrie (A).....	16
1.5.1.2	Bordure (B).....	17
1.5.1.3	Couleur (C).....	17
1.5.1.4	Structures dermoscopiques (D).....	17
1.5.2	La règle de contrôle des 7 points.....	18
1.6	Discussion.....	19

Chapitre 2 : METHODES DE DIAGNOSTIC DU CANCER DE LA PEAU PAR TRAITEMENT D'IMAGES

2.1	Préambule.....	20
2.2	Chaine de diagnostic du cancer de la peau ² par traitement d'images.....	20
2.3	Présentation des principales techniques de diagnostic des cancers de la peau.....	21
2.4	Discussions.....	26

Chapitre 3 : OPTIMISATION DE LA SEGMENTATION EN UTILISANT LES COLONIES DE FOURMIS ARTIFICIELLES

3.1	Préambule.....	28
3.2	Comportements des fourmis.....	28
3.2.1	Le fourragement.....	29
3.2.2	Le tri des éléments du couvain.....	29
3.3	Communication entre les fourmis.....	29
3.3.1	La communication tactile.....	29
3.3.2	La communication sonore.....	30
3.3.3	La communication visuelle.....	30
3.3.4	La communication chimique.....	30

SOMMAIRE

3.4	Les fourmis artificielles.....	30
3.5	Passage des fourmis réelles aux fourmis artificielles.....	31
3.5.1	Optimisation du chemin chez les fourmis.....	31
3.5.1.1	Optimisation du chemin chez les fourmis.....	31
3.5.1.2	Pont binaire à longueurs inégales.....	32
3.5.1.3	Pont avec un obstacle.....	32
3.5.2	Phéromones et mémoires chez les fourmis.....	33
3.5.3	Intensification et diversification chez les fourmis.....	33
3.5.4	Classification des couvains chez les fourmis.....	34
3.6	Segmentation d'images en contours par l'OCF.....	35
3.6.1	Etape d'initialisation.....	36
3.6.2	Etape de la construction de la matrice d'information (visibilité).....	36
3.6.3	Etape de la déplacement des fourmis.....	37
3.6.4	Etape de la mise à jour	38
3.6.5	Etape de la prise de décision.....	40
3.7	Application de l'OCF sur des images test.....	42
3.8	Discussions.....	44

Chapitre 4 : SEGMENTATION, CARACTERISATION ET CLASSIFICATION DES MELANOMES

4.1.	Préambule.....	46
4.2.	Présentation des données.....	46
4.3.	Détection des contours des lésions par l'OCF.....	47
4.3.1	Construction des masques.....	72
4.3.2	Extraction des lésions en utilisant les masques.....	76
4.3.3	Evaluation de la segmentation.....	78
4.4.	Sélection des attributs.....	79
4.4.1	Attributs caractérisant la forme.....	79
4.4.2	Attributs liés à la texture.....	82
4.4.3	Attributs liés à la couleur.....	83
4.4.3.1	Les variations de couleurs.....	83

SOMMAIRE

4.4.3.2 Couleurs relatives.....	84
4.4.3.3 Asymétrie de couleurs.....	85
4.5. Sélection des attributs.....	85
4.6. Classification des mélanomes.....	87
4.6.1 Classification des mélanomes en utilisant les K-plus proches voisins (K8PPV).	87
4.6.1.1 Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF.....	87
4.6.1.2 Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par masques manuels.....	87
4.6.2 Classification par les réseaux de neurones artificiels.....	88
4.6.2.1 Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF.....	88
4.6.2.2 Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par masques manuels.....	89
4.7. Discussion.....	89
Conclusion	91

ANNEXE A TECHNIQUES D'EXTRACTION DE POILS

A.1 DullRazor	i
A.2 VirtualShave	ii
A.3 Autres méthodes d'extraction de poils	iii

ANNEXE B CLASSIFICATION PAR LES K-PLUS PROCHES VOISINS

B.1 Principe de l'algorithme des K-plus proches voisins	iv
B.2 Algorithme des KPPV	v
B.3 Choix du nombre K	vi
B.4 Distance	vi

SOMMAIRE

B.5 Choix de la classe	vii
------------------------	-----

ANNEXE C CLASSIFICATION PAR LES RESEUX DE NEURONES

C.1 Principe du réseau de neurones	viii
C.2 Principe de classification des mélanomes par les réseaux de neurones	ix

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

INTRODUCTION

L'objectif principal visé à travers cette thèse est l'utilisation de techniques de traitement d'images pour le diagnostic du cancer de la peau. En effet, ce type de cancer se manifeste sous forme de lésions, qui apparaissent sur la peau sous forme de taches de couleur de forme et de texture complexes et variables. L'aspect visuel de ces lésions rend leur diagnostic très difficile pour le médecin spécialiste. C'est ainsi que des tumeurs malignes peuvent être confondues avec des tumeurs bénignes [Fitzpatrick et al.2001] d'où l'intérêt d'utiliser les techniques de traitement d'images de haut niveau pour analyser et classifier ce type de lésions.

Le cancer de la peau figure parmi les plus fréquents des cancers humains, son incidence augmente de manière régulière depuis plusieurs décennies. Depuis quelques années, le cancer de la peau connaît une augmentation inquiétante en Algérie. Les données du registre des tumeurs du centre anticancéreux Pierre et Marie Curie (CPMC) révèlent 1.005 cas de cancer de la peau parmi le nombre total des cancers diagnostiqués, qui s'élève à plus de 30.000 cas enregistrés chaque année à l'échelle nationale. Ce type de cancer est en augmentation et, d'après les estimations de l'Organisation mondiale de la santé (OMS), deux à trois millions de cas bénins de cancer de la peau et environ 132.000 mélanomes malins se déclarent chaque année dans le monde. Des études épidémiologiques effectuées au Maghreb ont révélé une prévalence de ce cancer de l'ordre de 10 à 15% par rapport aux années précédentes.

Sur le plan du traitement, Les spécialistes indiquent que tous les cancers de la peau sont guérissables à 100% lorsqu'ils sont pris en charge, chirurgicalement, aux stades précoces. Ceci montre toute l'importance de développer des techniques de diagnostic faciles à mettre en œuvre et les plus fiables possibles.

Afin de distinguer les lésions bénignes des malignes, de nombreuses approches ont été utilisées par les dermatologues. Ces approches sont basées sur l'analyse des caractéristiques cliniques des lésions de la peau [Kasmi et Mokrani. 2016]. Ce diagnostic s'effectue habituellement par une inspection visuelle suivie d'une biopsie si la lésion est jugée suspecte. L'inspection visuelle est cependant subjective et dépend largement de l'expérience et de la formation du médecin.

Des études récentes montrent en effet qu'un spécialiste peut identifier de manière générale un cancer de la peau avec une sensibilité (Vrai Positif) de 75% et avec une

spécificité de 87% (Vrai Négatif) [Glickman et al. 2003]. Ces taux montrent d'une part, que 25% (Faux Positif) des lésions sont classées comme malignes alors qu'après biopsie, elles s'avèrent qu'elles sont bénignes. Cette erreur de classification augmente le stress du patient pendant l'attente du résultat inutilement. D'autre part, 13 % (Faux Négatif) des lésions malignes ne sont pas détectées à un stade précoce car elles sont identifiées visuellement comme étant non cancéreuse et sont après biopsie classées comme cancéreuses. Cette erreur de classification risque d'augmenter la gravité de l'infection de la lésion.

La détection précoce du cancer de la peau, en utilisant des techniques de traitement d'images comme outil d'aide au diagnostic, s'avère un enjeu majeur. En effet, ces techniques simplifient considérablement la thérapie en évitant le recours à des traitements agressifs et coûteux. De plus, le diagnostic précoce augmente considérablement les chances de guérison du patient.

Plusieurs méthodes de détection et de classification des lésions de la peau ont été publiées dans la littérature. Toutes ces techniques ont comme principal objectif l'optimisation du taux de classification. Pour ce faire, les chercheurs opèrent en cinq étapes à savoir, une étape de prétraitement, une étape de segmentation, une étape d'extraction puis de sélection des attributs caractérisant la lésion et une étape de classification de ces lésions.

Après l'étape de prétraitement classique, basée sur le filtrage et l'extraction de poils et utilisée par tous les chercheurs [Nima et al. 2011 ; Abdul Jaleel et al.2012 ; 2013 ; Madhankumar et Kumar. 2012 ; Nisha et al. 2013 ; Mohamed Khalad Abu Mahmoud et al. 2013 ; 2014 ; Rosado et Márcia. 2013 ; Mhaske et Phalke. 2013 ; Takruri et al. 2014 ; Sonali et Kamat. 2014 ; Mohanapriya et Manjuladevi. 2014 ; Azadeh et al. 2014 ; Sabouri et al. 2014 ; Mahmoud Elgamal. 2013]]. Les approches de segmentation sont diverses. Les méthodes développées sont principalement basées sur les opérateurs morphologiques [Nima et al. 2011], les méthodes de seuillage [Abdul Jaleel et al.2012 ; 2013 ; Madhankumar et Kumar. 2012 ; Nisha et al. 2013 ; Sonali et Kamat. 2014 ; Mohanapriya et Manjuladevi. 2014], les k-means [Mohamed Khalad Abu Mahmoud et al. 2013], la méthode d'Otsu [Rosado et Márcia. 2013 ; Azadeh et al. 2014 ; Sabouri et al. 2014], les méthodes basées sur l'histogramme[Garnavi et al. 2011 ; Peruch et al. 2014], la technique de ligne partage des eaux [Argenziano et al. 2000]et la fusion de région stochastique [Celebi et al. 2007 ; Wong et al. 20]. Pour cette étape, nous avons constaté l'absence des approches biomimétiques pour lesquelles nous avons opté pour optimiser la segmentation [Fekrache et al.2017].

L'objectif de l'étape d'extraction de caractéristiques est de déterminer la couleur, la forme et la texture de la lésion. Les méthodes les plus utilisées sont la liste de contrôle des 7 points [Andreassi et al. 1999 ; Celebi et al. 2007 ; Wong et al. 2011 ; Dawei. 2011 ; Mabrouket al. 2012 ; Healsmith et al. 1994 ; Keefe et al. 1990], la règle la règle ABCD [Rosado et Márcia. 2013 ;Mohanapriya et Manjuladevi. 2014 ;Soyer et al. 2004 ; Abbasi et al. 2004 ; Pehamberger et al.1987], la liste de contrôle des 3 point [[Menzies et al. 1996], l'analyse de modèle [Nisha et al. 2013], les approches alternatives et la méthode de Menzies [Takruri et al. 2014], les composantes des ondelettes [Wong et al. 2011 ; Keefe et al. 1990 ; Abbasi et al. 2004] et l'analyse de texture [Celebi et al. 2007 ; Drigo et Stutzle. 2004 ; Alcón et al. 2009 ; Mogensen et al. 2007 ; Cavalcantiet Scharcanski. 2013].

L'inconvénient majeur de toutes ces techniques est la non prise en compte de l'ensemble des trois paramètres cités précédemment. Ce qui conduit à des erreurs de classification. Pour remédier à ce problème, nous avons mis au point une méthode qui prend en compte l'ensemble des paramètres tout en sélectionnant les caractéristiques les plus pertinentes pour chacun des paramètres [Fekrache et al.2017]. Notons que la caractérisation de ces paramètres est une étape clef dans le diagnostic. En effet, ces caractéristiques sont utilisées comme entrées dans un classificateur pour déterminer la nature de la lésion (bénigne ou maligne). Pour ce faire, plusieurs méthodes de classification ont été développées. Les plus utilisées sont les K- Plus Proches Voisins [Walker et al.2000, 2003], les Machines à Vecteur de Soutien [Mohamed Khalad Abu Mahmoud et al. 2013], les arbres de décision [Rosado et Márcia. 2013] et les réseaux de neurones artificiels [Nima et al. 2011 ; Abdul Jaleel et al.2012 ; 2013 ; Madhankumar et Kumar. 2012 ; Nisha et al. 2013 ; Mohamed Khalad Abu Mahmoud et al. 2013] [Mhaske et Phalke. 2013 ; Mohamed Khalad Abu Mahmoud et al. 2014 ; Takruri et al. 2014 ; Sonali et Kamat. 2014 ; Mohanapriya et Manjuladevi. 2014]. Nous avons opté pour les réseaux de neurones et les K- Plus Proches Voisins au vu de leurs performances [Fekrache et al.2017].

La chaîne de diagnostic que nous avons développée est présentée dans les différents chapitres de notre thèse qui est structurée de la manière suivante :

Le premier chapitre est consacré au contexte général de l'étude, dans lequel les principales définitions et données liées à la structure de la peau ainsi qu'aux différentes pathologies du cancer de la peau seront abordés. De plus, les principales techniques de

INTRODUCTION

l'imagerie de la peau ainsi qu'un aperçu sur les méthodes cliniques du diagnostic de ce type de cancer seront présentées.

Dans le second chapitre, nous donnerons l'architecture de la chaîne d'identification du cancer de la peau en précisant les méthodes usuelles utilisés par les chercheurs pour chaque étape de la chaîne de diagnostic. Cette chaîne consiste en une étape de prétraitement des images puis de segmentation pour extraire les zones d'intérêts puis l'extraction des attributs et enfin la classification des lésions en bénignes ou malignes.

Dans le chapitre trois, nous présenterons la méthode d'optimisation de la segmentation en utilisant les Colonies de Fourmis Artificielle. Nous donnerons dans une première étape, les principaux comportements des fourmis basés sur l'optimisation du chemin et le tri des éléments du couvain. Puis, nous définirons les modes de communication entre les fourmis. Dans une autre étape, nous expliquerons le passage des fourmis réelles aux fourmis artificielles dans laquelle nous présenterons la formulation de l'algorithme de l'optimisation par colonies de fourmis (OCF) pour la segmentation des images en contours en se basant sur le fouragement. Nous terminerons par donner des images tests segmentées par l'OCF afin d'évaluer notre algorithme.

Le chapitre quatre sera consacré à la présentation des données utilisées, nous présenterons aussi les résultats de la méthode de segmentation que nous avons mise en œuvre. La caractérisation et la classification des lésions (bénignes ou malignes) seront également données.

Nous terminons par une conclusion et des perspectives ouvertes par ce travail de recherche.

CHAPITRE 1

GENERALITES SUR LE CANCER DE LA PEAU, SON DIAGNOSTIC MEDICAL ET LES TECHNIQUES D'IMAGERIE ASSOCIEES

1.1. Préambule

Actuellement, nous pouvons dire que le cancer de la peau figure parmi les cancers les plus fréquents [Lozano et al. 2001]. Son incidence augmente de manière régulière depuis plusieurs décennies. Ainsi, afin de répondre aux préoccupations des patients touchés par les pathologies de la peau, le diagnostic précoce est primordial. Pour ce faire, les spécialistes en dermatologie se basent sur un examen visuel. Cependant, la peau est un organe très complexe constituée de plusieurs parties qui nécessitent une grande expérience de la part du dermatologue.

Dans ce contexte, et dans le but de la détection et de l'identification du cancer de la peau, la définition de cet organe et la mise en évidence des différentes maladies qui peuvent l'engendrer s'avèrent primordiaux. La compréhension des outils de diagnostic des maladies de la peau ainsi que les techniques d'imageries associées sont d'une importance majeure.

Dans ce chapitre, un bref aperçu sur la structure de la peau et les différentes maladies qui peuvent la caractériser seront donnés. De plus, les différentes techniques d'imagerie de la peau exploitées par les spécialistes en dermatologie dans le but de discriminer les différentes lésions afin d'élaborer un diagnostic seront définies. Dans ce chapitre également, un aperçu sur les méthodes cliniques utilisées par les spécialistes sera abordé.

1.2. Structure de la peau

La peau est un organe qui peut atteindre une surface de 2 m² et un poids de 4 kg chez un être humain adulte. Elle constitue une partie très importante dans le corps. Son épaisseur varie de moins de 1 mm sur les paupières à un peu plus de 4 mm dans le dos. La peau est constituée de trois couches principales : l'épiderme, le derme et l'hypoderme. Elles sont représentées dans la figure suivante :

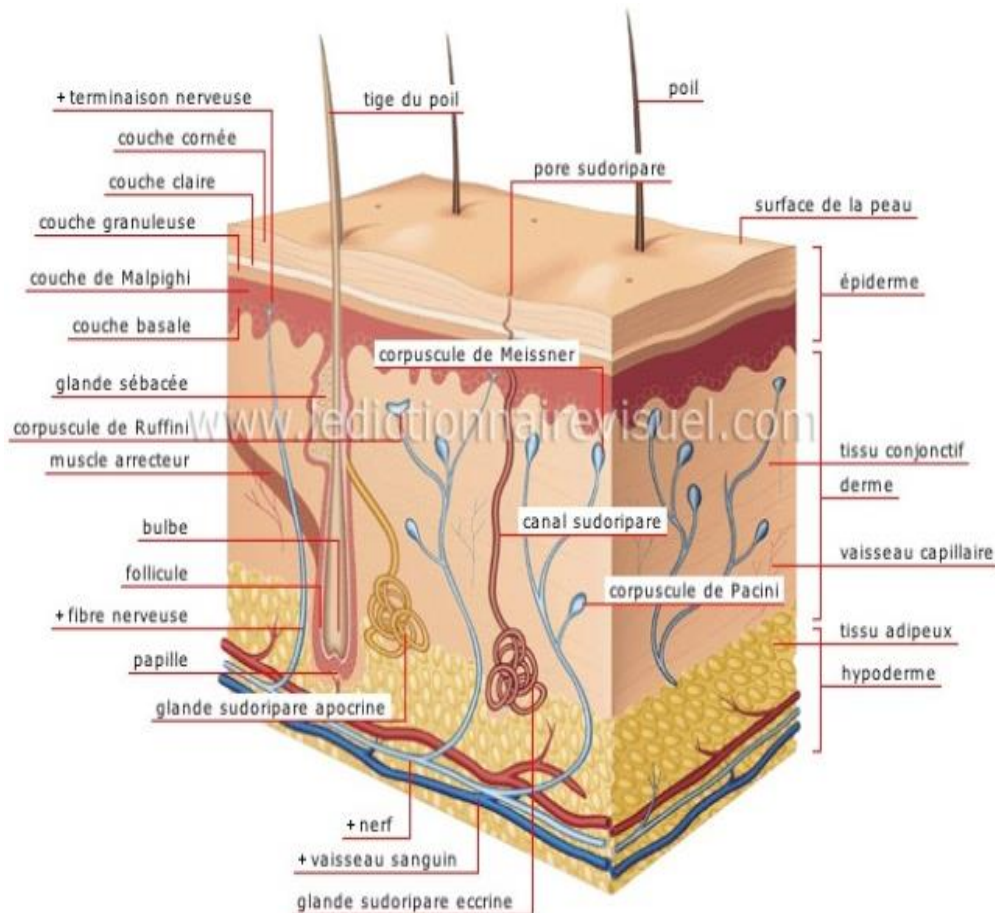


Figure 1.1. Structure de la peau

1.2.1. L'épiderme

L'épiderme est la partie externe de la peau. Il comprend quatre couches: la couche cornée (stratum corneum), la couche granuleuse (stratum granulosum), la couche des cellules à épines (stratum spinosum) et la couche basale (stratum basale). Cependant, en ce qui concerne la paume des mains et la plante des pieds, elles comprennent une cinquième couche épidermique appelée le stratum lucidum, située entre le stratum corneum et le stratum granulosum.

Les couches de l'épiderme sont composées de quatre cellules distinctes [Hartinger. 2012].

1.2.1.1. Les kératinocytes

Les kératinocytes représentent 90% des cellules de l'épiderme. Elles produisent la kératine et les protéines qui permettent de protéger et d'imperméabiliser la peau. Ces cellules sont synthétisées par mitose au niveau du stratum basale repoussant ainsi les kératinocytes plus matures vers le stratum spinosum puis vers le stratum granulosum où ils finissent par mourir. Le stratum corneum est entièrement formé de cellules kératinisées mortes qui protègent la peau des agressions extérieures.

1.2.1.2. Les mélanocytes

Ils constituent le quart des cellules du stratum basal. Ces cellules dendritiques permettent de produire la mélanine qui constitue un pigment dont la couleur varie du jaune au brun-noir et qui détermine la couleur de la peau. Comme les pigments de mélanine protègent les cellules des rayons ultraviolets, les individus ayant une peau moins pigmentée présentent un risque accru d'insolation et des cancers cutanés. Une exposition au soleil stimule la synthèse des pigments de mélanine qui sont transférés via les dendrites des mélanocytes aux kératynocytes où ils forment un bouclier protégeant l'acide désoxyribonucléique (ADN) des rayons UV.

1.2.1.3. Les cellules de Langerhans

Elles sont associées au système immunitaire. Elles se retrouvent principalement dans le stratum spinosum et en un moins grand nombre dans le stratum granulosum.

1.2.1.4. Les cellules de Merkel

Elles jouent le rôle de récepteurs sensoriels du toucher. Ces cellules sont liées à des terminaisons nerveuses sensibles et se situent à la jonction de la couche basale et du derme.

1.2.2. Le derme

Le derme est situé sous l'épiderme, c'est un tissu conjonctif principalement formé de collagène et de fibres élastiques soutenues par une matrice gélatineuse de glycoprotéines. Le derme est divisé en deux régions : la zone papillaire et la zone réticulaire.

1.2.2.1. La zone papillaire

Elle correspond à la partie supérieure du derme. Elle est constituée d'un tissu conjonctif mou dont les fibres collagènes et élastiques sont plutôt orientées perpendiculairement à la surface de la peau. Cette zone, très irrégulière donne à la surface du derme un relief bosselé.

1.2.2.2. La zone réticulaire

Elle représente 80 % du derme et est composée d'un tissu conjonctif dense comprenant des fibres collagènes et élastiques orientées parallèlement à la surface de la peau.

1.2.2.3. Terminaisons nerveuses et une population cellulaire

Elles sont constituées principalement de fibroblastes et de cellules associées au système immunitaire. La vascularisation du derme est d'une importance majeure car elle

alimente également l'épiderme en nutriments par diffusion. Les vaisseaux sanguins qui la composent sont organisés en deux réseaux : les plexus vasculaires superficiel et profond.

1.2.3 L'hypoderme

L'hypoderme est la couche la plus profonde et la plus épaisse de la peau. Il est rattaché au derme par des fibres de collagène et d'élastine. Il est essentiellement constitué d'un type de cellules spécialisées dans l'accumulation et le stockage des graisses. Elles sont regroupées en lobules par du tissu conjonctif. L'hypoderme joue le rôle de réserve énergétique. Les graisses sont contenues dans les adipocytes. Ces cellules graisseuses sont groupées en un gros amas en forme de coussins.

1.3. Cancer de la peau

La grande majorité des tumeurs de la peau résultent d'une exposition excessive aux rayons Ultraviolets. Ses principaux facteurs sont liés à la génétique et/ou la couleur de la peau. Les cancers de la peau les plus fréquents sont : le carcinome basocellulaire, le carcinome épidermoïde et le mélanome.

1.3.1. Carcinome basocellulaire

Le carcinome peut être défini comme le type de cancer de la peau le plus commun. Il représente le tiers de tous les cancers [Hartinger. 2012]. Il se développe durant plusieurs années avant de devenir métastatique en détruisant les tissus et le cartilage environnant.

Ainsi, le carcinome basocellulaire est défini comme un néoplasie des cellules kératinocytes du stratum basale et apparaît habituellement au niveau de la peau la plus exposée au soleil, tel le visage, le cou et le torse.

On peut classer le carcinome basocellulaire en plusieurs sous pathologies dont les trois principales sont : carcinome basocellulaire nodulaire, superficiel et morphéiforme [Hartinger. 2012].

1.3.1.1. Le carcinome basocellulaire nodulaire

Ce type de carcinome peut être confondu avec un kyste puisqu'il se manifeste comme un nodule de 2 cm de diamètre qui peut se développer en un ulcère au centre du nodule lorsqu'il croit.

1.3.1.2. Le carcinome basocellulaire superficiel

Ce type de carcinome a la forme d'une plaque rouge. Il se retrouve le plus souvent au niveau du torse ou du visage. De plus, une bordure translucide surélevée est souvent observée autour de la tumeur. Lorsque les plaques sont multiples, ce type de lésion peut être confondu avec du psoriasis qui est une maladie bénigne de la peau.

1.3.1.3. Le carcinome basocellulaire morphéiforme

Ce type de carcinome se développe comme une cicatrice de tissus fibreux. Cette tumeur est particulièrement difficile à traiter car l'étendue de la tumeur est souvent beaucoup plus grande que celle soupçonnée cliniquement.

1.3.1.4. Le carcinome épidermoïde

Le carcinome épidermoïde présente des croutes ou des ulcères en se développant sous forme rugueuse. Ce cancer se développe à partir des kératinocytes du stratum spinosum. Il se développe au niveau d'une lésion bénigne qui se forme sur une peau endommagée par le soleil atteinte de la kératose actinique. Il est souvent confondu avec une kératose actinique ou encore un kératoacanthome qui est une lésion bénigne.



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 1.2. Carcinome basocellulaire (a) nodulaire, (b) superficiel, (c) morphéiforme, (d) épidermoïde [Base de données DermIS et DermQuest]

1.3.2. Mélanome

Le mélanome est le cancer de la peau le plus agressif et le plus mortel. Il est défini comme étant un néoplasie des mélanocytes. Il se développe lors de la présence d'un nodule qui indique une croissance verticale dans le derme et qui est habituellement associée à un mauvais pronostic. Une invasion des cellules cancéreuses dans le derme témoigne d'une maladie plus invasive avec atteinte potentielle des vaisseaux sanguins et lymphatiques.

Les mélanomes sont regroupés en plusieurs sous-types dont les quatre principaux sont le mélanome superficiel extensif, nodulaire, lentigo et acral [Hartinger. 2012].

1.3.2.1. Le mélanome superficiel

Ce type de lésion est extensif, il représente 70 % des cas et se retrouve fréquemment au niveau du dos chez les hommes et au niveau des jambes chez les femmes. Lors de son développement, il forme initialement une plaque de couleur variable qui peut rapidement évoluer en un nodule de couleur bleu à noir. Comme, certaines lésions dysplasiques peuvent présenter des signes cliniques similaires au mélanome superficiel extensif, ces deux types de lésions peuvent être confondus.

1.3.2.2. Le mélanome nodulaire

Il correspond à un taux de 15 % des mélanomes. Il se développe uniquement de façon verticale et présente un mauvais pronostic car il est souvent détecté à un stade avancé. Cette lésion est généralement diagnostiquée d'une manière incorrecte comme une lésion vasculaire.

1.3.2.3. Le mélanome à lentigo malin

Ce type de mélanome est rare, il correspond à environ 4 % des cas. Il se développe chez les personnes âgées et se caractérise par une tache brune étendue qui peut atteindre plusieurs centimètres de diamètre et qui est souvent située au niveau du visage. Ce néoplasie mélanocitaire croît de façon radiale pendant plusieurs années avant d'envahir le derme. Le mélanome à lentigo malin peut être confondu avec des lésions à lentigo bénignes.

1.3.2.4. Le mélanome acral

Ce type de mélanome est commun chez les individus dont la peau est noire ou pigmentée. Il se développe d'une manière habituelle au niveau des ongles, de la paume des mains ou de la plante des pieds. Cette tumeur est associée à un mauvais pronostic dans la mesure où les lésions ont souvent envahi le derme au moment du diagnostic.



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 1.3. Mélanome (a) superficiel extensif, (b) nodulaire, (c) lentigo et (d) acral [Base de données DermIS et DermQuest]

1.4. Techniques d'imagerie de la peau

La problématique de la détection du cancer de la peau est d'une ampleur majeure, d'où l'existence de plusieurs techniques d'imagerie de la peau. Ces techniques permettent d'assister les médecins dans le diagnostic précoce du cancer de la peau [Marghoob et al. 2003; Betta et al. 2006; Mogensen et al. 2007]. La dermatologie est l'une des dernières spécialités médicales à avoir adopté l'instrumentation biomédicale et constitue une application clinique en forte émergence [Oliveria et al. 2003]. Les principales techniques développées pour la détection des lésions malignes de la peau sont :

1.4.1. Photographie haute définition des lésions suspectes

Elle est utilisée pour suivre régulièrement l'évolution des lésions suspectes et ceci chez les cas qui sont à haut risque de développer un cancer de la peau [Marghoob et al. 2003].

Son principe de fonctionnement consiste à acquérir des photos hautes définitions locales ou pancorporelles et les comparer à celles prises lors d'une visite antérieure.

Ainsi, les lésions ayant évoluées de façon suspecte peuvent alors être identifiées et analysées par une biopsie.

Seuls 12% des dermatologues utilisent cette technique car ses frais coûteux sont souvent à la charge des patients et pourtant elle permet d'émettre un bon diagnostic [Menzies. 2006; Oliveria et al. 2003].

1.4.2. Microscopie confocale à balayage laser

Cette technique permet d'obtenir des images tridimensionnelles (3D) de l'épiderme avec une résolution approchant celle du microscope conventionnel. Elle offre ainsi des résolutions axiale et latérale d'environ 2 et 1 μm respectivement [Marghoob et al. 2003].

Son principe de fonctionnement consiste à l'émission de la source laser, via un diaphragme, d'un faisceau qui est ensuite dirigé sur un miroir semi-réfléchissant et converge grâce à une lentille, sur un point spécifique de la peau. Ainsi, la lumière réfléchie en ce point de la peau est ensuite transmise via le miroir et un diaphragme au détecteur qui mesure l'intensité.

En outre, pour obtenir une image, la région d'intérêt de la peau doit être balayée en x et en y par le faisceau lumineux [Hartinger. 2012]. De plus, en déplaçant l'objectif selon l'axe des z, il est possible de produire une série de plans représentant une image 3D. La profondeur maximale pouvant être imagée est d'environ 300 μm .

Cette technique est un très bon outil de diagnostic dont le principal avantage est sa capacité à imager en haute résolution les structures cellulaires des couches superficielles de l'épiderme. Elle peut fournir beaucoup d'informations sur les caractéristiques d'une lésion mais demeure complexe et très coûteuse pour des applications cliniques quotidiennes [Mogensen et al.2007; Oliveria et al.2003].

1.4.3. Tomographie optique cohérente

Cette technique est proposée pour diagnostiquer le cancer de la peau. Elle est dite sophistiquée par les spécialistes car elle permet de générer des images en coupe des tissus cutanés. Ces images sont générées en mesurant leurs réflexions optiques et en utilisant des

techniques d'interférométrie pour obtenir de bonnes résolutions axiale et latérale qui se situent respectivement aux alentours de 5 et 10 μm [Marghoob et al. 2003; Steiner et al. 2003] sachant que la profondeur maximale pouvant être imagée est d'environ 1mm.

Ce type d'imagerie est conçu par un système constitué d'une source lumineuse à faible cohérence dont le faisceau lumineux est divisé en deux : une partie parvient au tissu où l'énergie est partiellement absorbée et partiellement réfléchi tandis que l'autre partie est réfléchi par un miroir et constitue un signal de référence. Ainsi, les images sont formées en mesurant la profondeur de pénétration et l'intensité de la lumière réfléchi par le tissu.

Son principe de fonctionnement est basé sur les deux faisceaux qui interfèrent et la résultante qui entre dans un photo-détecteur qui produit un signal électrique proportionnel à l'intensité lumineuse reçue [Marghoob et al. 2003]. Un signal d'interférence ne se produit que lorsque la distance du parcours du faisceau de référence correspond à la longueur du parcours à travers le tissu, à une longueur de cohérence près. Cette dernière est donc le paramètre qui détermine la résolution axiale de l'imagerie par tomographie optique cohérente. Le miroir est déplacé mécaniquement afin de sonder le tissu en profondeur. Un balayage mécanique latéral peut aussi être effectué pour obtenir une image bidimensionnelle (2D).

Cette technique est un outil intéressant pour le diagnostic clinique sur les lésions de la peau. Cependant, étant donné sa complexité, son coût élevé et le temps requis pour effectuer un examen clinique, cette technologie n'est pas applicable pour les examens dermatologiques quotidiens [Oliveria et al. 2003].

1.4.4. Echographie à haute fréquence

L'imagerie par ultrasons haute fréquence est une technique biomédicale qui permet de visualiser les structures internes des tissus en mesurant leurs réflexions acoustiques.

Son principe de fonctionnement consiste à placer une sonde dotée d'un transducteur ultrasonore sur la région d'intérêt. Notons que cette zone est préalablement enduite d'un gel permettant la propagation des ultrasons entre la sonde et la peau. Le transducteur émet des ondes ultrasonores qui sont transmises à la peau et réfléchies aux interfaces des tissus dont l'impédance acoustique est différente. Ces échos sont captés par la sonde et leur analyse permet d'identifier la position et la densité des tissus rencontrés. L'intensité des signaux captés par la sonde en fonction de la profondeur est représentée sous la forme d'images dite de brillance. Ainsi, plus un pixel est brillant, plus l'amplitude de l'écho est grande et plus la réflexion acoustique est importante [Marghoob et al. 2003]. Comme la fréquence des ultrasons détermine la profondeur des structures pouvant être imagées, la visualisation des

lésions mélanocytaires requiert souvent des fréquences allant de 20 à 50 MHz. A ces fréquences, les résolutions axiales et latérales sont respectivement de l'ordre de 80 et 200 μm [Marghoob et al. 2003].

En utilisant cette technique, le mélanome et les lésions bénignes apparaissent sur les images échographiques comme des lésions hypéchogènes et ne peuvent donc pas être distingués [Oliveria et al. 2003]. Cependant, les ultrasons à haute fréquence peuvent être utilisés pour des évaluations préopératoires de l'épaisseur et de l'étendue de lésions cutanées [Mogensen et al. 2007].

1.4.5. Spectroscopie d'impédance électrique

Cette technique repose sur le principe de la conductivité des tissus biologiques qui varie de façon spécifique en fonction de la fréquence.

Le comportement électrique d'un tissu peut s'expliquer à l'aide d'un modèle électrique simple représentant la cellule [Webster .1990]. Deux concepts se définissent : d'une part, la membrane cellulaire formée de phospholipides et de protéines peut être représentée par une capacité C_m en parallèle avec une résistance R_m . D'autre part, les liquides intracellulaire et extracellulaire peuvent respectivement être modélisés par les résistances R_i et R_e . La valeur de R_m étant généralement beaucoup plus grande que R_i et R_e , l'impédance de la membrane cellulaire est relativement élevée aux basses fréquences [Webster .1990].

Son principe de fonctionnement est basé sur le principe de l'emprunt du courant électrique du chemin de plus faible impédance, soit donc le liquide extracellulaire dans un ensemble de cellules. Aux hautes fréquences, la composante capacitive C_m de la membrane cellulaire viendra court-circuiter la résistance R_m de cette membrane d'où un passage facile de courant à travers la membrane cellulaire et la conductivité globale des tissus sera plus élevée.

La conductivité électrique des lésions cutanées cancéreuses diffère de celle de la peau saine en raison de mutations génétiques qui génèrent des anomalies au niveau des structures cellulaires. De plus, contrairement aux cellules normales, qui sont bien organisées en couche et maintiennent des jonctions protéiques fortes avec les cellules adjacentes, les cellules cancéreuses ont une configuration désordonnée avec des liens intercellulaires faibles ou inexistantes. Tous ces changements au niveau des structures cellulaires expliquent la différence de conductivité en fonction de la fréquence qui existe entre les lésions cutanées bénignes et malignes [Walker . 2000].

1.4.6. Tomographie d'impédance électrique

La tomographie d'impédance électrique est une technique biomédicale efficace et peu coûteuse qui permet de reconstruire des images à l'aide de données acquises à partir d'une matrice d'électrodes [Oliveria et al. 2003]. C'est une technique d'imagerie médicale qui se base sur les mêmes principes physiques que la spectroscopie d'impédance électrique mais contrairement à cette dernière, celle-ci effectue une reconstruction d'images 3D de la distribution de conductivité électrique d'une section du corps. Ainsi, les données nécessaires à la reconstruction sont obtenues à l'aide d'un réseau d'électrodes (habituellement 16 à 64) placées sur la section d'intérêt.

Le principe de mesure de conductivité des tissus consiste à appliquer un courant électrique de faible amplitude typiquement entre 1 kHz et 1 MHz [Holder .2005] à travers une paire d'électrodes et à mesurer simultanément la tension qui résulte du passage de ce courant dans le corps au moyen des autres paires d'électrodes. Cette mesure est répétée pour plusieurs combinaisons indépendantes de paires d'électrodes pour appliquer le courant et mesurer la tension. Les mesures ainsi effectuées dépendent de la conductivité des tissus traversés par les courants.

La tomographie d'impédance électrique comporte de nombreux avantages en particulier le fait d'être non invasive, rapide et simple d'utilisation. De plus, la reconstruction d'images de la peau permet de visualiser des lésions de différentes tailles et à diverses profondeurs en discriminant les bénignes des malignes. Cette technique permet également d'imager les différentes structures d'un milieu hétérogène et serait utile, par exemple, pour localiser les zones malignes d'une vaste lésion cutanée aidant ainsi le clinicien à choisir la région optimale à biopsie.

1.4.7. Dermoscopie

La dermoscopie [Mogensen et al. 2007] est une technique non invasive qui permet de visualiser les lésions pigmentées de l'épiderme. Le dermoscope est muni d'une source lumineuse et d'une lentille grossissante (habituellement 10 à 100 fois). Son utilisation requiert l'application d'un liquide tel de l'huile ou de l'alcool sur la lésion d'intérêt pour réduire la réfraction, la réflexion et la diffraction de la lumière. Les propriétés optiques des couches superficielles de la peau peuvent alors être inspectées. Des études ont montré que la dermoscopie augmente la sensibilité diagnostique des lésions pigmentées malignes. Cette technique est utilisée par les médecins en raison de la facilité de son utilisation et de son moindre coût.



Figure 1.4. Dermoscope

1.5. Diagnostic médical du cancer de la peau

L'identification du cancer de la peau à un stade avancé, sa détection précoce et son suivi régulier peut sauver des vies. Par ailleurs, son diagnostic est basé principalement, d'une part, sur la technique d'imagerie utilisée, d'autre part, sur les signes cliniques permettant de suspecter un mélanome. Ces signes sont définis par le système ABCD ou par la règle de contrôle des sept (07) points et en cas de nécessité, préconiser une biopsie afin d'identifier et classer la lésion en bénigne ou maligne.

1.5.1. La règle ABCD

La règle ABCD est une technique largement utilisée par les dermatologues. Les acronymes de cette méthode sont basées principalement sur les paramètres liés à : l'Asymétrie de la lésion, l'irrégularité de la Bordure, la variabilité de la Couleur (brun, noir, rouge et bleu) et le Diamètre de la tumeur. Chacune de ces caractéristiques est analysée séparément et chacune d'elles est marquée en fonction de son caractère atypique.

1.5.1.1. Asymétrie (A)

Ce paramètre évalue l'asymétrie. Deux axes orthogonaux qui bissectent la lésion sont définis. Pour les deux axes, l'asymétrie est évaluée en fonction de la forme, des couleurs et / ou des structures dermoscopiques. Un score de 2 est donné s'il y a une asymétrie selon les deux axes, un score de 1 est marqué s'il y a une asymétrie selon un seul axe, et un score de 0 est donné sinon.

1.5.1.2. Bordure (B)

La lésion est divisée en huit tranches. Pour chaque tranche, une périphérie irrégulière reçoit un score de 1. Elle est marquée à 0 si cette périphérie est régulière. Par conséquent, le score de la bordure le plus élevé est huit et le score minimum est nul.

1.5.1.3. Couleur (C)

Pour ce paramètre, l'apparition des six couleurs (blanc, rouge, brun clair, brun foncé, bleu-gris et noir) est recherchée. En outre, le score est incrémenté par un pour chaque couleur existante.

1.5.1.4. Structures dermoscopiques (D)

Elles évaluent la présence des cinq différentes structures (réseau pigmenté, zones sans structure, rayures ramifiées, points et globules). La présence de chaque structure est marquée par un score égal à 1, par conséquent, le score de la structure varie de 0 à 5.

Après avoir donné un score à chacun des 4 critères qu'on définit généralement par [Argenziano et al. 1998] : A_{score} , B_{score} , C_{score} et D_{score} , le Score Dermoscopique Total (TDS) est calculé comme une combinaison de ces paramètres.

$$TDS + 1.3 * A_{score} + 0.1 * B_{score} + 0.5 * C_{score} + 0.5 * D_{score} \quad 1.1$$

Le principe de la règle ABCD est donné dans le tableau suivant :

Paramètre	Description	Score	Poids
Asymétrie	Un score de 2 est donné si il y a une asymétrie selon les deux axes, un score de 1 est marqué un s'il y a asymétrie selon un seul axe, et un score de 0 est donné sinon.	0-2	1.3
Bordure	Pour chacune des 8 tranches de la lésion, une périphérie irrégulière reçoit un score de 1, elle est marquée à 0 si cette périphérie est régulière	0-8	0.1
Couleur	La recherche de l'apparition des six couleurs (blanc, rouge, brun clair, brun foncé, bleu-gris et noir) permet d'incrémenter le score est incrémenté par un pour chaque couleur existante	1-6	0.5
Diamètre	La présence de chaque structure (réseau, zones sans structure, rayures ramifiées, points et globules) est marquée par un score égal à 1, par conséquent, le score de la structure varie de 0 à 5	1-5	0.5

Tableau 1.1. Principe de la règle ABCD

Pour classer la lésion, le score dermoscopique total (TDS) est calculé. Un faible score signifie que la lésion est bénigne ($TDS < 4.75$), un score moyen peut être interprété comme un cas suspect ($4.75 < TDS < 5.45$) et un score élevé signifie que la lésion est plus susceptible d'être un mélanome malin ($TDS > 5.45$).

1.5.2. La règle de contrôle des 7 points

La règle de contrôle des 7 points-check-list est un algorithme médical alternatif pour détecter les mélanomes. Il nécessite l'identification de sept (07) caractéristiques pour effectuer un diagnostic. Les sept (07) critères dermoscopiques évalués sont divisés en deux classes: critères majeurs et mineurs en fonction de la capacité de chaque critère à augmenter la probabilité d'un diagnostic de la lésion maligne. Chaque caractéristique présente dans une lésion reçoit un score. Si c'est un critère majeur, il reçoit un score de 2 sinon il reçoit un score de 1. Une somme des scores individuels est calculée. Une lésion est classée maligne si le score final est plus élevé que trois (03) [Argenziano et al. 1998].

Le tableau suivant montre les sept (07) fonctionnalités qui peuvent être détectées et leur score.

Paramètre	Score
Paramètres majeurs	
1. Réseau de pigments atypique	2
2. voiles bleu blanche	2
3. modèle vasculaire atypique	2
Paramètres mineurs	
4. séries irrégulières	1
5. pigmentation irrégulière	1
6. points et globules irréguliers	1
7. régression des structures	1

Tableau 1.2. Principe de la règle du contrôle des sept 07 points

Ces deux méthodes sont les plus usuellement utilisées par les spécialistes en dermatologie.

1.6. Discussion

Comme nous venons de le voir dans ce chapitre, le cancer de la peau fait partie des cancers les plus fréquents mondialement. La problématique de la détection du cancer de la peau est d'une ampleur majeure, son diagnostic précoce s'avère nécessaire afin de sauver des vies.

Plusieurs techniques d'imagerie de la peau ont été proposées afin d'assister les médecins dans le diagnostic précoce du cancer de la peau et plusieurs principes de calculs telles la règle ABCD et la règle de contrôle des sept points sont exploitées par les spécialistes en dermatologie afin de classer les lésions de la peau en malignes ou en bénignes.

Toutefois, ces principes restent subjectifs puisque elles dépendent principalement de la vision humaine et de l'expérience clinique du dermatologue, sans précision et sans crédibilité [Binder et al. 1997].

Néanmoins, la peau est un organe complexe, constitué de couches stratifiées, leurs épaisseurs varient selon l'âge, le sexe et la zone du corps. La peau présente également des structures ambiguës dont l'interprétation est difficile. En revanche, la fiabilité et la précision du diagnostic dépend fortement de l'expertise du spécialiste qui préconise souvent une biopsie. Cette dernière est coûteuse en temps et en argent.

Cependant, les systèmes d'analyse d'images dermoscopiques informatisés n'ont pas la limitation de la subjectivité. Ces systèmes considèrent qu'un ordinateur peut être utilisé comme une deuxième méthode de diagnostic indépendante, qui peut être utilisée par des opérateurs non expérimentés pour effectuer une évaluation préliminaire à l'évaluation clinique et cela peut également être utilisé pour aider les dermatologues en améliorant la prise de décision et le suivi en évitant la biopsie [Hoffman et al. 2003].

Plusieurs méthodes, techniques et approches pour la classification des lésions et, principalement, pour la détection du mélanome ont été mises en œuvre et proposées par différents auteurs [Maen Takruri et al. 2014 ; Nima et al. 2011 ; Abdul Jaleel et al. 2012 ; 2013 ; Madhankumar et Kumar.2012 ; Nisha et al. 2013 ; Mohamed Khalad Abu Mahmoud et al. 2013 ; Rosado et al. 2013 ; Mhaske et Phalke. 2013 ; Mohamed Khalad Abu Mahmoud et Adel AI-Jumaily. 2014 ; Sonali Jadhav et Kamat. 2014 ; Mohanapriya et Manjuladevi. 2014; Azadeh et al. 2014]. Ces méthodes sont principalement basées sur des techniques de traitement d'images. Ces dernières seront décrites dans le prochain chapitre.

CHAPITRE 2

METHODES DE DIAGNOSTIC DU CANCER DE LA PEAU PAR TRAITEMENT D'IMAGES

2.1. Préambule

Le diagnostic clinique du cancer de la peau nécessite une grande expérience de la part des dermatologues qui s'appuient principalement sur l'aspect visuel de la lésion. La biopsie devient alors une étape importante pour venir appuyer le résultat du diagnostic élaboré par le spécialiste du domaine. Notons que la biopsie reste une opération coûteuse et nécessite un temps d'attente parfois assez long qui engendre un stress pour le patient.

Pour pallier cette façon de faire, des processus automatisés basés sur les techniques du traitement d'images ont été mis au point pour l'aide au diagnostic. Ces systèmes ont pour but de diminuer le nombre de cas nécessitant une confirmation par biopsie et de minimiser les coûts de traitement tout en diminuant le temps d'attente du patient pour avoir ses résultats cliniques. Ils permettent ainsi de simplifier considérablement la thérapie en utilisant des traitements moins agressifs et moins coûteux.

Dans ce chapitre, nous donnerons l'architecture de la chaîne d'identification du cancer de la peau en précisant les méthodes usuelles utilisés par les chercheurs pour chaque étape de la chaîne de diagnostic.

2.2. Chaîne de diagnostic du cancer de la peau² par traitement d'images

La chaîne de diagnostic du cancer de la peau utilisée par tous les chercheurs travaillant dans ce domaine est constituée de cinq étapes : acquisition, prétraitement, segmentation, extraction et sélection d'attributs puis classification. Cette chaîne est donnée par le synoptique ci-dessous.

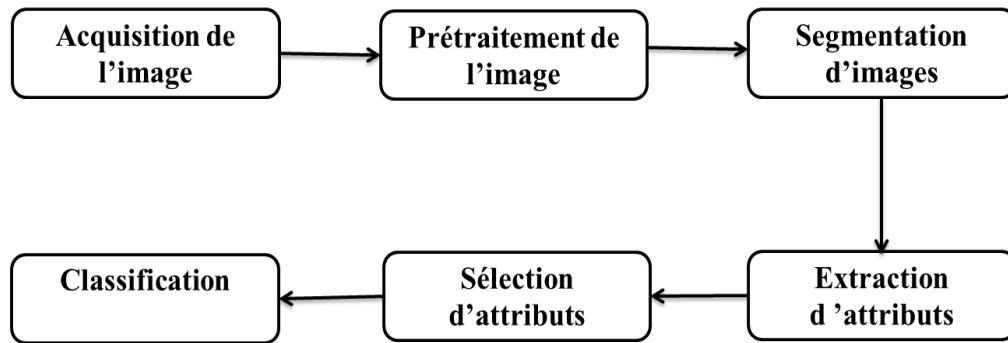


Figure 2.1. Schéma de la chaîne de diagnostic du cancer de la peau

2.3. Présentation des principales techniques de diagnostic des cancers de la peau

Plusieurs chercheurs ont consacré leurs travaux à la mise au point de chaînes de diagnostic du mélanome. Pour ce faire, plusieurs méthodes ont été élaborées pour chaque étape de la chaîne. Dans ce qui suit nous présentons les principales chaînes publiées dans la littérature en précisant pour chaque étape le type de technique utilisée ainsi que les résultats obtenus.

[Nima et al. 2011], ont défini une chaîne dans laquelle ils ont utilisé le filtre médian pour le prétraitement, des opérateurs morphologiques pour la segmentation et l'analyse par décomposition des ondelettes afin d'extraire des attributs qui sont utilisés comme entrées d'un réseau de neurones. Cette chaîne a permis d'obtenir un taux de bonne classification de 90% dans la distinction entre les lésions bénignes et malignes.

[Abdul Jaleel et al. 2012], ont utilisé la technique du Dullrasoir (voir annexe A) et un filtre médian pour l'enlèvement des poils et la suppression du bruit, puis dans l'étape de segmentation ils ont appliqué un seuillage pour extraire les zones d'intérêt. Les attributs dédiés à l'identification des lésions sont obtenus via les ondelettes et sont définis comme entrées d'un réseau de neurones pour la classification. Les auteurs ont montré que la classification des lésions en cancéreuses ou non-cancéreuses avec une bonne exactitude peut être améliorée en changeant les techniques de prétraitement, de segmentation, d'extraction d'attributs ainsi que les classifieurs.

[Madhankumar et al. 2012], ont utilisé le filtre médian pour supprimer le bruit et les structures non désirées des images (les bulles). Puis, pour la segmentation et la localisation de la lésion une méthode de seuillage et de détection de frontières a été employée. Ensuite les différents attributs sont extraits via l'algorithme de Stolz. En employant cette méthode le taux d'erreur dans la classification en utilisant les réseaux de neurones a été réduit.

[Abdul Jaleel et al. 2013] ont fait un prétraitement des images de dermoscopie en utilisant un filtre médian. Puis, la région d'intérêt est séparée de la peau normale en utilisant une méthode de segmentation de seuil basée sur la couleur. Ensuite, deux techniques d'extraction de dispositifs sont employées à savoir, la matrice de cooccurrence de niveau gris et les attributs de couleurs relatives (rouge, vert, bleu). Ces dispositifs sont donnés comme entrées d'un classifieur basé sur un réseau de neurones qui classifie la lésion en cancéreuse ou non cancéreuse. L'auteur a constaté qu'en améliorant les techniques et les algorithmes de traitement d'images, le taux de bonne de la classification peut être augmenté.

[Nisha et al. 2013], ont utilisé les mêmes méthodes de prétraitement et de segmentation que Abdul Jaleel et al [27] mais à l'étape de l'extraction de d'attributs, ils ont utilisé la règle ABCD basée sur l'asymétrie de la lésion, sa bordure, sa couleur et son diamètre. Ensuite, en utilisant ces attributs ils calculent le score dermoscopique total (TDS), en s'appuyant sur cette valeur et sur les deux classifieurs : machine à vecteur de support et réseaux de neurones les lésions sont classifiées. Comme perspective à leurs travaux, ils préconisent de remplacer la règle ABCD par la règle ABCDE qui permet d'obtenir un résultat plus précis que la règle ABCD.

Le système proposé par [Mohamed Khalad et al. 2013] est basé sur le prétraitement d'images en utilisant un filtre médian, la segmentation de la région suspecte par la technique des K-means et l'extraction d'attributs en employant la sélection du mode séquentiel. Puis, les lésions sont classifiées en utilisant la machine à vecteur de support pour diagnostiquer les lésions malines ou bénignes. Ce système a permis une exactitude de classification de 88,9%, une sensibilité de 87,5% et une spécificité de 100%.

[Luis Rosado et al. 2013] ont utilisé pour le prétraitement un filtre faisant la moyenne circulaire (Pillbox) en employant un élément structurant sous forme de disque d'un rayon 5 et l'égalisation automatique des couleurs. Les algorithmes employés pour segmenter l'image, extraire et classifier ces attributs sont la méthode Otsu, la règle ABCD et les classifieurs d'arbres aléatoires.

Dans la chaine de [Mhaske et al. 2013], à l'étape de prétraitement, ils ont utilisé un filtre médian, une égalisation d'histogramme et une transformation de l'image du plan RGB au niveau de gris. Puis une méthode de seuillage est employée pour la segmentation de la région suspecte, les attributs sont extraits par la transformée en ondelette. Ensuite une étude comparative pour les deux classifieurs à savoir, la machine à vecteur de support et le réseau de neurones, la classification montre que le premier classifieur donne de meilleurs résultats.

Dans le travail de [Mohamed Khalad Abu Mahmoud. 2014], les techniques de prétraitement d'images sont composées d'un filtre médian adaptatif, d'un filtre de Gabor suivi d'une égalisation d'histogramme pour augmenter le contraste des images et améliorer l'exactitude du diagnostic. En utilisant une technique de seuillage, la lésion a été segmentée. Puis, les attributs extraits sont réduits en employant la sélection de mode séquentiel. Les attributs retenus sont présentés à un classifieur binaire basé sur la machine à vecteur de soutien pour classifier les lésions en mélanome malin ou bénin. Ce système a permis d'obtenir une exactitude de classification de 81 %, une sensibilité de 76 % et une spécificité de 100 %. Notons que la réduction d'attributs a permis de diviser le temps d'exécution par 17 tout en améliorant les résultats.

L'approche de [MaenTahruri. 2014] est basée sur l'identification de la zone suspecte par l'utilisation des K-means. Les attributs sont extraits d'une part, à partir des ondelettes ou de la décomposition de Curvelettes des images de niveau de gris de la lésion et d'autre part, des attributs liés à la couleur sont obtenus à partir des images originales de couleur. Cette chaîne permet d'atteindre par le classifieur basé sur la machine à vecteur de support, une exactitude d'identification de 87,7 % pour les attributs basés sur les coefficients d'ondelettes et 83,6. 6% pour les attributs basés sur les Curvelettes. Les résultats de sensibilité et de spécificité obtenus sont comparables à ceux obtenus par les dermatologistes.

Les différentes étapes du diagnostic utilisées par [SonaliJadhav et al. 2014] sont à savoir, la collection des images de dermoscopie, les filtrant en utilisant un filtre médian pour enlever les poils et les bruits, les segmentant en utilisant le seuil maximum d'entropie et les c-moyennes floues, l'extraction d'attributs en utilisant la matrice de cooccurrence de niveau de gris et la classification en utilisant les réseaux de neurones artificiels.

Dans le travail de [Mohanapriya et al. 2014], ils ont défini dans le prétraitement diverses techniques comme le découpage de niveau gris, le filtrage médian et le lissage d'histogramme. L'image est segmentée par une technique de seuillage, les attributs sont extraits par la règle ABCD. L'étape de classification est effectuée par le réseau de neurones.

[Azadeh et al. 2014] ont commencé l'étape de prétraitement par transformer l'image de dermoscopie au plan LAB puis appliquer le filtre adaptatif de Wiener. Par la suite, trois techniques d'amélioration de contraste sont utilisées dans le cadre de trois méthodologies pour découvrir la plus efficace pour une transformation plus ultérieure. Il s'agit d'une amélioration du contraste par une égalisation d'histogramme adaptative et une égalisation d'histogramme. La méthode Otsu est utilisée pour la segmentation.

Dans le travail de [Sabouri et al. 2014], le prétraitement est effectuée par un filtre morphologique et un filtre médian adaptatif, ensuite une détection de contours par la méthode de seuil Otsu, l'extraction d'attributs est faite par l'entropie de couleur et la matrice de cooccurrence de niveau gris. En outre, l'exécution de cinq classifieurs, K-plus proches voisins, Naïve Bayes, perceptron multicouche, forêt aléatoire et machine à vecteur de soutien a été faite pour comparer les résultats. Les résultats prouvent une sensibilité de 82,6% et une spécificité de 83% en utilisant un classificateur simple machine à vecteurs de support. Cependant, une meilleure exécution de la classification a été réalisée en utilisant un classifieur proposé par l'auteur qu'il appelle, classifieur de cascade avec la sensibilité de 83,06% et la spécificité de 90,05% en effectuant la validation en dix fois.

L'article de [Mahmoud Elgamal. 2013] présente deux techniques hybrides pour la classification des images de la peau. Les techniques hybrides proposées se composent de trois étapes, à savoir, l'extraction d'attributs, la réduction de la dimensionnalité, et la classification. A la première étape, les attributs sont obtenus en utilisant la transformation discrète des ondelettes. Dans la deuxième étape, les attributs des images de la peau ont été réduits en utilisant l'analyse en composantes principales. Dans l'étape de classification, deux classifieurs ont été développés. Le premier est basé sur le réseau de neurones artificiel et le deuxième classifieur est basé sur les k plus proches voisins. Les classifieurs ont été employés pour classifier des sujets en tant qu'images malines ou bénignes du cancer de la peau. Une classification avec un succès de 95% et de 97,5% a été obtenue par les deux classifieurs proposés respectivement. Ce résultat prouve que les techniques hybrides proposées sont robustes et efficaces.

[Mollersen. 2010] a utilisé une méthode non supervisée basée sur l'histogramme pour segmenter des lésions de peau. Cette technique est basée sur la définition d'un seuil optimal calculé à partir de l'histogramme de l'image. Généralement, la lésion et la peau saine sont représentées par deux pics et le seuil est défini comme étant la valeur entre les deux pics. Une étape de prétraitement consiste principalement à l'enlèvement des poils et la coupe d'image pour se débarrasser de la région presque noire qui entoure l'image et garder seulement la lésion et la peau saine. La lésion est segmentée en utilisant l'analyse d'histogramme et le seuillage global, en considérant non seulement deux modes (la lésion et la peau saine), mais des multi-modes en cherchant des changements de pentes de direction significatifs. Le mode de peau saine est trouvé en déterminant le maximum de l'histogramme. En utilisant les changements de pentes dans l'histogramme, le côté gauche et le côté droit qui sont liés à la

peau saine sont définis. Le sommet du mode de la lésion est déterminé comme étant la moyenne de tous les pixels dont les valeurs sont inférieures à la partie gauche attachée à la peau saine. Le seuil global est défini comme la moyenne du sommet du mode de la lésion et le sommet du mode de la peau. L'algorithme a été testé sur 91 images et évalué par trois dermatologues notant (évaluant) la segmentation comme : bonne, acceptable, pauvre (faible) et mauvaise. Le résultat a montré que 85 % des images ont été évaluées comme 'bonne' ou 'acceptable' par au moins deux dermatologues.

[Garnavi. 2011] a présenté une nouvelle approche, 'détection de contours hybride' en utilisant l'analyse spatiale colorée et le seuillage d'histogramme basé sur le clustering (regroupement). L'image de dermoscopie originale est dans l'espace RGB, elle a été transformée en un ensemble de 25 canaux de couleurs. Le canal le plus effectif et déterminant a été choisi. Dans la première étape, la lésion a été localisée en utilisant la méthode de seuillage d'Otsu [48]. Dans la seconde étape, une approche qui repose sur l'histogramme local basé sur le clustering affine la valeur du seuil. La méthode de 'détection de contours hybride' a été testée sur une base de 85 images dermoscopie obtenues par Melbourne Royal Hospital, avec deux ensembles de cas de validation (vérité terrestre), un taux de précision de 98 % est atteint.

[Celibi et al. 1975], en utilisant les méthodes de seuillage citées dans [Erkol et al. 2005; Celibi et al. 1975; Garnavi et al. 2011 ; Schmid. 1999; Lyatomi et al. 2008; Melli et al. 2006; Zhou et al. 2008; Schaefer et al. 2011 ; Celebi et al. 2005] combinées avec la méthode de fusion de seuil proposée par [Melgani. 2006], l'auteur a proposé une méthode automatisée de détection des contours de la lésion de la peau. La méthode est sensible aux poils et aux bulles présentes dans les images. L'application de la méthode sur 90 images de dermoscopie de l'Atlas Interactif EDRA de Dermoscopie [Argenziano et al. 2000], (23 malins et 67 bénin) a donné une erreur moyenne XOR de 8.31% un écart-type de 4.06.

[Peruch et al. 2014] a présenté une nouvelle approche basée sur l'histogramme. Après l'enlèvement des poils couvrant la lésion, les trois plans de couleurs (RGB) sont modifiés pour rééquilibrer les plans colorés pour devenir forts bleus, modérant vert et faible rouge. En utilisant l'analyse en composante principale, le premier composant est troublé (floué) avec un filtre moyen pour réduire le bruit. Finalement l'image résultante est soumise à un seuillage en utilisant un seuil automatique calculé de son histogramme. Testé sur 50 images, la divergence moyenne avec un dermatologue était 12.34 %.

La ligne de partage des eaux est proposée à l'origine par [Digabel et al. 1978 ; Lantuéjoul.1978], puis améliorée par [Beucher et Lantuéjoul.1979]. La ligne de partage des

eaux considère des pixels dans l'image en niveau de gris comme l'altitude d'un relief topographique, qui simule le flot en plaçant des sources d'eau dans des régions minimales (les bassins versant) du relief; le bassin est continuellement rempli par de l'eau. Le processus est arrêté quand les régions sont remplies. Les lignes de réunion ont appelé la ligne de partage des eaux est les frontières de deux régions dans l'image.

[Wang et al.2011] a utilisé la technique de la ligne de partage des eaux pour segmenter des lésions. Dans son approche, les poils sont enlevés avec des opérations morphologiques. La méthode st basée sur cinq étapes: (1) des minimums régionaux croissants, (2) des minimums régionaux étiquetant, (3) création la ligne de partage des eaux, (4) des lignes de partage des eaux d'enlèvement (5) et la création de la ligne de partage des eaux qui reflète l'image étiquetée. Un réseau de neurones est mis en œuvre pour minimiser l'erreur de segmentation. Finalement, une coupure de péninsule morphologique adaptative et une zone brillante adaptative fusionnant des seuils sont exécutés. Basé sur un ensemble de 100 images, une erreur de contours de pourcentage moyenne de 15.98 % est atteinte.

[Celebi et al. 2007] ont proposé une approche non supervisée de détection de contours dans des images de dermoscopie par l'algorithme de segmentation par fusion de région stochastique. Cette approche est réalisée en utilisant des pixels se mêlant selon un critère donné. Elle fait face aux difficultés traitant des images biomédicales caractérisées par des artefacts, des variations de luminance, des lésions multicolores et des contours de faible apparence. La méthode proposée est testée sur un ensemble de 90 images de dermoscopie (23 mélanomes malins et 67 bénins) obtenu de l'Atlas Interactif EDRA de dermoscopie [Argenziano et al. 2000] et trois cliniques privées. L'erreur moyenne XOR était de 10.52 %.

2.4. Discussions

A travers ce bref aperçu sur les techniques de détection automatique du cancer de la peau, nous constatons que pour l'étape de prétraitement, qui reste incontournable dans le diagnostic, les techniques utilisées ont permis dans la majorité des cas d'améliorer la qualité des images en réduisant, voire en éliminant les bruits liés au contexte de l'acquisition (bougé, dérive lumineuse, flou, poussières), au capteur (mauvaise mise au point) et à la numérisation (codage, quantification et échantillonnage). Ces techniques permettent d'obtenir des images assez proches des images idéales qui auraient été obtenues si le système d'acquisition était parfait. Les images de la base de données DermIS et DermQuest que nous avons utilisées dans notre travail sont des images prétraitées.

Le résultat de classification des lésions de la peau dépend principalement, de l'étape de segmentation qui consiste à extraire la zone d'intérêt d'une part et à choisir les attributs pertinents qui caractérisent cette lésion d'autre part. Ces attributs sont utilisés comme entrées d'un classifieur pour déterminer la nature de la lésion (bénigne ou maligne). Pour l'étape de segmentation, nous avons constaté que les méthodes utilisées dans la littérature ne permettent pas d'optimiser la segmentation, d'où la nécessité de l'utilisation des approches biomimétiques afin de pallier cet inconvénient. Dans le chapitre suivant, nous définirons un algorithme basé sur les colonies de fourmis artificielles qu'on utilisera pour la segmentation des lésions des mélanomes.

A l'étape d'extraction d'attributs, nous avons constaté que de nombreux chercheurs ne prennent en considération qu'un seul paramètre à savoir la texture, la couleur ou la forme, tandis que d'autres prennent en compte les trois paramètres mais n'utilisent que quelques caractéristiques (attributs) pour chacun d'eux. Ces deux façons d'opérer ne permettent pas d'obtenir une classification fiable car certaines lésions peuvent ne pas être discriminées. Pour pallier ces inconvénients, nous avons mis en œuvre une méthode qui prend en considération la texture, la couleur et la forme de la lésion ainsi que les caractéristiques de chacun d'eux. Cette méthode sera décrite en détails dans le quatrième chapitre.

CHAPITRE 3

OPTIMISATION DE LA SEGMENTATION EN UTILSANT LES COLONIES DE FOURMIS ARTIFICIELLES

3.1. Préambule

Les fourmis comme d'autres insectes telles que les termites, les araignées et certaines espèces d'abeilles et de guêpes, constituent des sources d'inspiration pour le développement de systèmes artificiels. L'exemple des fourmis est le plus répandu dans la littérature grâce à leur capacité à réaliser des tâches hautement complexes à partir d'interactions d'insectes simples à l'intelligence très rudimentaire.

Dans ce chapitre, nous présentons une méthode d'optimisation de la segmentation en utilisant les Colonies de Fourmis Artificielle. Dans une première étape, nous donnerons les principaux comportements des fourmis basés sur l'optimisation du chemin et le tri des éléments du couvain. Puis, nous définirons les modes de communication entre les fourmis.

Dans une autre étape, nous expliquerons le passage des fourmis réelles aux fourmis artificielles dans laquelle nous présenterons la formulation de l'algorithme de l'optimisation par colonies de fourmis (OCF) en se basant sur le fouragement, les phéromones et les mémoires ainsi que la diversification et l'intensification chez les fourmis.

Nous présenterons par la suite les différentes étapes de la construction de l'algorithme de segmentation des images en contours en utilisant l'optimisation par colonies de fourmis artificielles. Nous terminerons par donner des images tests segmentées par l'OCF afin d'évaluer notre algorithme.

3.2. Comportements des fourmis

La nature montre que les petites créatures comme les fourmis arrivent à résoudre collectivement des problèmes quotidiens nombreux et trop complexes pour une seule fourmi tels que : recherche de nourriture, construction de nid, division du travail et allocation des

tâches entre les individus, avec une organisation extrêmement structurée et sans aucune supervision. Deux comportements collectifs ont été principalement étudiés chez les fourmis : l'optimisation du chemin ou fourragement et le tri des éléments du couvain.

3.2.1. Le fourragement

Ce comportement met en évidence la capacité des fourmis à optimiser la procédure de fourragement. En effet, au départ les fourmis se déplacent d'une manière aléatoire de la fourmilière vers une source de nourriture en laissant les traces de phéromones sur le chemin qu'elles empruntent.

Cette trace tend à attirer les congénères qui, en la suivant, vont parvenir à la nourriture. Il a été constaté alors que les fourmis qui choisissent l'itinéraire le plus court, le terminent le plus vite. Les fourmis vont alors préférer progressivement cet itinéraire car il est marqué avec une plus grande quantité de phéromones. Ce comportement a été largement développé et appliqué à de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire et numérique.

3.2.2. Le tri des éléments du couvain

Ce comportement collectif concerne l'aptitude des fourmis à nettoyer leur nid en organisant collectivement des cimetières composés de cadavres empilés les uns sur les autres. Le principe est le suivant : plus un cadavre est isolé, plus la fourmi a de chances à le ramasser. La probabilité pour une fourmi porteuse de déposer ce qu'elle transporte suit une règle inverse : plus le monticule observé est important plus la probabilité de déposer le corps au sol sera grande. Ce comportement peut être directement mis en relation avec le problème de la classification [Ouadfel. 2006].

3.3. Communication entre les fourmis

Les communications interindividuelles entre fourmis sont de plusieurs types et varient d'une espèce à l'autre. Les principaux moyens de communication sont :

3.3.1. La communication tactile

Pour qu'elles puissent se reconnaître comme membres de la même fourmilière, lorsque deux fourmis se rencontrent, elles procèdent à quelques attouchements d'antennes ou de pattes.

3.3.2. La communication sonore

Les fourmis utilisent des stimuli vibratoires comme moyens de communication en frappant les parois de la fourmilière avec leur abdomen pour prévenir les autres. Elles tapotent aussi leurs antennes pour se parler. Elles utilisent ce signal comme signal de détresse en cas de danger, de qualité, de demande d'aide au cas où la nourriture trouvée est de grande taille.

3.3.3. La communication visuelle

Ce type de communication permet aux fourmis de retrouver leur chemin. Elles sont guidées par les traces marqueurs visuels de leurs congénères.

3.3.4. La communication chimique

Les fourmis sont équipées de glandes produisant des phéromones, substances de chimiques volatiles et odorantes qu'elles peuvent sentir par leurs antennes. Ce signal chimique porte l'information à la fois sur l'espèce, la société mais aussi le groupe et le stade de développement auxquelles appartiennent les fourmis rencontrées.

C'est en sécrétant cette substance qu'une fourmi éclaireuse marque le chemin qu'elle a utilisé et revient avertir ses pairs de la présence de nourriture ou d'un danger, ainsi que de sa localisation. C'est le moyen de communication le plus efficace et le plus utilisé par toutes les espèces de fourmis.

3.4. Les fourmis artificielles

C'est une entité simple dotée d'un comportement similaire ou étendu à celui de la fourmi réelle. Ce comportement doit être élémentaire, restreint et donc facile à programmer.

A l'intérieur d'une colonie, les fourmis sont concurrentes et asynchrones, elles coopèrent inconsciemment ensemble pour la résolution du problème considéré. Les fourmis artificielles communiquent entre elles indirectement par stigmergie via des modifications de leur environnement (par exemple par dépôt de traces de phéromones artificielles) qui représente la mémoire collective de la colonie. Elles ont été de plus, enrichies des contraintes et de comportements qu'on ne trouve pas dans leurs congénères réelles mais qui sont spécifiques au problème qu'elles résolvent.

3.5. Passage des fourmis réelles aux fourmis artificielles

Les fourmis sont caractérisées d'une capacité naturelle à résoudre différents problèmes liés à leur survie, qui est simulée et transposée pour la résolution de différents problèmes notamment le fourragement et le tri ou la classification de cadavres.

Les premiers travaux dans ce sens ont simulé ces comportements collectifs observés chez les fourmis réelles et les ont appliqués pour traiter différents problèmes comme l'optimisation du chemin et la classification des couvains [Denebourg et al. 1990].

3.5.1. Optimisation du chemin chez les fourmis

Le problème du voyageur de commerce a été le premier problème pour lequel les chercheurs ont appliqué le comportement des fourmis pour optimiser le chemin dans la recherche de la nourriture. Ainsi, les bons résultats obtenus ont incité de nouveaux chercheurs à l'utiliser dans d'autres domaines notamment la segmentation d'images en lui ajoutant certaines extensions que nous exposerons dans la suite.

Pour bien comprendre le comportement naturel des fourmis dans le fourragement, des expériences différentes ont été effectuées :

3.5.1.1. Pont binaire

Dans cette expérience, le nid des fourmis et la source de nourriture sont séparés par un pont binaire constitué de deux branches identiques.

Au départ, il n'y a pas de phéromone sur le pont. Donc, chaque branche peut être choisie par une fourmi avec la même probabilité [Denebourg et al. 1990]. Néanmoins, après une certaine période, on en déduit que, plus les fourmis suivent un chemin, plus elles déposent de phéromones et plus ce chemin devient intéressant à suivre. Ainsi la probabilité avec laquelle une fourmi choisit un chemin, augmente avec le nombre de fourmis qui ont pris ce chemin précédemment (Fig3.1).

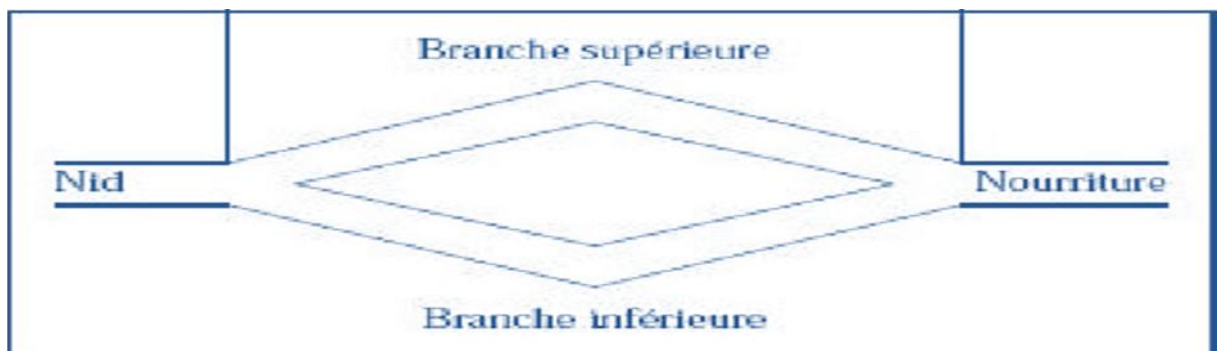


Figure 3.1. Pont binaire de Denebourg

3.5.1.2. Pont binaire à longueurs inégales

Dans cette expérience, les chercheurs ont étudié l'effet de l'utilisation d'un pont avec des longueurs inégales [Denebourg et al. 1990]. En raison du même mécanisme de dépôt de phéromone, les fourmis qui ont pris la branche la plus courte arrivent à la source de nourriture en premier, et retournent le long du même chemin en premier au nid, en augmentant ainsi les quantités de phéromones sur ce plus court chemin, renforçant ainsi le choix des autres fourmis (Fig3.2).

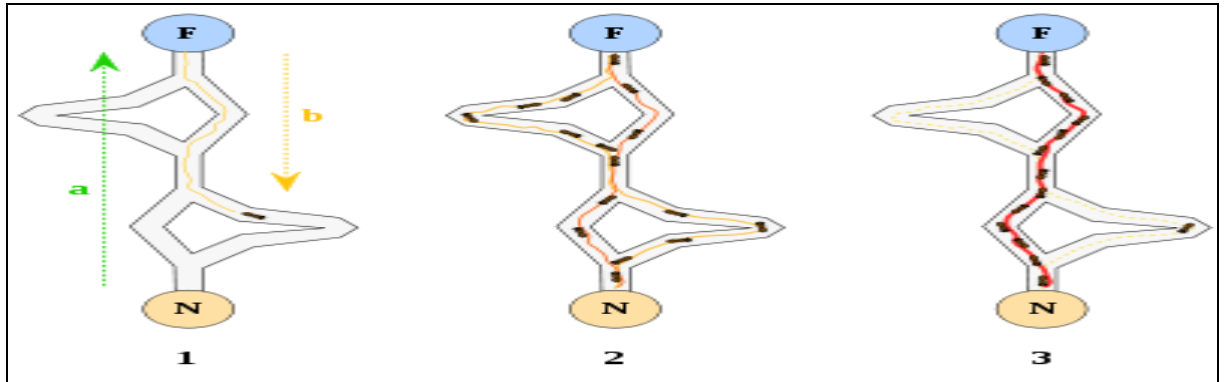


Figure 3.2. Expérience du pont avec des branches de tailles différentes

3.5.1.3. Pont avec un obstacle

Dans cette expérience, pendant que les fourmis suivent leur chemin (figure 3.2 (a)), un obstacle est placé afin de leur barrer la route entre le nid et la nourriture (figure 3.2 (b)). Les fourmis doivent alors contourner cet obstacle par la droite ou par la gauche afin de poursuivre leur chemin. Comme initialement, il n'y a aucune trace de phéromone le long de l'obstacle, la moitié des fourmis passent par le côté droit et l'autre moitié par le côté gauche (figure 3.3 (b)). Mais après un certain temps, les chercheurs [Denebourg et al. 1990] ont observé que les fourmis qui ont choisi le chemin le plus court, parviennent à reconstituer plus rapidement la concentration en phéromones sur ce chemin que celles qui ont choisi le chemin le plus long (figure 3.3 (c)). Ainsi, la concentration de phéromones sur ce plus court chemin va augmenter, incitant ainsi d'autres fourmis à le choisir (figure 3.3 (c)).

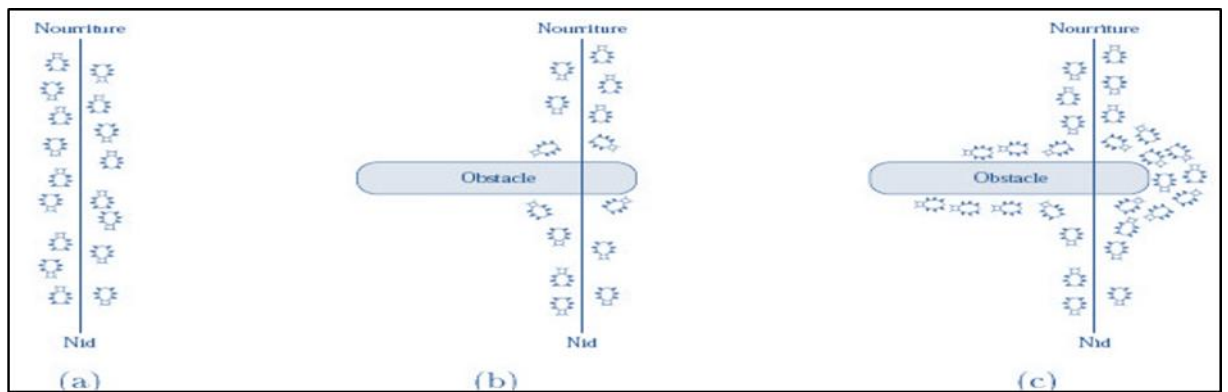


Figure 3.3. Effet de dépôt d'un obstacle entre la source de nourriture et le nid

3.5.2. Phéromones et mémoires chez les fourmis

Le choix de la méthode d'implémentation des pistes de phéromones est important pour obtenir les meilleurs résultats. Ce choix est lié aux possibilités de la représentation de l'espace de recherche, qui peuvent apporter des façons différentes d'implémenter les pistes.

En effet, les pistes de phéromones décrivent à chaque pas l'état de la recherche de la solution par le système, les agents (fourmis) modifient la façon dont le problème va être représenté et perçu par les autres agents.

Cette information est partagée par le biais des modifications de l'environnement des fourmis par une forme de communication indirecte : la stigmergie.

L'information est stockée un certain temps dans le système, ce qui peut être considéré comme une forme de mémoire efficace qui consiste à utiliser une piste $\tau_{i,j}$ entre deux villes « i » et « j » comme une représentation de l'intérêt de visiter la ville « i » après la ville « j ».

3.5.3. Intensification et diversification chez les fourmis

Le problème de l'emploi relatif de processus de diversification et d'intensification est un problème extrêmement courant dans la conception et l'utilisation de méta-heuristiques.

Par l'intensification, on entend l'exploitation de l'information rassemblée par le système à un moment donné. La diversification est au contraire l'exploration de régions de l'espace de recherche imparfaitement prises en compte. Il va s'agir donc, de choisir où et quand « injecter de l'aléatoire » dans le système (diversification) et/ou améliorer une solution (intensification).

3.5.4. Classification des couvains chez les fourmis

De la même façon que les algorithmes regroupés sous la catégorie de l'optimisation par colonies de fourmis (OCF), qui s'inspirent de la stratégie de recherche de nourriture chez les fourmis, la classification par fourmis artificielles s'inspire du tri collectif de couvains ou la construction de cimetières. Les premiers travaux réalisés dans ce domaine ont été ceux de [Denebourg et al. 1990]. La classification par fourmis artificielles se base sur un ensemble d'automates, se déplaçant aléatoirement sur une grille rectangulaire et qui sont capables de ramasser et déposer des objets sur cette grille dans le but d'obtenir une classification des objets selon un critère donné :

Le modèle de règles utilisé est relativement simple :

- Lorsqu'une fourmi rencontre un élément du couvain, la probabilité qu'elle s'en empare est d'autant plus grande que cet élément est isolé :
- Lorsqu'une fourmi transporte un élément du couvain, elle le dépose avec une probabilité d'autant plus grande que la densité d'élément du même type dans le voisinage est grande.

On définit les probabilités de ramasser un objet par (**P_p**) et les probabilités de le déposer par (**P_d**). Lorsqu'une fourmi ne transporte aucun élément, sa probabilité de ramasser un objet qu'elle rencontre sur son chemin est donnée par :

$$P_p = \left(\frac{k_1}{k_1 + f} \right)^2 \quad 3.1$$

Où :

k_1 : une constante positive

f : correspond à la proportion d'éléments perçus dans le voisinage de la fourmi.

Quand il y a peu d'objets dans le voisinage de l'objet convoité par la fourmi ($f \ll k_1$) ce qui signifie que **P_p** est proche de 1 et l'objet a beaucoup de chance d'être ramassé.

Inversement, quand le voisinage est dense en élément ($f \gg k_1$) alors **P_p** est proche de 0.

Lorsqu'une fourmi chargée d'un objet se déplace, sa probabilité de le déposer est donnée par :

$$P_d = \left(\frac{f}{k_2 + f} \right)^2 \quad 3.2$$

Où :

k_2 : une constante positive

f : correspond au nombre d'objets rencontrés durant les ' t ' derniers déplacements divisé par le nombre maximum d'objets qui auraient pu être rencontrés.

Les résultats obtenus par simulation montrent l'apparition de groupes d'objets, les agents ainsi définis permettent donc de ranger une surface sur laquelle des objets ont été éparpillés.

3.6. Segmentation d'images en contours par l'OCF

La détection de contours d'une image est un processus dont le but est d'identifier les points (pixels) dans celle-ci où une variation brusque de l'intensité se produit. Dans la méthode proposée, un certain nombre de fourmis se déplacent sur le graphique multidimensionnel de l'image pour trouver les pixels en question, leur mouvement est guidé par la variation locale des valeurs de l'intensité des pixels et les traces des phéromones, à la fin de ce processus, une carte contours de l'image originale est établie.

L'image est considérée comme une grille bidimensionnelle où l'ensemble des points (pixels) sont connectés entre eux.

Dans notre problématique, l'OCF utilisée s'appuie sur le principe suivant : les fourmis bougent d'un nœud (pixel) à un autre dans le graphique de l'image, leurs déplacements caractérisés par des étapes spécifiques sont illustrées par le tableau suivant (Table 3.1):

Initialisation de la position aléatoire des K fourmis, et la matrice des phéromones initiales τ_0

Construction de la matrice de visibilité

Pour le nombre d'itération $n=1 : N$, **faire**

Pour le nombre d'étapes de constructions $l=1 : L$, **faire**

Pour le nombre de fourmis $k= 1 : K$, **faire**

Répartition aléatoire des K fourmis

Choisir et aller vers le prochain pixel voisin

Mettre à jour la trace de phéromone du pixel visité

Fin

Fin

Mettre à jour tous les pixels visités (τ_{finale})

Fin

Eliminer les mauvaises solutions

Table 3.1. Les étapes de construction de la solution

3.6.1. Etape d'initialisation

Chaque fourmi est assignée à une position (pixel) aléatoire dans le graphique de l'image qui a une dimension $M \times M$, et à chaque position pixel dans l'image, nous assignons une valeur entre 0 et 1 appelée valeur initiale de la phéromone (les valeurs sont identiques pour tous les pixels). Ce principe nous conduit à construire une matrice qui a la même dimension que celle de l'image appelée **matrice de traces ou phéromones initiale** « τ_0 ».

3.6.2. Etape de la construction de la matrice d'information (visibilité)

En outre, une autre matrice appelée matrice de visibilité est construite à base de la variation locale des valeurs d'intensité I entre chaque pixel (i, j) de l'image et ses voisins. La figure suivante montre les différentes combinaisons de voisinage d'un pixel (Table3.2).

	$I(i-1, j)$	
$I(i, j-1)$	$I(i, j)$	$I(i, j+1)$
	$I(i+1, j)$	
$I(i-1, j-1)$	$I(i-1, j)$	$I(i-1, j+1)$
$I(i, j-1)$	$I(i, j)$	$I(i, j+1)$
$I(i+1, j-1)$	$I(i+1, j)$	$I(i+1, j+1)$

Table 3.2. Les voisins du pixel $I(i, j)$ (8 et 4 connexions de voisinage)

Le pixel $I(i, j)$ est caractérisé par son information heuristique déterminée par :

$$n_{i,j} = \frac{V_c(I_{i,j})}{\sum_{j=1}^M \sum_{j=1}^M V_c(I_{i,j})} \quad 3.3$$

Où :

$I_{i,j}$: l'intensité du pixel

$\sum_{j=1}^M \sum_{j=1}^M V_c(I_{i,j})$: Facteur de normalisation

$V_C(I_i, j)$: est une fonction qui opère sur le groupe local autour du pixel en question, elle dépend de la variation des valeurs d'intensité dans le groupe local, elle est calculée comme suit [Veronica et al. 2010 ; Drigo et Stutzle. 2004] :

$$V_C(I_{i,j}) = |I_{i-1,j-1} - I_{i+1,j+1}| + |I_{i-1,j} - I_{i+1,j}| + |I_{i-1,j+1} - I_{i+1,j-1}| + |I_{i,j-1} - I_{i,j+1}| \quad 3.4$$

3.6.3. Etape du déplacement des fourmis

Le déplacement d'une fourmi d'un pixel (i_0, j_0) à autre (i, j) qui lui est adjacent suit une règle pseudo aléatoire.

La probabilité de transition pour explorer les autres pixels est donnée par :

$$p^{(n)}(i_0, j_0), (i, j) = \begin{cases} \frac{(\tau_{i,j}^{(n-1)})^\alpha * (n_{i,j})^\beta}{\sum_{(i,j) \in \varphi(i_0, j_0)} \tau_{i,j}^{(n-1)\alpha} * (n_{i,j})^\beta} & \text{si } (i, j) \in \varphi(i_0, j_0) \\ 0 & \text{Si non} \end{cases} \quad 3.5$$

Où :

(n) : Indice de l'itération;

$\tau_{i,j}^{(n-1)}$: La valeur du phéromone du pixel (i,j) ;

$\varphi(i_0, j_0)$: L'ensemble des pixels voisins du point (i_0, j_0) ;

$n_{i,j}$: Information heuristique du pixel (i, j) appelée aussi la visibilité;

α : Une constante entre 0 et 1, elle contrôle l'influence de la phéromone;

β : Une constante entre 0 et 1, elle contrôle l'influence de l'information heuristique.

Suivant la probabilité de déplacement (équation 3.5), une fourmi peut se déplacer à n'importe quel pixel adjacent. Cependant, son mouvement est limité par la condition qu'une fourmi doit se déplacer vers un nœud qu'elle n'a pas récemment visité au cours de la même itération. Cela empêche les fourmis de visiter le même ensemble de nœuds à plusieurs reprises en réduisant ainsi l'espace de recherche.

Cette condition est réalisée grâce au pouvoir de mémoire que possède chaque fourmi : elle retient les nœuds récemment visités.

3.6.4. Etape de la mise à jour

Au cours de son déplacement d'un pixel à un autre, la fourmi marque son passage en mettant immédiatement à jour la valeur de la phéromone existante en ce point.

Cette mise à jour de la valeur de la phéromone est appelée mise à jour **locale** donnée par :

$$\tau_{i,j}(n+1) = (1-\rho) * \tau_{i,j}(n) + \rho \Delta \tau(i, j) \quad 3.6$$

Où :

ρ : est une constante entre 0 et 1, appelée coefficient d'affaiblissement de phéromone ;

$$\Delta \tau(i, j) \text{ est donné par : } \Delta \tau(i, j) = \frac{1}{n_{i,j}} \quad 3.7$$

A la fin du procédé de construction réalisé en « L » étapes par les « K » fourmis et à la fin de chaque itération « N », une autre mise à jour sera appliquée à la matrice de phéromones des pixels visités par au moins par une seule fourmi.

Cette mise à jour de la valeur des phéromones est appelée mise à jour **globale** donnée par :

$$\tau_{i,j}(n+1) = (1-\rho) * \tau_{i,j}(n) + \rho \tau o(i, j) \quad 3.8$$

Nous présentons dans la figure 3.4 les étapes d'implémentation de l'OCF pour segmenter une image en contours :

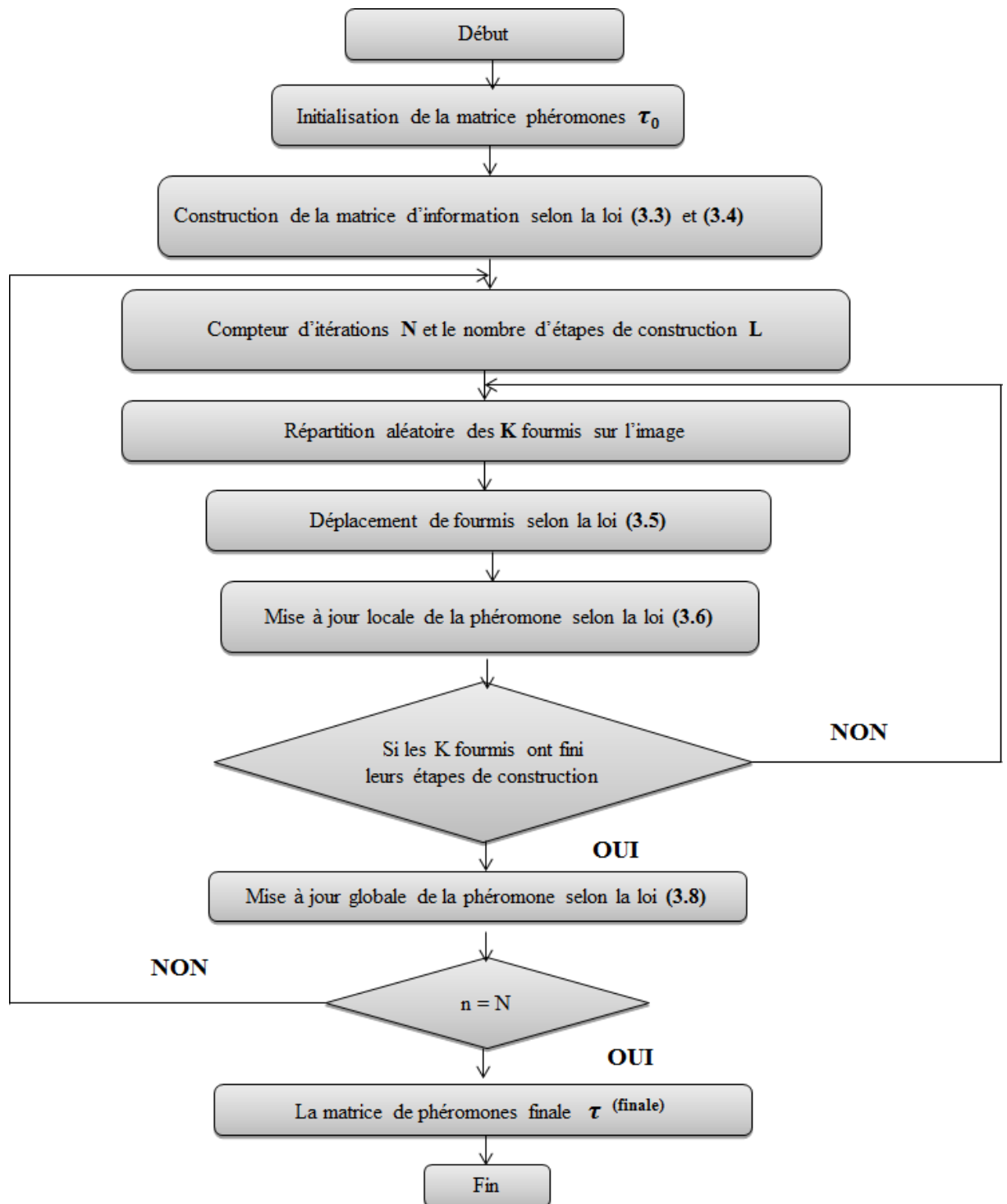


Figure 3.4. Les étapes d'implémentation de l'OCF pour segmenter une image en contours

3.6.5. Etape de la prise de décision

Il s'agit de la dernière étape de notre processus de construction de la solution, donc de détection de contours. La matrice finale de phéromones construite par les fourmis est employée pour prendre une décision sur chaque pixel de l'image, cette décision nous permet de dire si un pixel est contour ou pas et d'éliminer les pixels non contours.

La décision est prise après l'application d'un seuil sur la matrice finale de phéromones « $\tau^{(finale)}$ ».

Cette décision est binaire, elle est prise pour chaque pixel par l'application d'un seuil « T » sur la matrice finale de phéromones « $\tau^{(finale)}$ ».

Pour cela un $T^{(0)}$ est choisi comme la valeur moyenne de la matrice de phéromone finale. Ainsi, les valeurs de cette dernière sont classifiées dans deux catégories selon le critère qu'une valeur est inférieure $T^{(0)}$ ou supérieure à $T^{(0)}$.

Alors le nouveau seuil est calculé comme la moyenne de deux valeurs moyennes de chacune de deux catégories. Ce processus est répété jusqu'à ce que la valeur du seuil ne change pas (en termes de tolérance définie par l'utilisateur) [Drigo et Stutzle. 2004].

Le déroulement de ce procédé est détaillé comme suit :

Etape 1 : initialisation de $T^{(0)}$

$$T^{(0)} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \tau_{i,j}^{(finale)}}{M * M} \quad 3.9$$

Etape 2 : Séparer la matrice de phéromone $\tau^{(finale)}$ en deux classes, où la première est inférieur à $T^{(1)}$ et la deuxième classe est supérieure à cette valeur.

Nous calculons ensuite la moyenne de chacune des deux classes en utilisant les formules suivantes :

$$m_L^{(1)} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M g_{T^{(1)}}^L \tau_{i,j}^{(finale)}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M h_{T^{(1)}}^L \tau_{i,j}^{(finale)}} \quad 3.10$$

$$m_U^{(1)} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M g_{T^{(1)}}^U \tau_{i,j}^{(finale)}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M h_{T^{(1)}}^U \tau_{i,j}^{(finale)}} \quad 3.11$$

Avec :

$$g_{T^{(1)}}^L(x) = \begin{cases} x & \text{Si } x \leq T^{(1)} \\ 0 & \text{Si non} \end{cases} \quad 3.12$$

$$h_{T^{(1)}}^L(x) = \begin{cases} 1 & \text{Si } x \leq T^{(1)} \\ 0 & \text{Si non} \end{cases} \quad 3.13$$

$$g_{T^{(1)}}^U(x) = \begin{cases} 1 & \text{Si } x \geq T^{(1)} \\ 0 & \text{Si non} \end{cases} \quad 3.14$$

$$h_{T^{(1)}}^U(x) = \begin{cases} 1 & \text{Si } x \geq T^{(1)} \\ 0 & \text{Si non} \end{cases} \quad 3.15$$

Etape 3 : mettre à jour la valeur de $T^{(1)}$

$$T^{(1)} = \frac{m_L^{(1)} - m_U^{(1)}}{2} \quad 3.16$$

Etape 4 : comparer les valeurs de $T^{(1)}$ entre les itérations successives :

$$|T(1) - T(1-1)| \geq \varepsilon \quad 3.17$$

Avec :

ε : est une constante choisie par l'opérateur comme critère d'arrêt ;

Si cette condition est satisfaite alors nous revenons à l'étape 2, sinon le processus est arrêté et le contour est détecté.

$$E_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{Si } \tau_{i,j}^{(N)} \geq T^{(1)} \\ 0 & \text{Si non} \end{cases} \quad 3.18$$

L'organigramme de la prise de décision est donné ci après (figure 3.5):

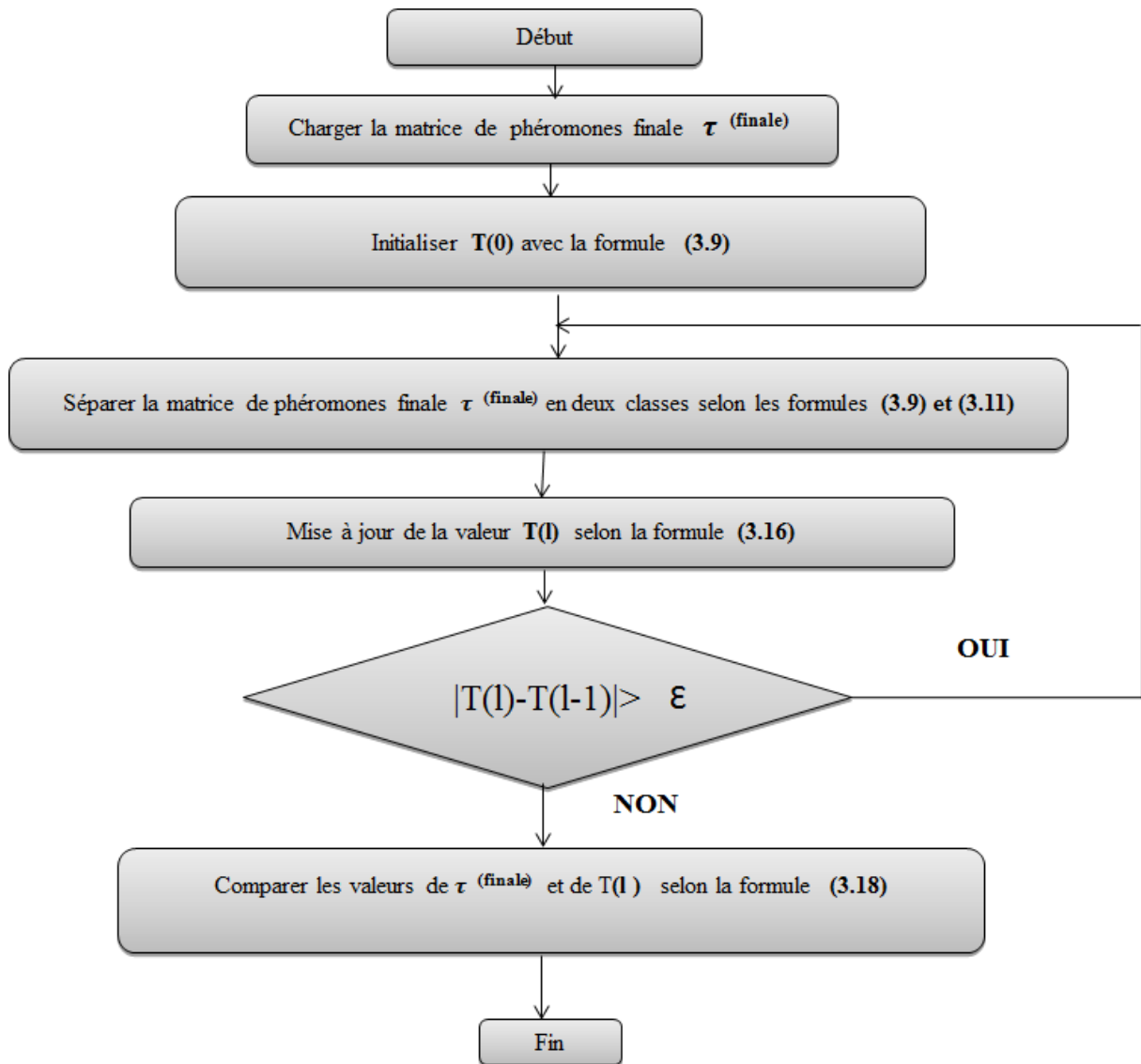


Figure 3.5.Prise de décision sur le résultat trouvé par l'OCF (Si le pixel est contour ou pas).

3.7. Application de l'OCF sur des images test

Pour tester cette méthode nous avons utilisé l'image test Cameraman (figure 3.6) et le filtre de Sobel qui est pris comme référence par la communauté scientifique qui travaille dans ce domaine.

L'application de l'algorithme OCF sur cette image nous a permis après plusieurs tests de retenir les paramètres conduisant à une détection optimale des points des contours. Ces paramètres sont donnés dans le tableau 3.3.

Paramètres d'optimisation	valeur optimale
Alpha (α)	1
Beta (β)	0.01
Rho (ρ)	0.001
Nombre d'itérations(N)	07
Nombre de fourmis (K)	$\sqrt{\text{taille de l'image}}$
Nombre de mouvement de déplacement (L)	40
Epsilon (ϵ)	0.1

Table 3.3. Valeurs optimales des paramètres de l'OCF



Figure 3.6. Image originale

La figure 3.7 donne les résultats obtenus par l'application du détecteur de Sobel et la figure 3.8. ceux obtenus par l'OCF.

Détection des contours par Sobel



Figure 3.7. Détection de contours par Sobel

Détection des contours par OCF



Figure 3.8. Détection de contours par OCF

En comparant ces deux résultats, nous constatons que les colonies de fourmis ont conduit à une détection plus fine des contours qui sont reproduits fidèlement. De plus, cette méthode sépare clairement les pixels contours des pixels régions, et évite ainsi l'apparition de faux contours. Elle permet aussi de discriminer deux contours proches.

3.8. Discussions

Comme nous venons de le voir dans ce chapitre, l'utilisation des colonies de fourmis pour optimiser la segmentation conduit à une bonne détection des points de contours.

Pour ce faire, le comportement du fouragement des fourmis réelles a été simulé et transposé vers un processus dont le but est d'identifier les points (pixels) dans lesquels une variation brusque de l'intensité se produit. Ce processus permet de simuler un certain

CHAPITRE3 : OPTIMISATION DE LA SEGMENTATION EN UTILISANT LES COLONIES DE FOURMIS ARTIFICIELLES

nombre de fourmis qui se déplacent sur le graphique multidimensionnel de l'image pour trouver les pixels du contour. A la fin de ce processus, une carte reproduisant fidèlement les contours de l'image originale est établie en optimisant les paramètres liés à chaque étape du processus. Ces paramètres seront utilisés dans le prochain chapitre pour la segmentation des lésions de la peau.

CHAPITRE 4

SEGMENTATION, CARACTERISATION ET CLASSIFICATION DES MELANOMES

4.1. Préambule

Dans ce chapitre, nous présentons dans un premier temps un exemple d'images malignes et bénignes ainsi que leurs masques manuels (figure 4.1). Dans un deuxième temps, nous donnerons les résultats de segmentation par OCF appliqué à un échantillon de la base de données publique DermIS et DermQuest dans chacun des trois plans des espaces couleurs RGB, HSV, LAB et le plan niveaux de gris ainsi que le masque final, de chaque lésion, qui a été utilisé pour extraire la zone suspecte. Les attributs qui caractérisent la lésion segmentée par OCF et par masques manuels seront calculés. Puis les attributs les plus pertinents seront sélectionnés. Ces attributs seront définis comme entrées de deux classifieurs, l'un, basé sur les réseaux de neurones et l'autre basé sur les K-plus proches voisins.

Une comparaison des résultats de classification obtenus par utilisation des deux classifieurs et des deux types d'attributs sera faite.

4.2. Présentation des données

Les images que nous avons utilisées pour mettre au point notre technique ont été extraites de la base de données Atlas (DermIS et DermQuest). Cette base comprend 282 images RGB dont 149 représentent des lésions bénignes et 133 des lésions malignes. Les tailles de ces images varient de 259x382 pixels à 1186x1369 pixels.

Dans toutes les images de la base, la lésion entière est visible mais n'est pas nécessairement au milieu de l'image et peut être connectée aux bords de l'image. Ces images

sont prises par des caméras numériques conventionnelles avec des résolutions spatiales différentes > 1 méga pixel.

Pour tester notre méthode, nous avons utilisé 172 images dont 88 représentent des lésions malignes et 84 des lésions bénignes, en plus des masques manuels de chaque lésion. Ces images ont été redimensionné afin d'unifier les tailles de toute la base sur laquelle nous travaillons et unifier ainsi les résultats d'extraction de la zone d'intérêt, les attributs qui la caractérisent et les résultats de classification.

Pour illustrer les résultats obtenus, nous présentons un échantillon des images à traiter constitué de 15 images malignes (Fig.4.1) et de 15 images bénignes (Fig.4.2) ainsi que leurs masques respectifs (Fig.4.3 et Fig.4.4).

4.3. Détection des contours des lésions par l'OCF.

Les résultats obtenus sur l'échantillon, des images représentant des lésions malignes, présentées dans la figure 4.2 en appliquant l'algorithme OCF sur chacun des trois plans de chaque espace couleur HSV, RGB, LAB et sur le plan à niveau de gris sont donnés dans les figures 4.5 à 4.14.

Les résultats obtenus sur l'échantillon des images représentant des lésions bénignes présentées dans la figure 4.3 en appliquant l'algorithme OCF sur chacun des trois plans de chaque espace couleur HSV, RGB, LAB et sur le plan à niveau de gris sont donnés dans les figures 4.15 à 4.24.



Figure 4.1.Lésions malignes

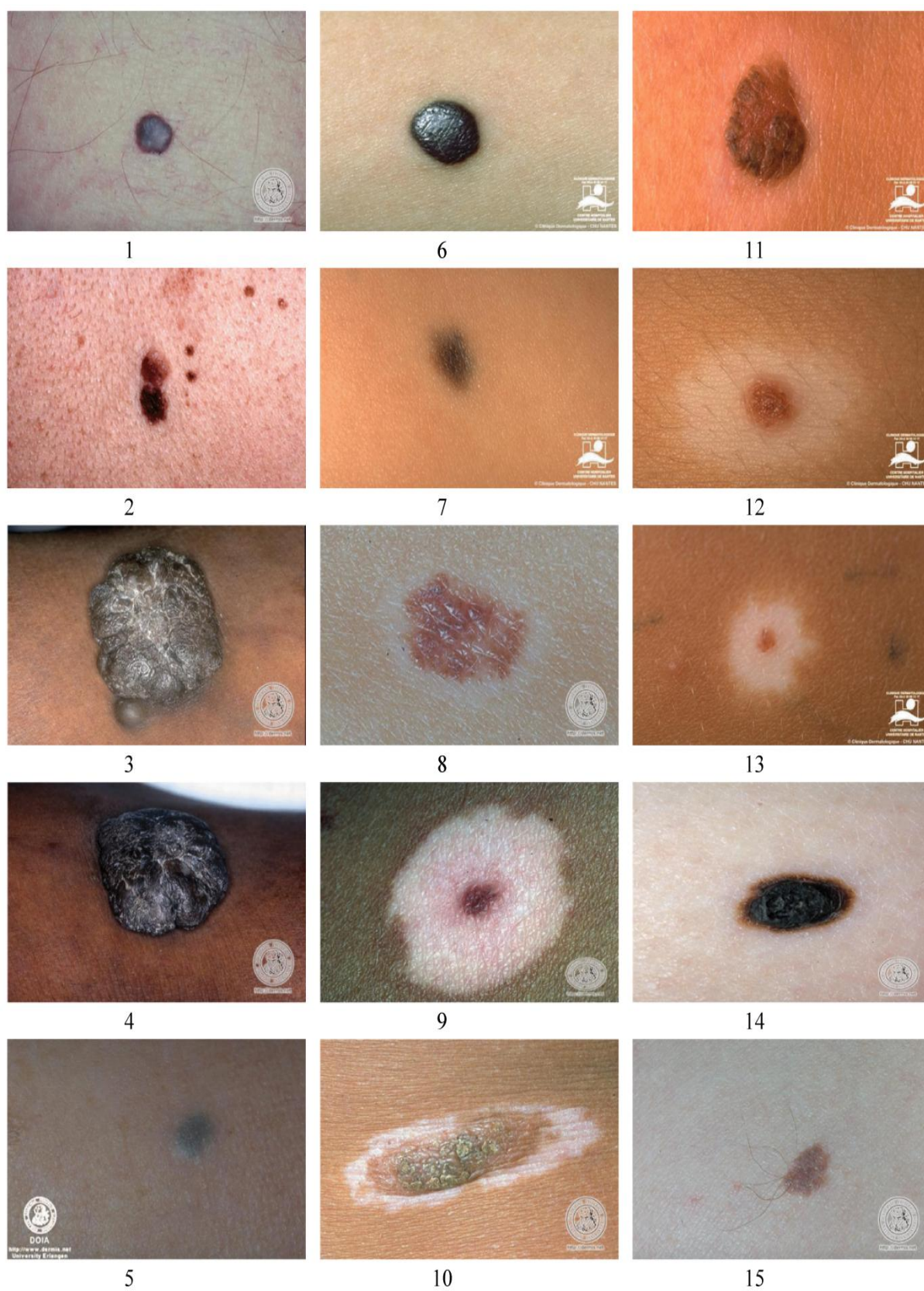


Figure 4.2. Lésions bénignes

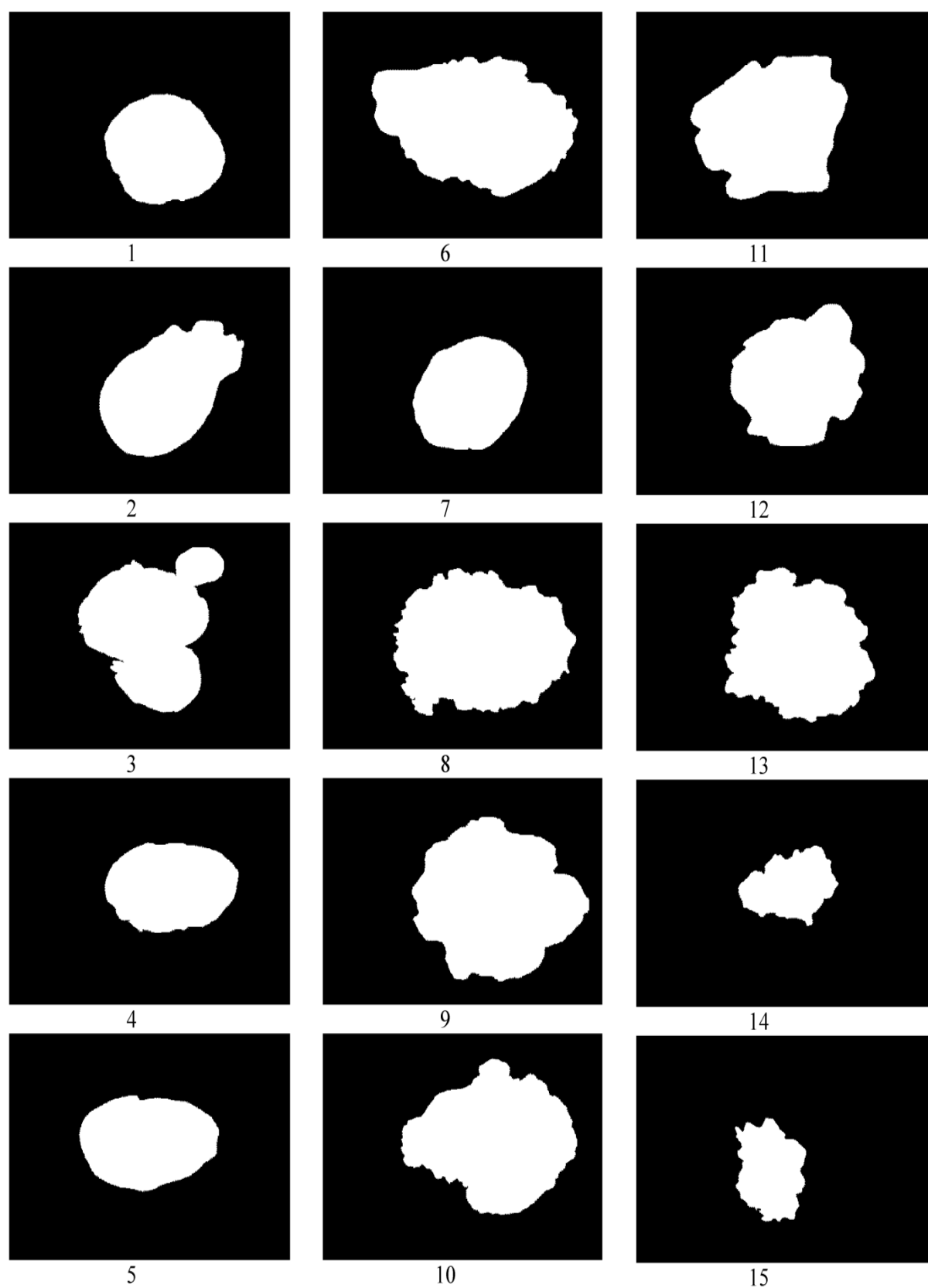


Figure 4.3. Masque manuels des lésions malignes

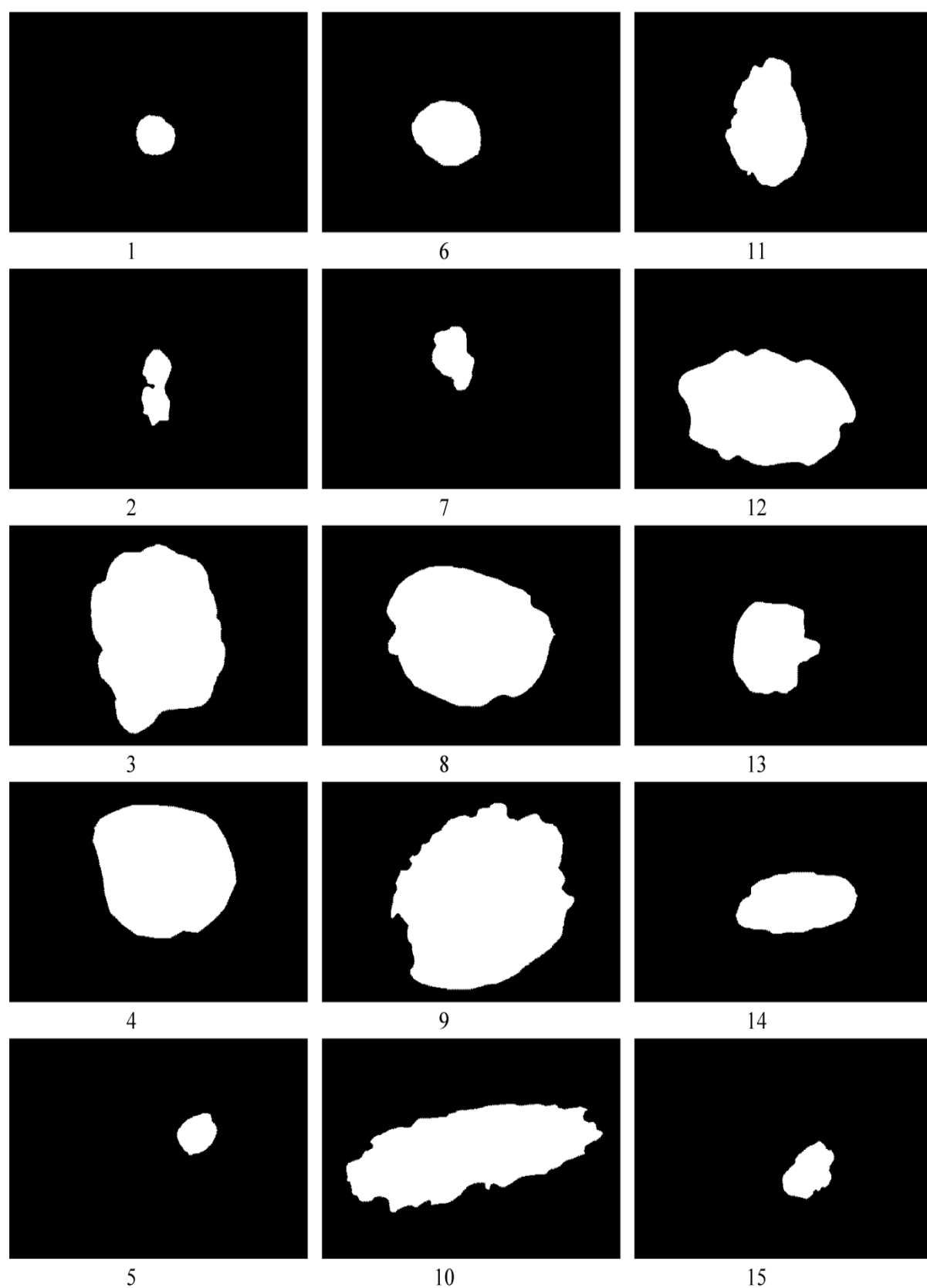


Figure 4.4 Masque manuels des lésions bénignes

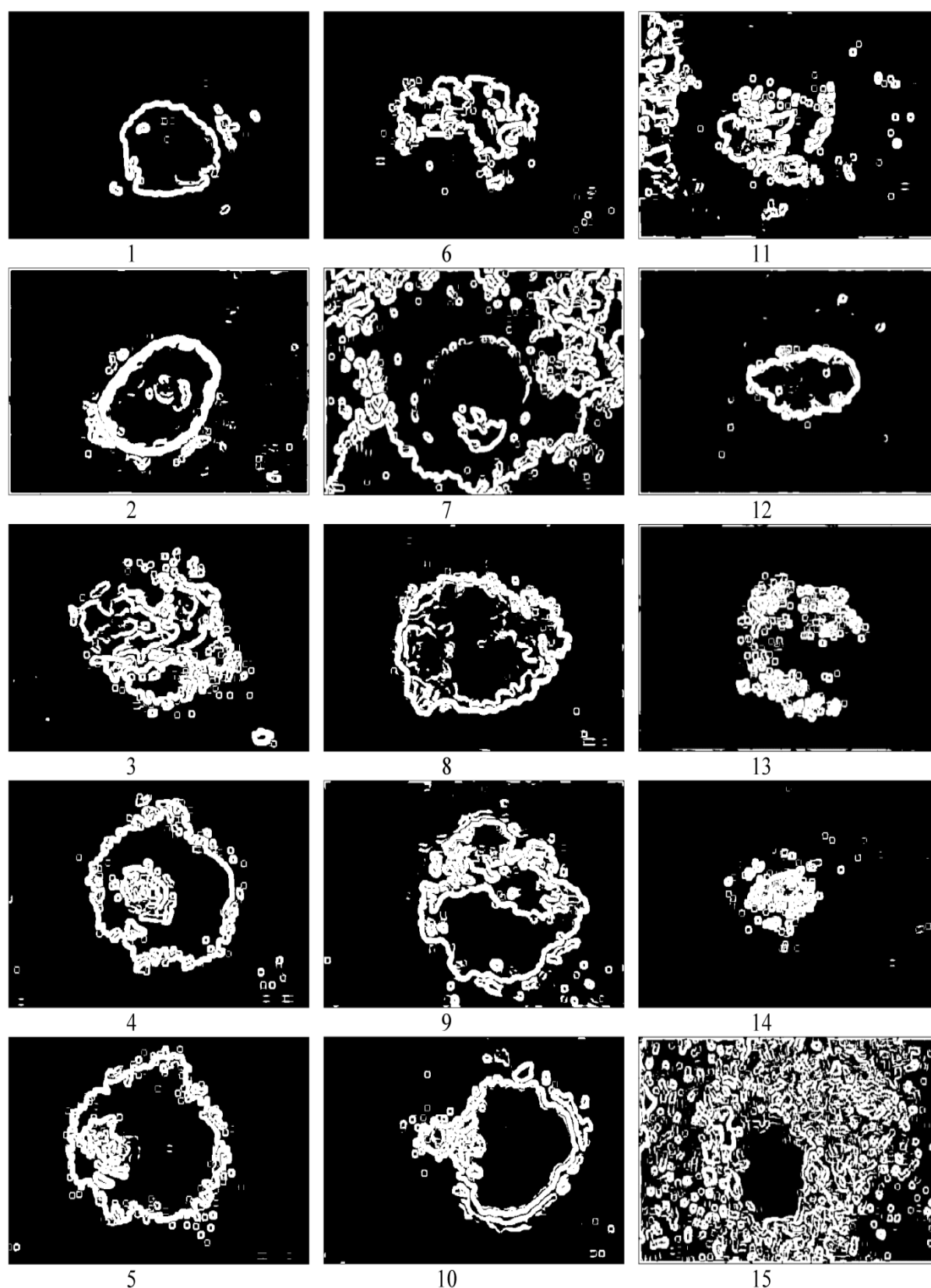


Figure 4.5. Contours détectés dans le plan **H** (espace HSV) des lésions malignes

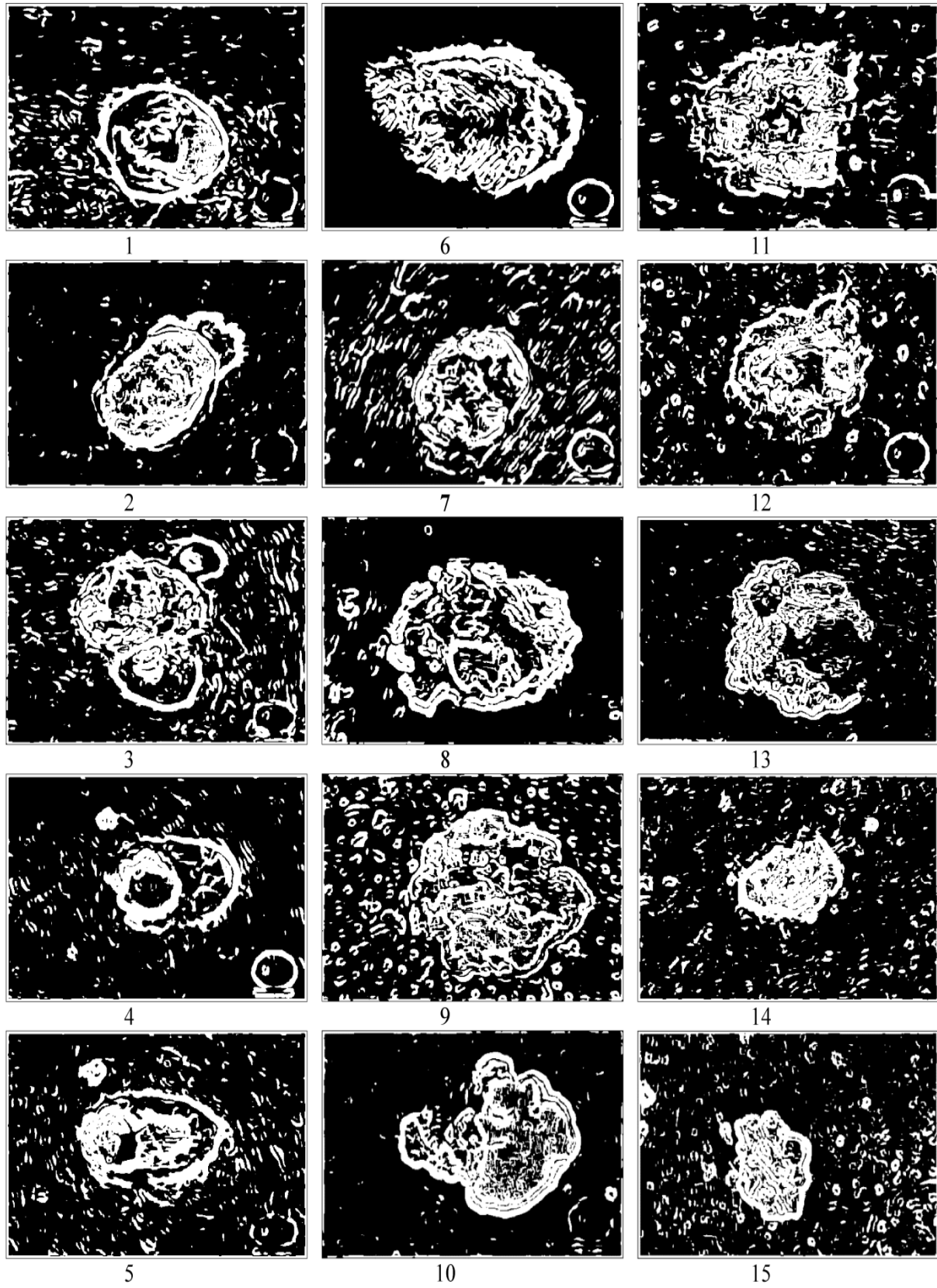


Figure 4.6. Contours détectés dans le plan S (espace HSV) des lésions malignes

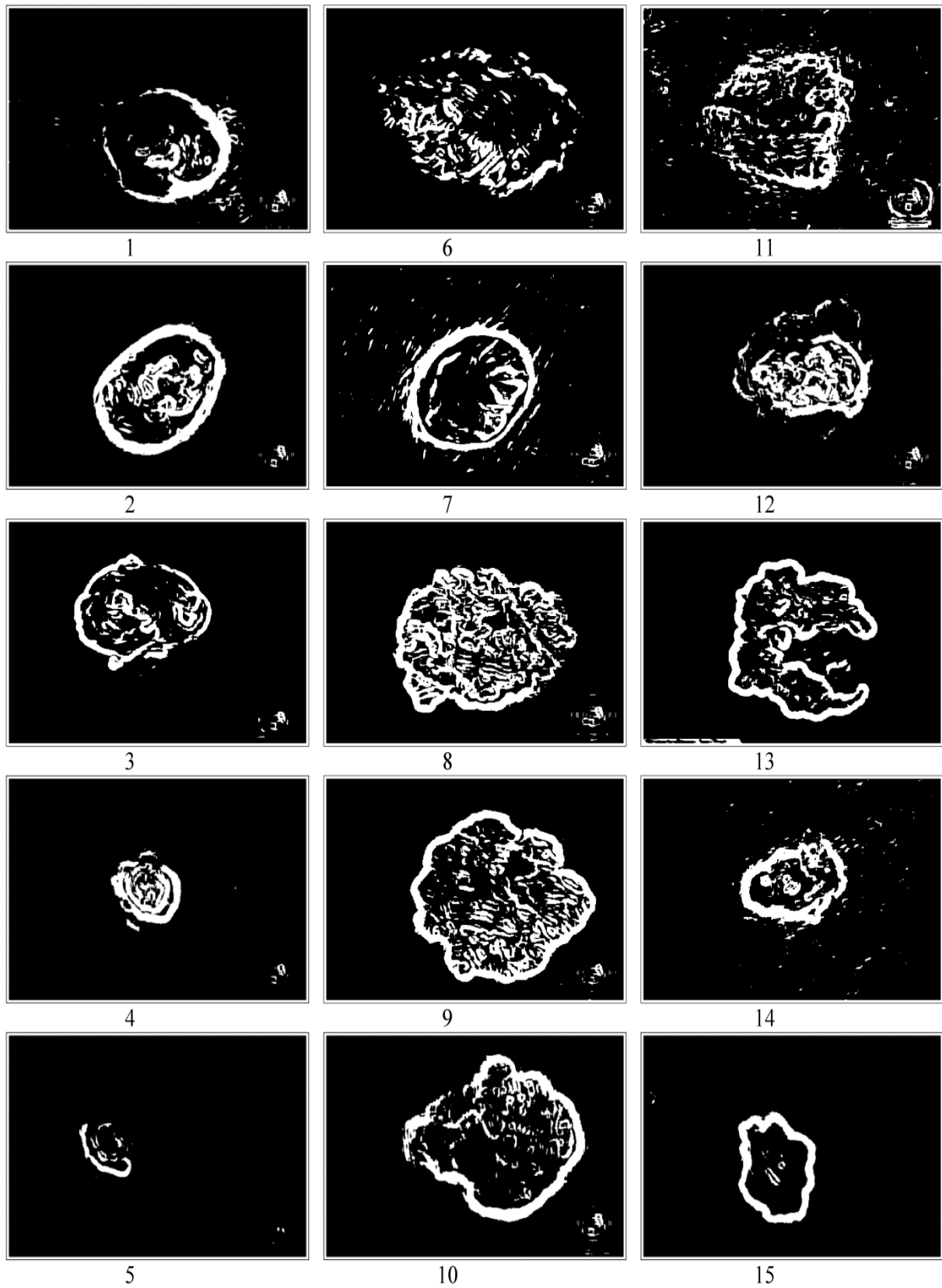


Figure 4.7. Contours détectés dans le plan V (espace HSV) des lésions malignes

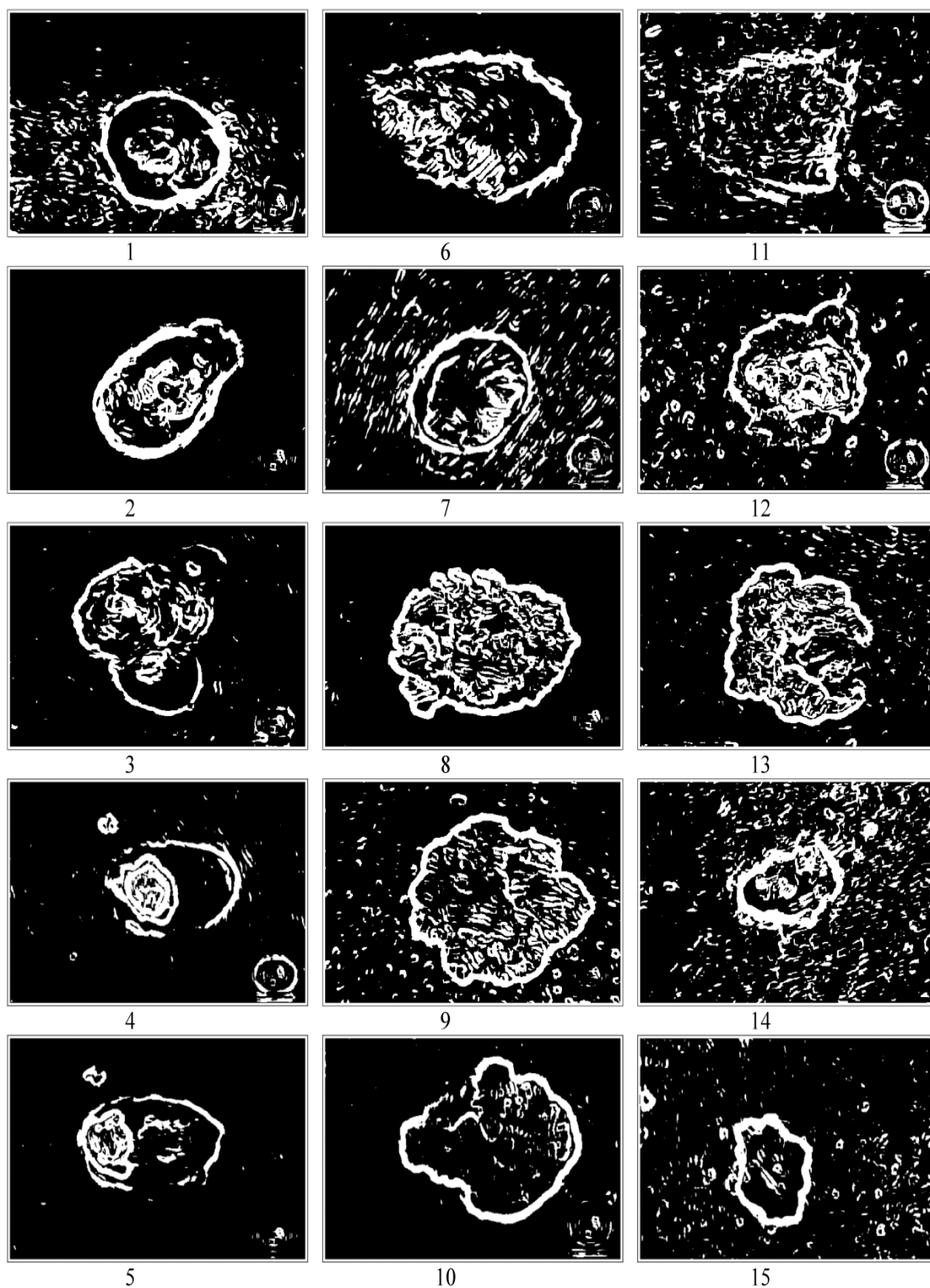


Figure 4.8. Contours détectés dans le plan **R** (espace RGB) des lésions malignes

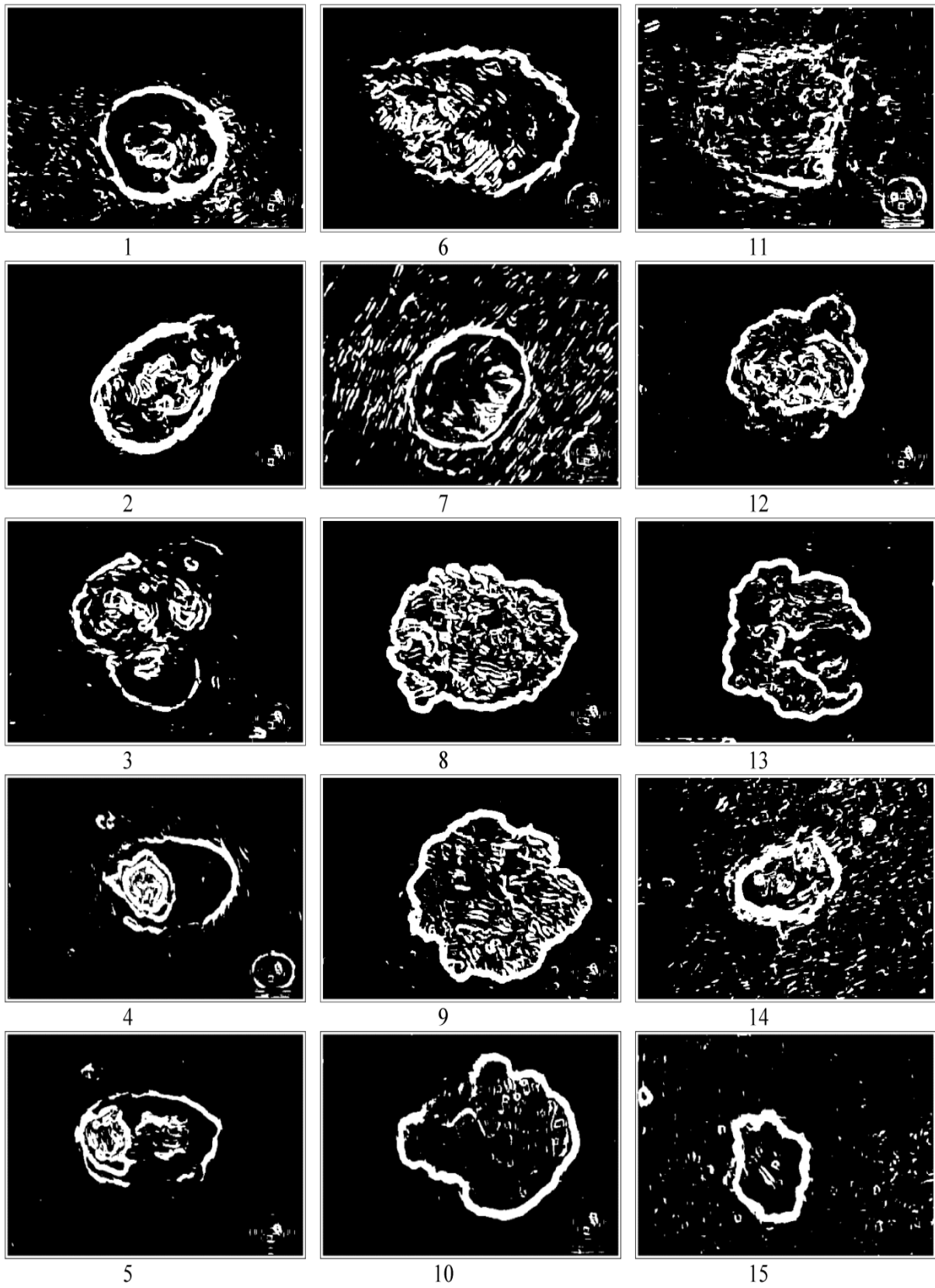


Figure 4.9. Contours détectés dans le plan **G** (espace RGB) des lésions malignes

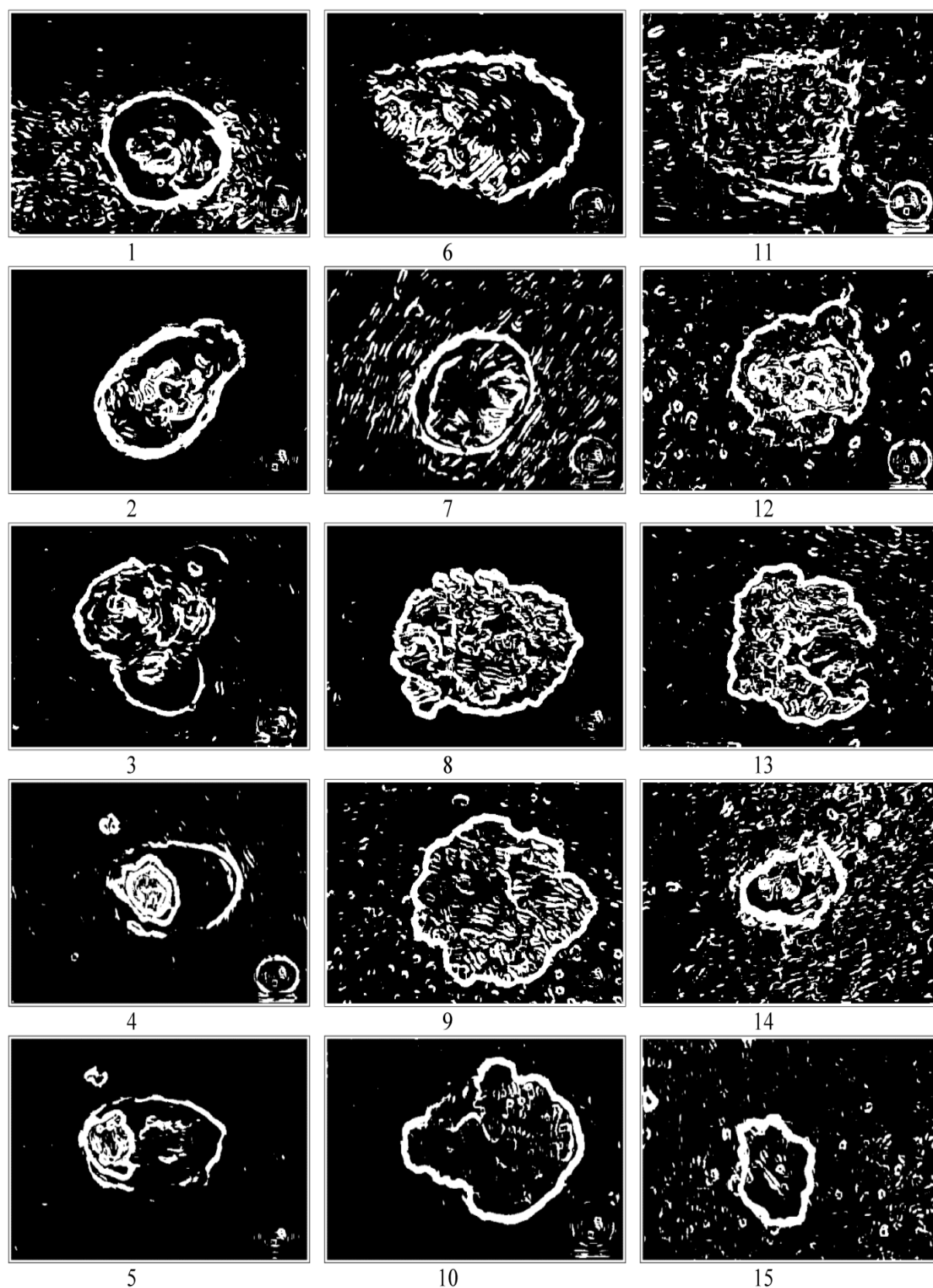


Figure 4.10. Contours détectés dans le plan **B** (espace RGB) des lésions malignes

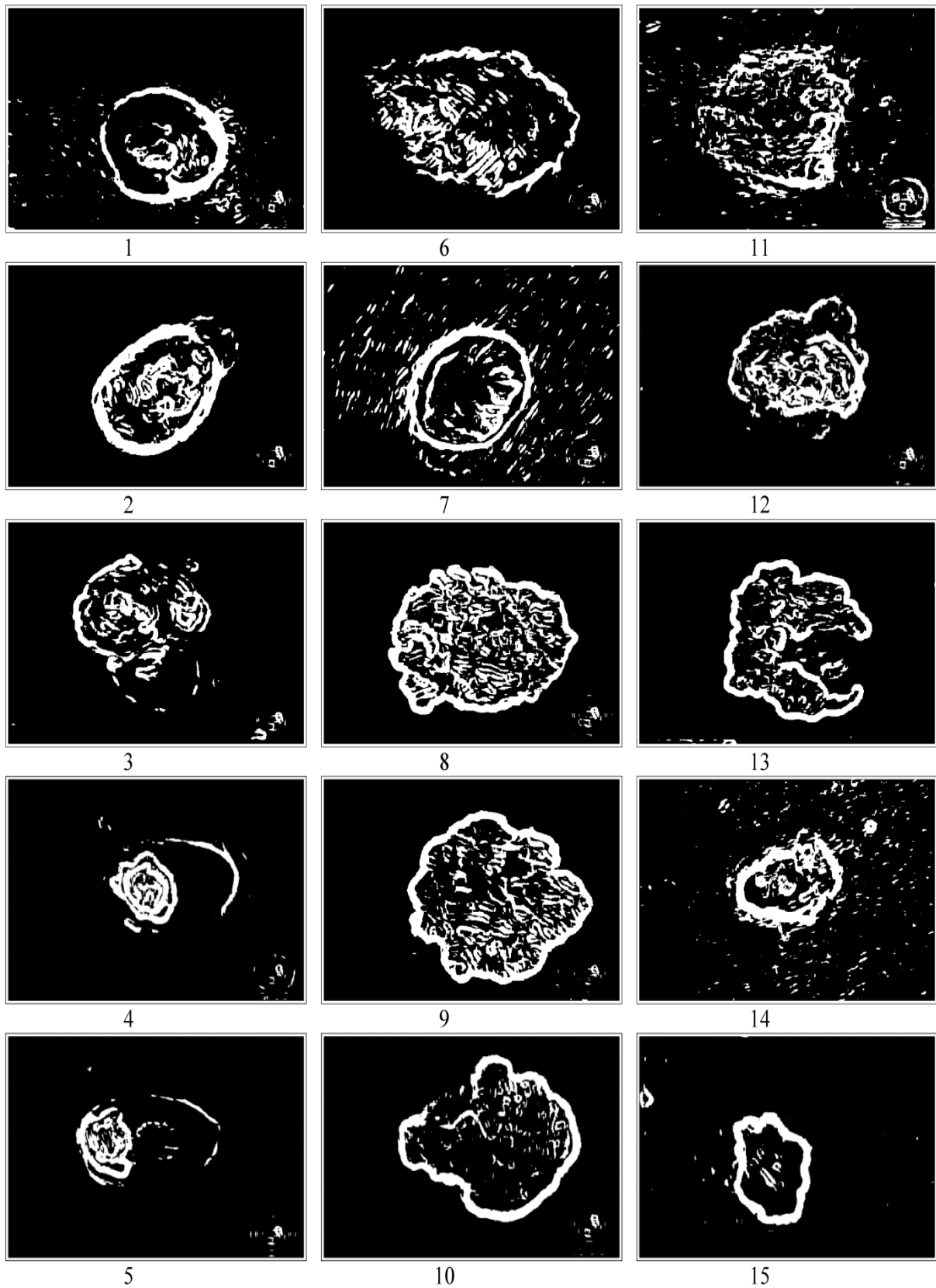


Figure 4.11. Contours détectés dans le plan L (espace LAB) des lésions malignes

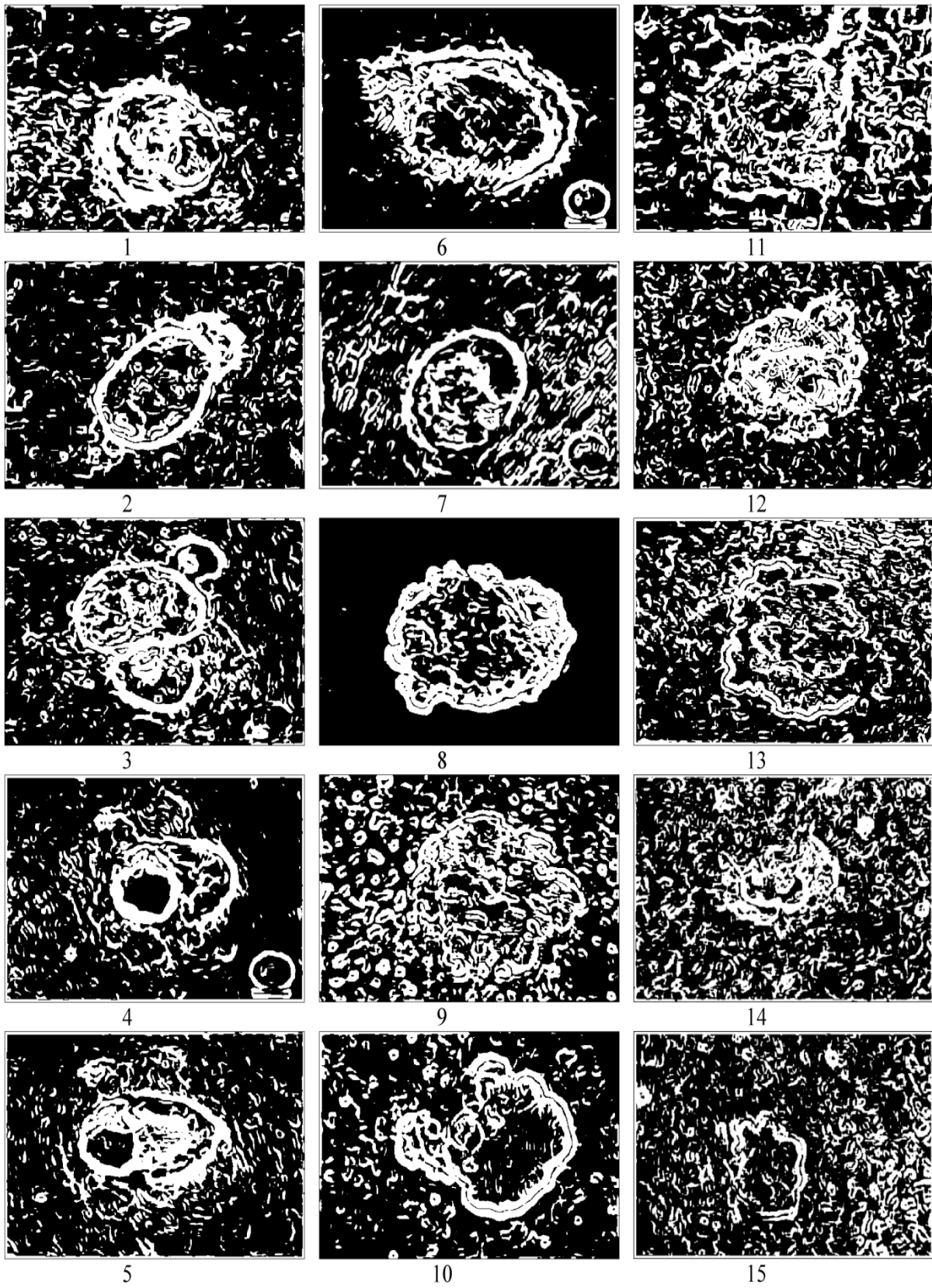


Figure 4.12. Contours détectés dans le plan A (espace LAB) des lésions malignes

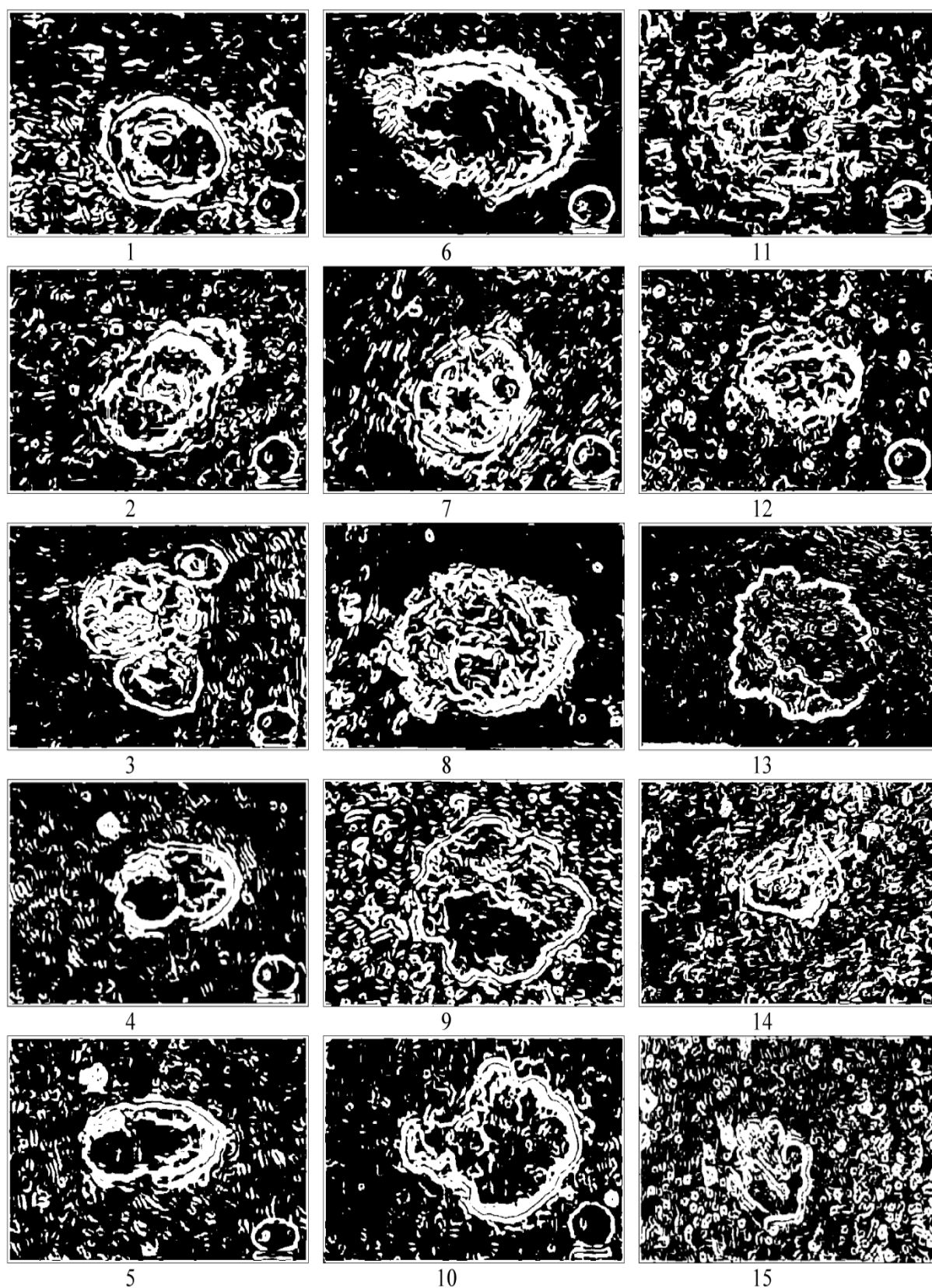


Figure 4.13. Contours détectés dans le plan **B** (espace LAB) des lésions malignes

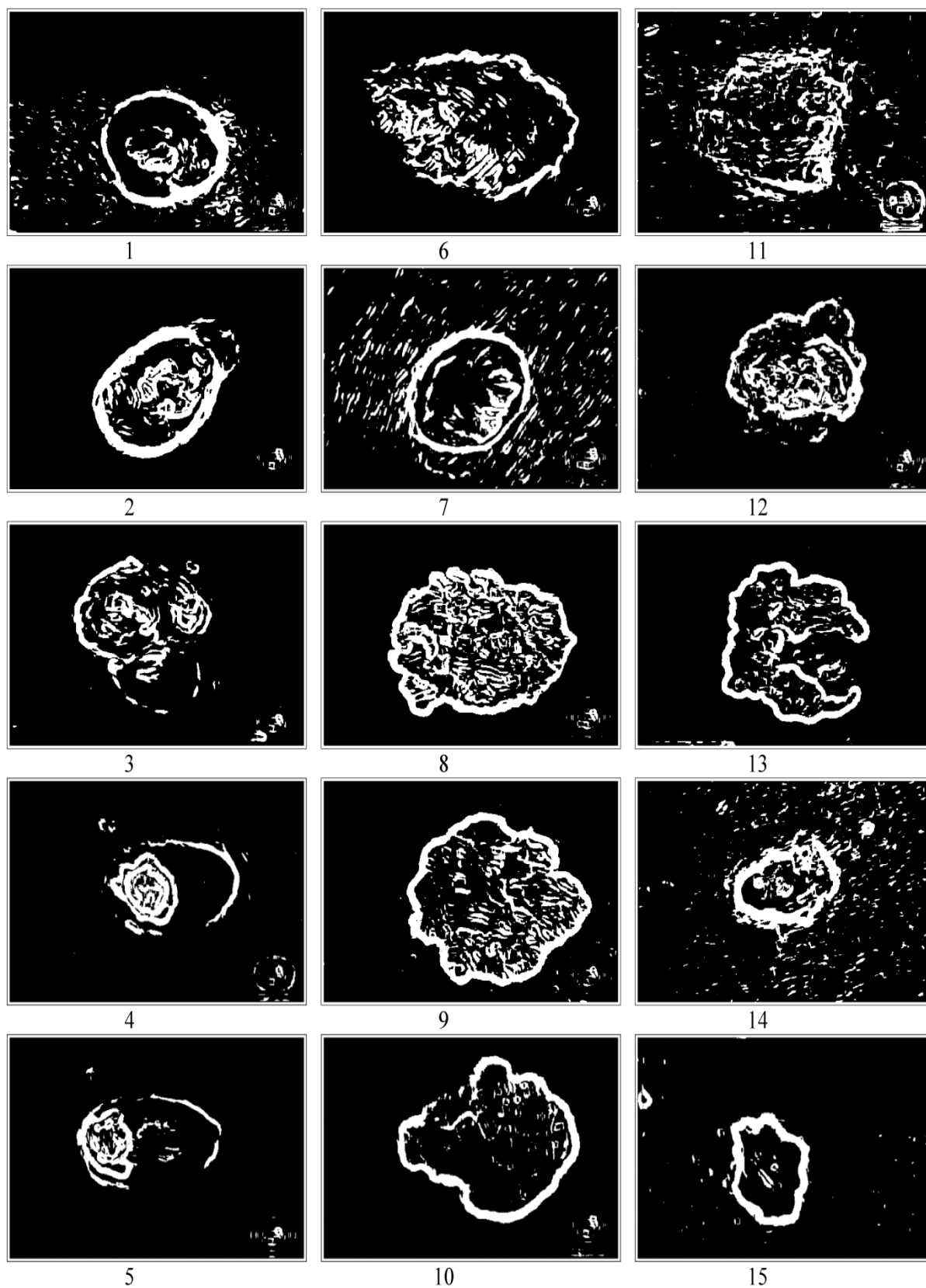


Figure 4.14. Contours détectés en niveau de gris des lésions malignes

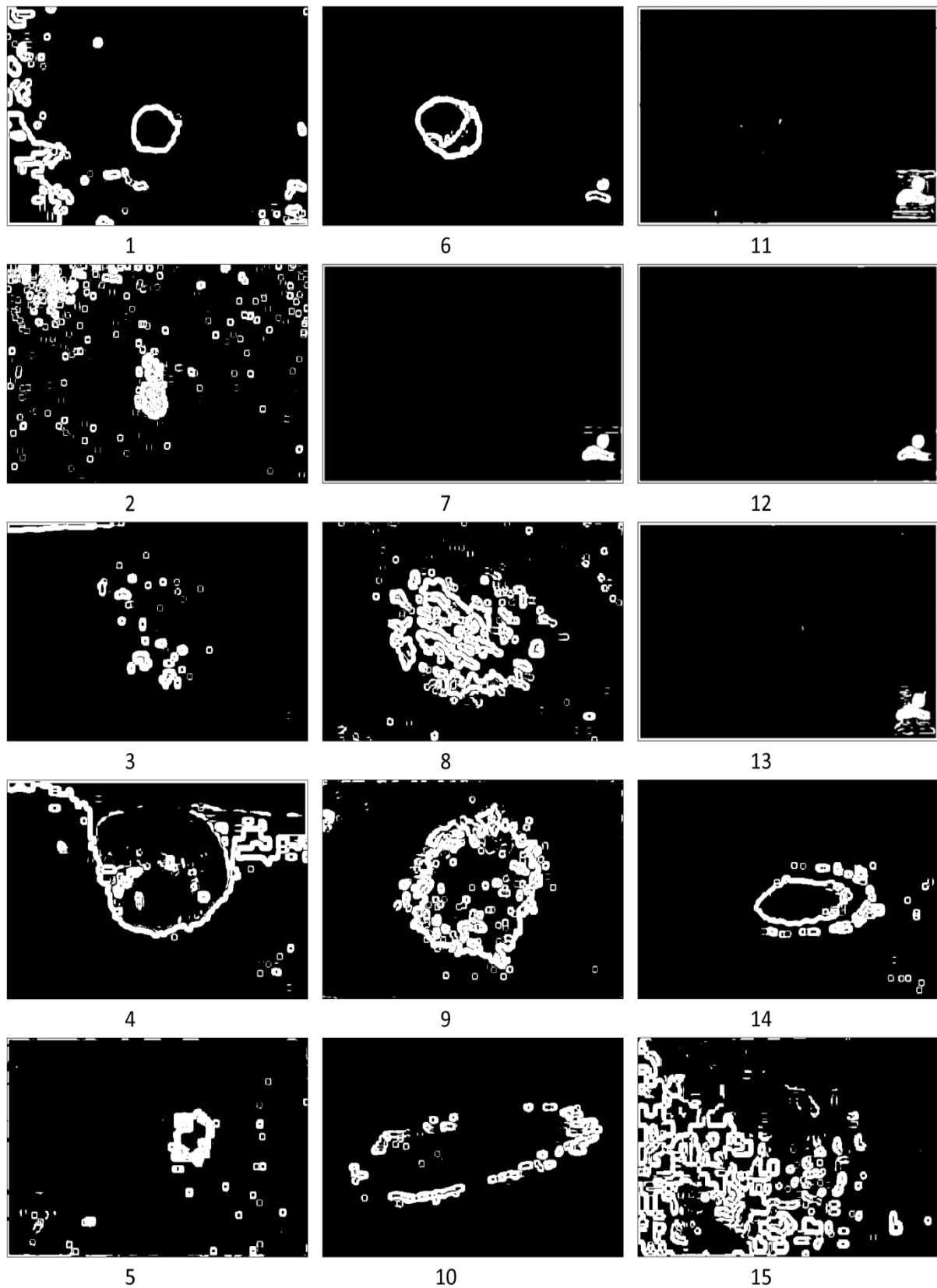


Figure 4.15. Contours détectés dans le plan **H** (espace HSV) des lésions bénignes

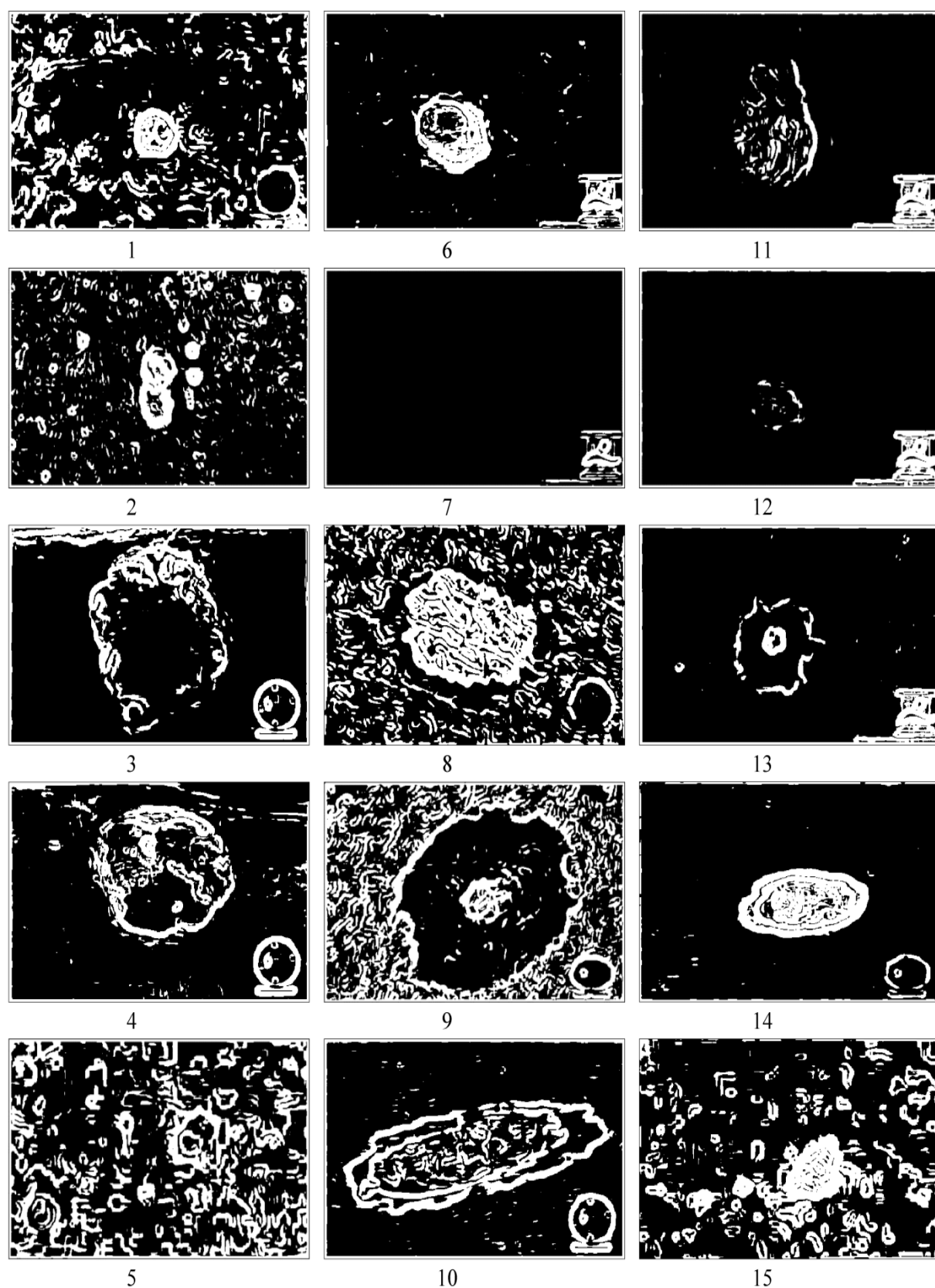


Figure 4.16. Contours détectés dans le plan S (espace RGB) des lésions bénignes

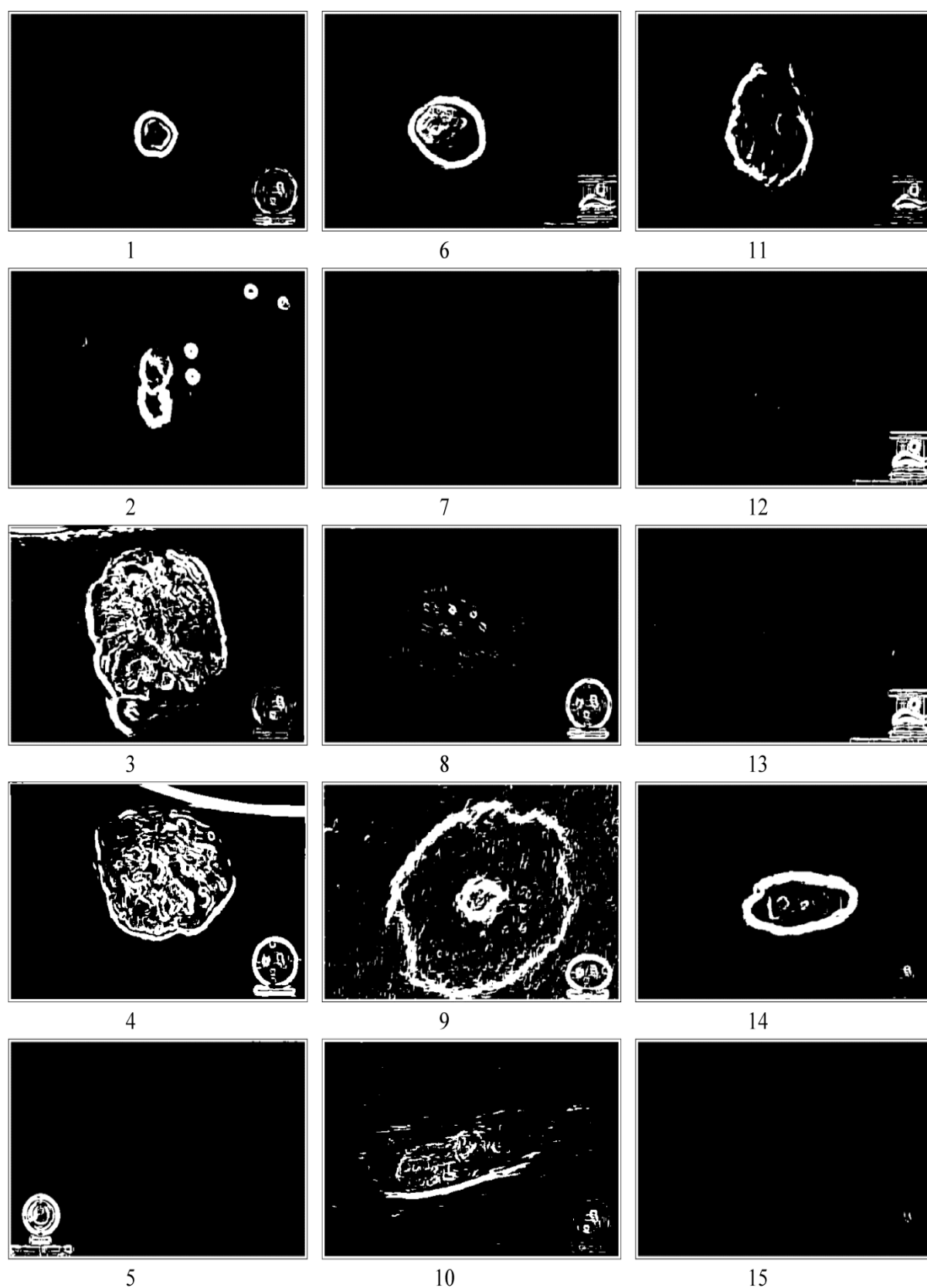


Figure 4.17. Contours détectés dans le plan V (espace HSV) des lésions bénignes

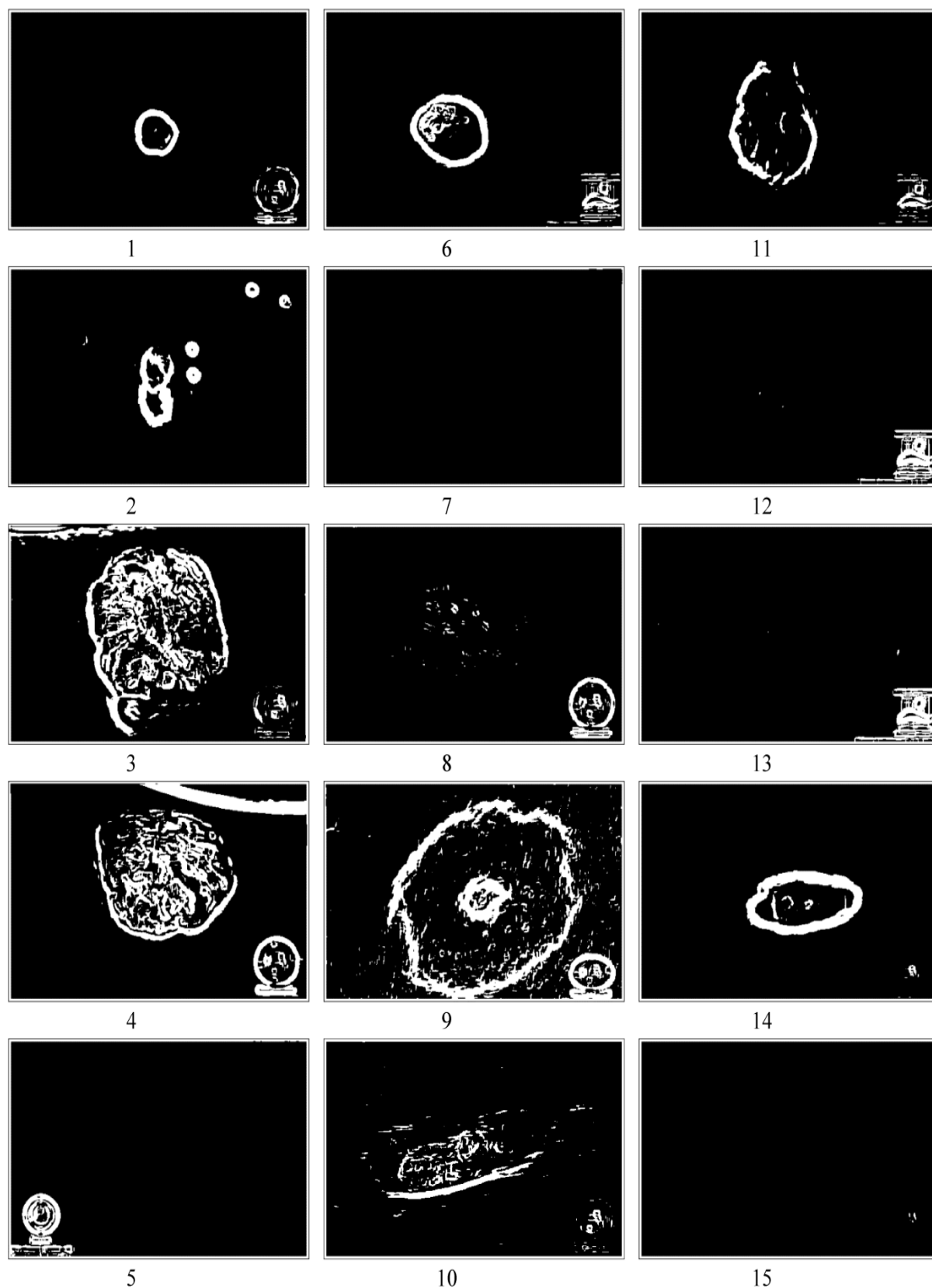


Figure 4.18. Contours détectés dans le plan **R** (espace RGB) des lésions bénignes

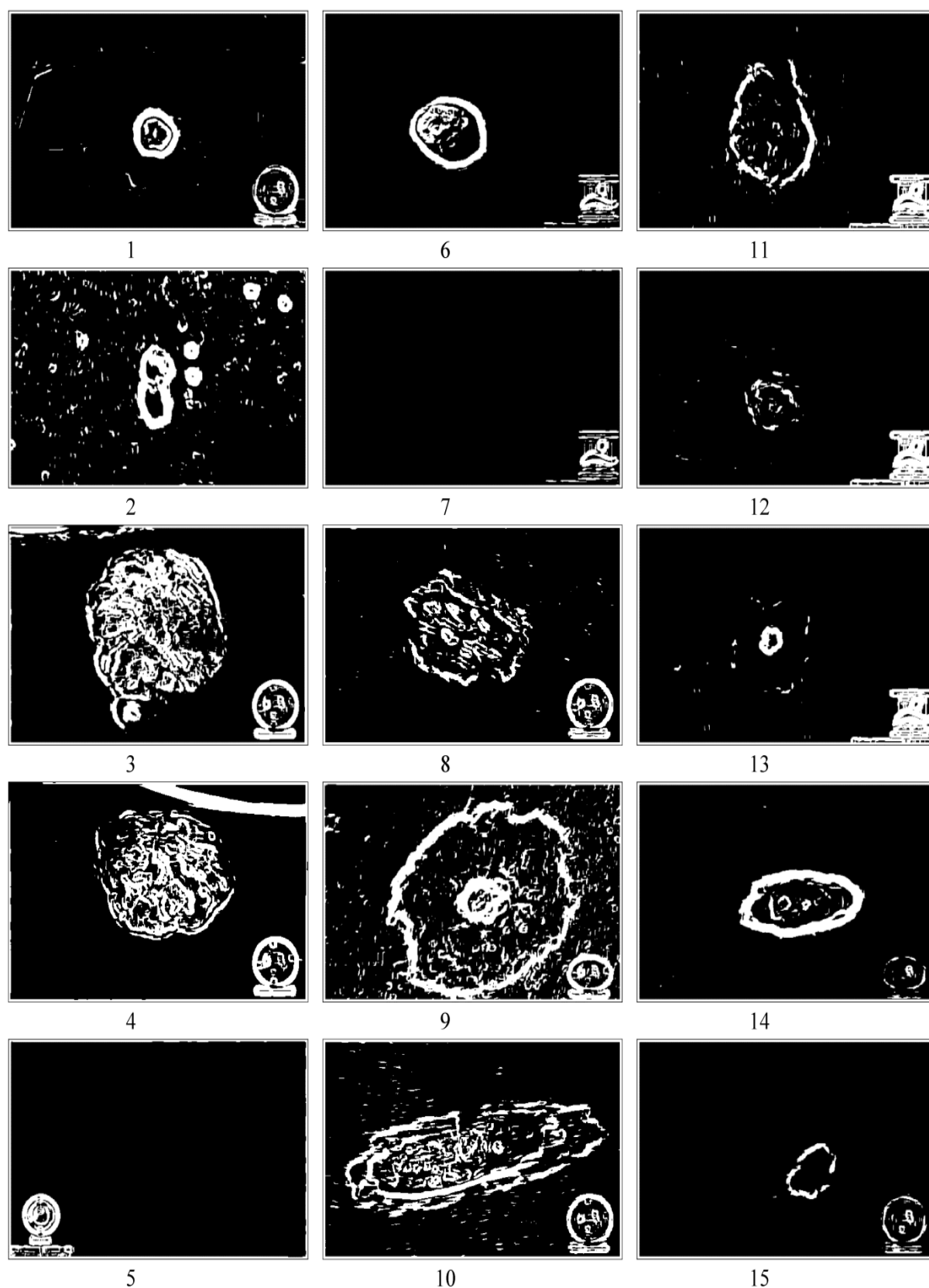


Figure 4.19. Contours détectés dans le plan **G** (espace RGB) des lésions bénignes

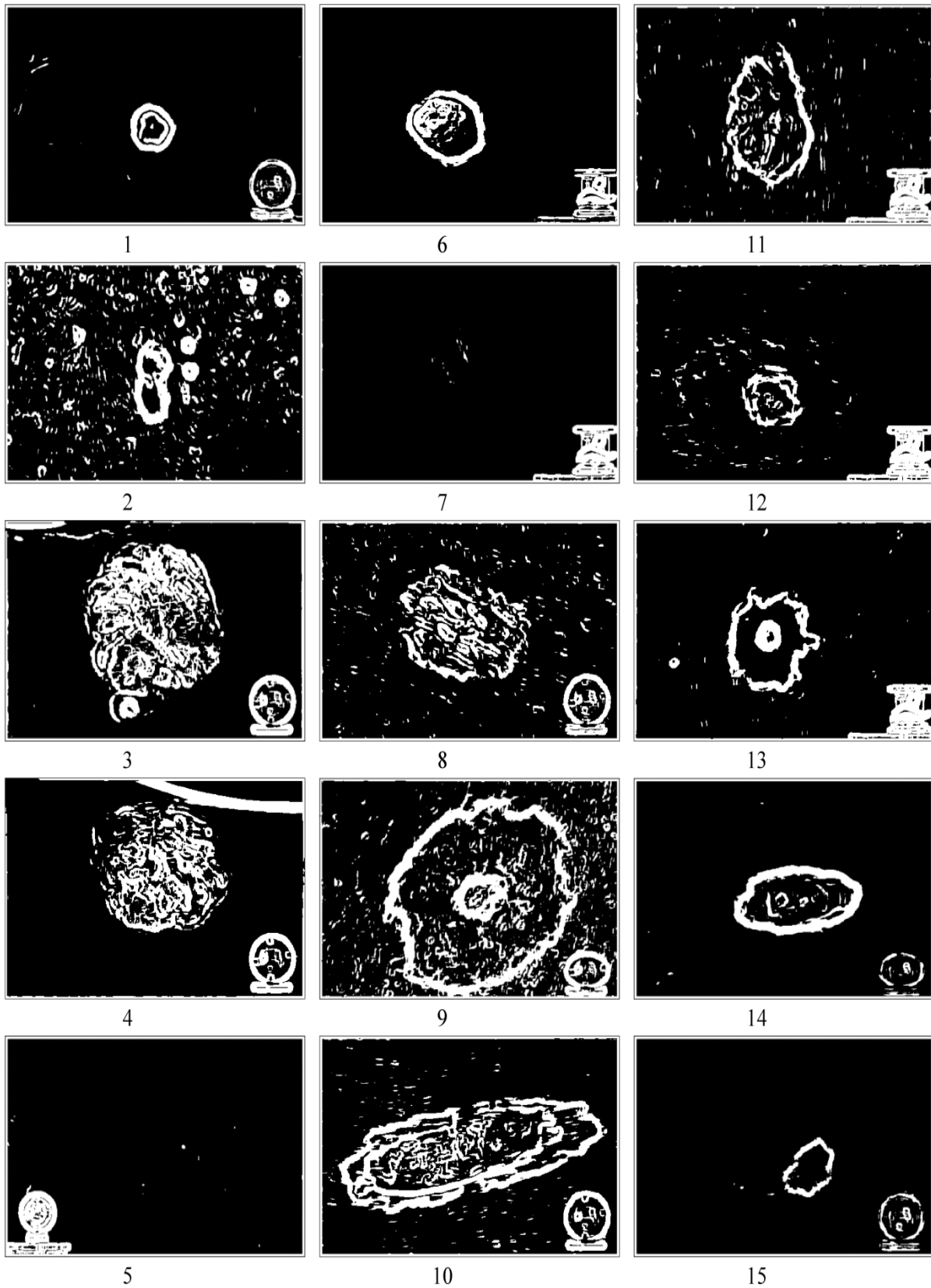


Figure 4.20. Contours détectés dans le plan **B** (espace RGB) des lésions bénignes

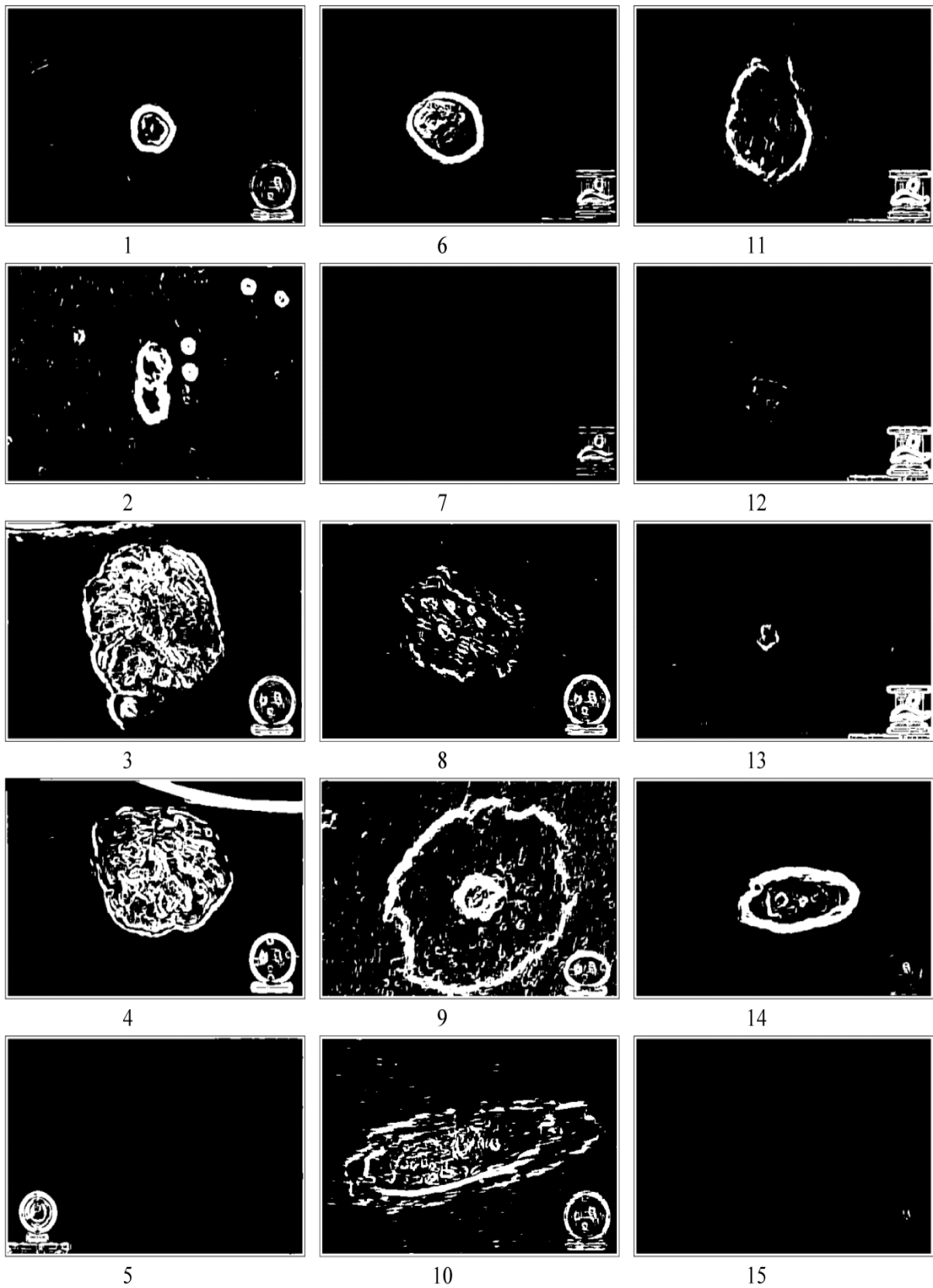


Figure 4.21. Contours détectés dans le plan L (espace LAB) des lésions bénignes

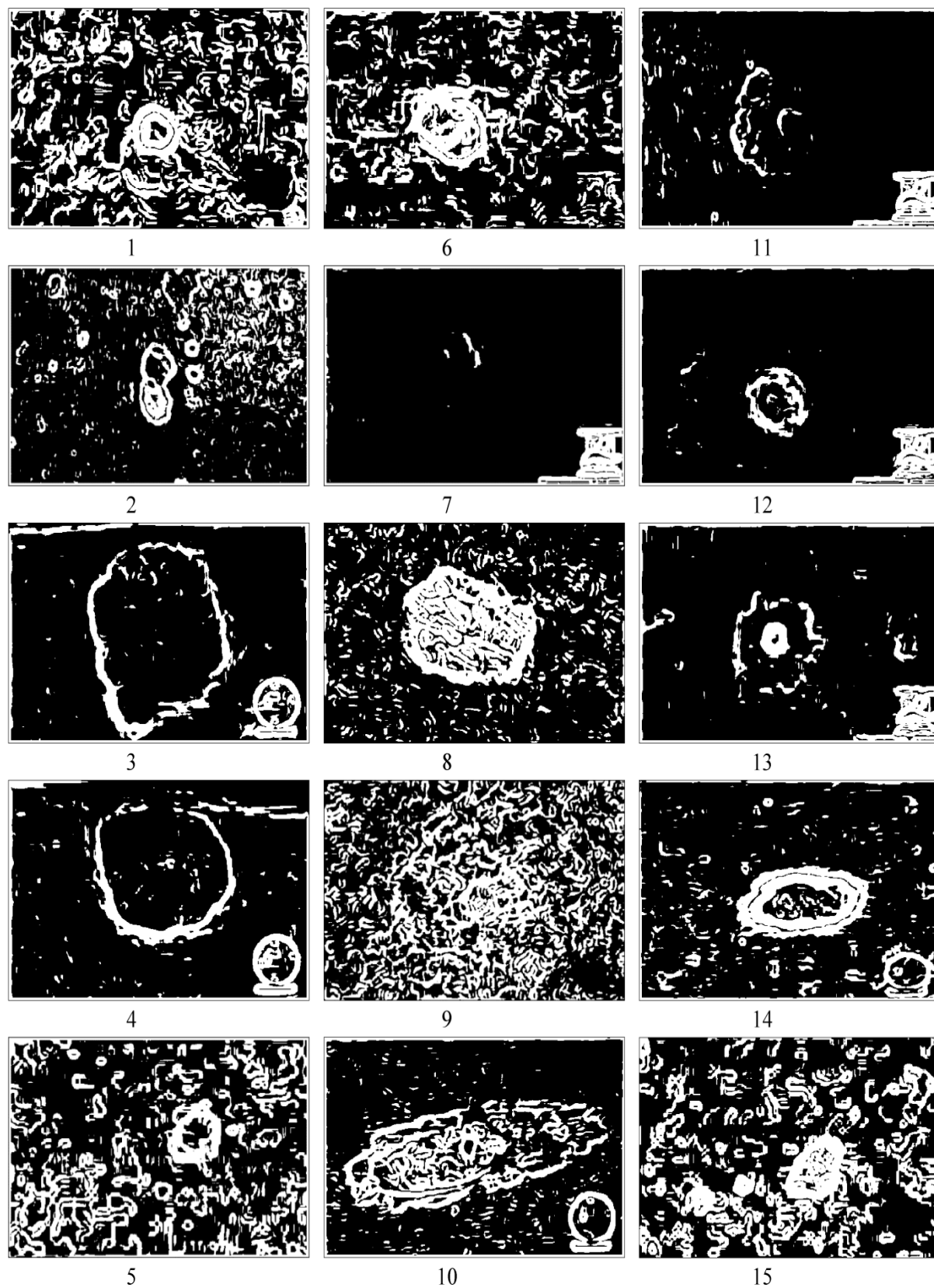


Figure 4.22. Contours détectés dans le plan A (espace LAB) des lésions bénignes

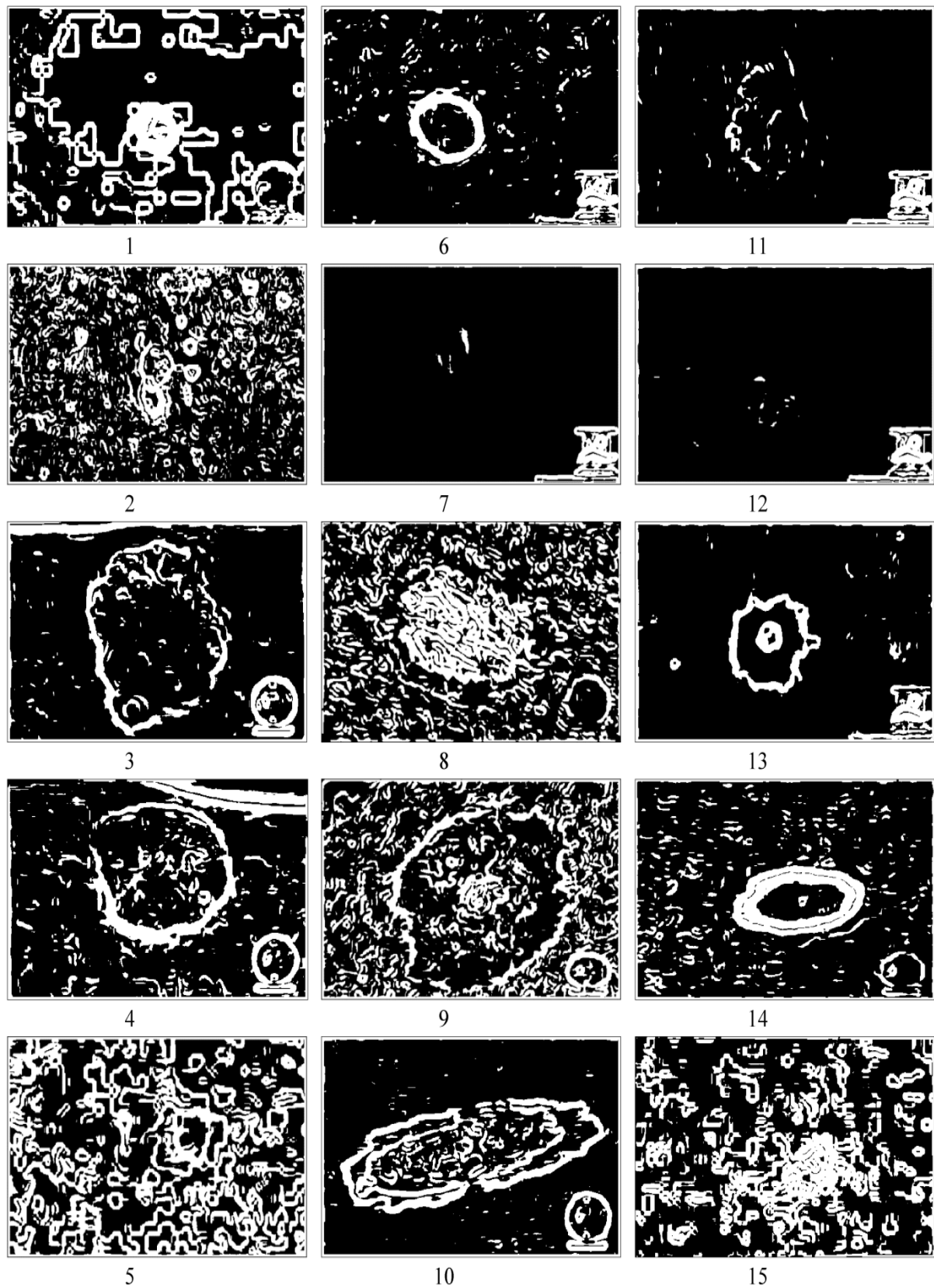


Figure 4.23. Contours détectés dans le plan **B** (espace LAB) des lésions bénignes

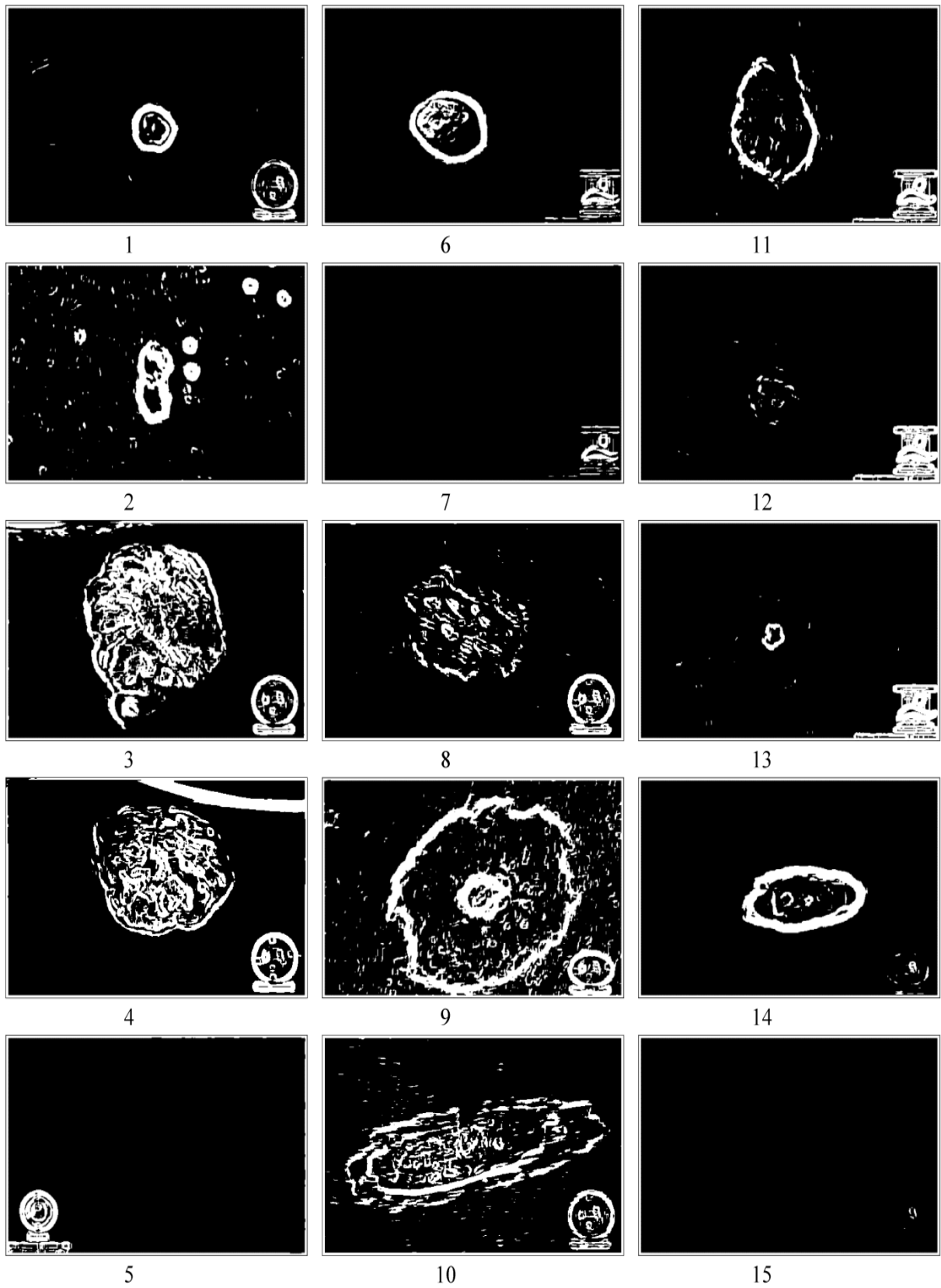


Figure 4.24. Contours détectés en niveau de gris des lésions bénignes

L'analyse de ces résultats montre que la meilleure détection de contours est obtenue dans les plans (G) et (S). En effet, on constate que dans ces deux plans les contours sont reproduits fidèlement. Ces deux plans seront utilisés pour extraire les masques qui épousent de manière fiable la lésion.

4.3.1. Construction des masques

Afin de construire les masques des lésions, nous utilisons les contours détectés par l'OCF dans les plans G et S, sur lesquels nous appliquons successivement les étapes suivantes :

Etape 1 : Filtrage

Un filtre morphologique basé sur la dilatation est appliqué sur les contours détectés dans les plans G et S par l'algorithme d'optimisation des colonies de fourmis.

Ce filtrage permet d'une part de sélectionner tous les objets dont la surface est supérieure à 10 pixels et leurs distance du centre de l'image est inférieure à 90 pixels, d'autre part, de supprimer les objets qui sont loin du centre de l'image (distance supérieure à 90 pixels). En outre ce filtrage est se fait en supposant que la lésion est au centre de l'image et que la surface de la lésion étant supérieur à 10 pixels.

Ces deux seuils relatifs à la surface de la lésion et à la distance entre le centre de l'image et les objets sont fixés empiriquement c'est-à-dire après plusieurs tests effectués sur l'ensemble de notre base de données.

Etape 2 : Algorithme de l'enveloppe convexe

L'enveloppe convexe est utilisée pour envelopper les objets retenus à l'étape de filtrage, elle permet de créer un contour en partant d'une extrémité d'un objet à un autre, en créant ainsi une enveloppe qui englobe tout les objets. Ensuite, la surface sélectionnée par cette enveloppe sera remplie entièrement pour avoir le fond et l'arrière plan de l'image qui représentent respectivement la lésion et la peau saine.

Etape 3 : Calcul de l'histogramme

L'histogramme est calculé à partir des pixels sélectionnés par le masque de l'enveloppe convexe. Si l'histogramme montre deux pics, le seuil est calculé comme le minimum qui sépare les deux pics de l'histogramme. Si l'histogramme montre un pic, le masque de Convexe Hull est considéré comme le masque final.

Ces étapes sont données par la figure suivante (Fig.4.25)

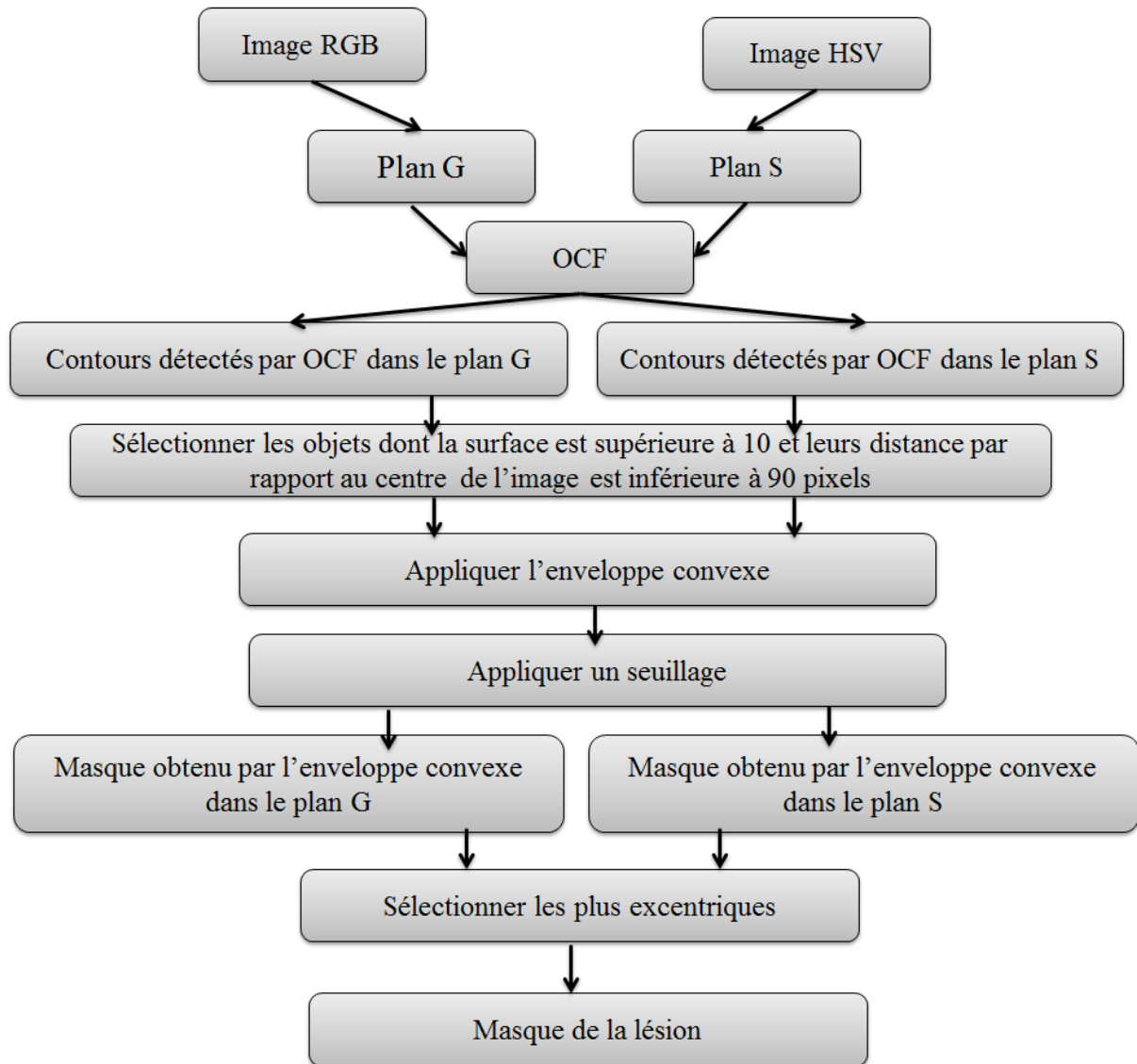


Figure 4.25. Algorithme développé

L'application de l'algorithme de la figure 4.25 sur les contours détectés dans le plan S (contours des lésions malignes (Fig.4.6) et contours des lésions bénignes (Fig.4.16)) et les contours détectés dans le plan G (contours des lésions malignes (Fig.4.9) et contours des lésions bénignes (Fig.4.19)) a permis d'obtenir les masques des lésions malignes (Fig.4.26) et les masques des lésions bénignes (Fig.4.27) illustrés ci-dessous :

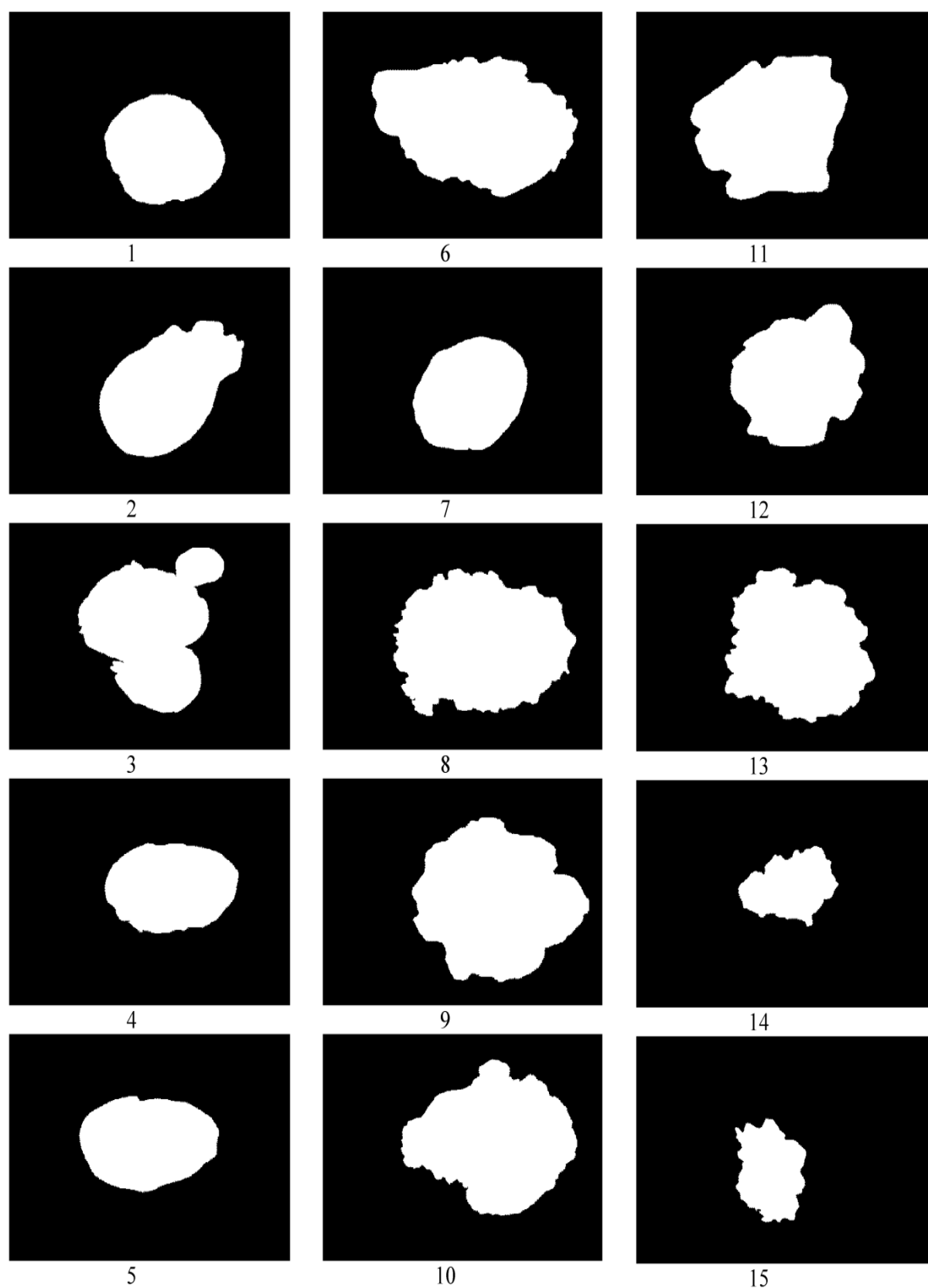


Figure 4.26. Masques finaux des lésions malignes

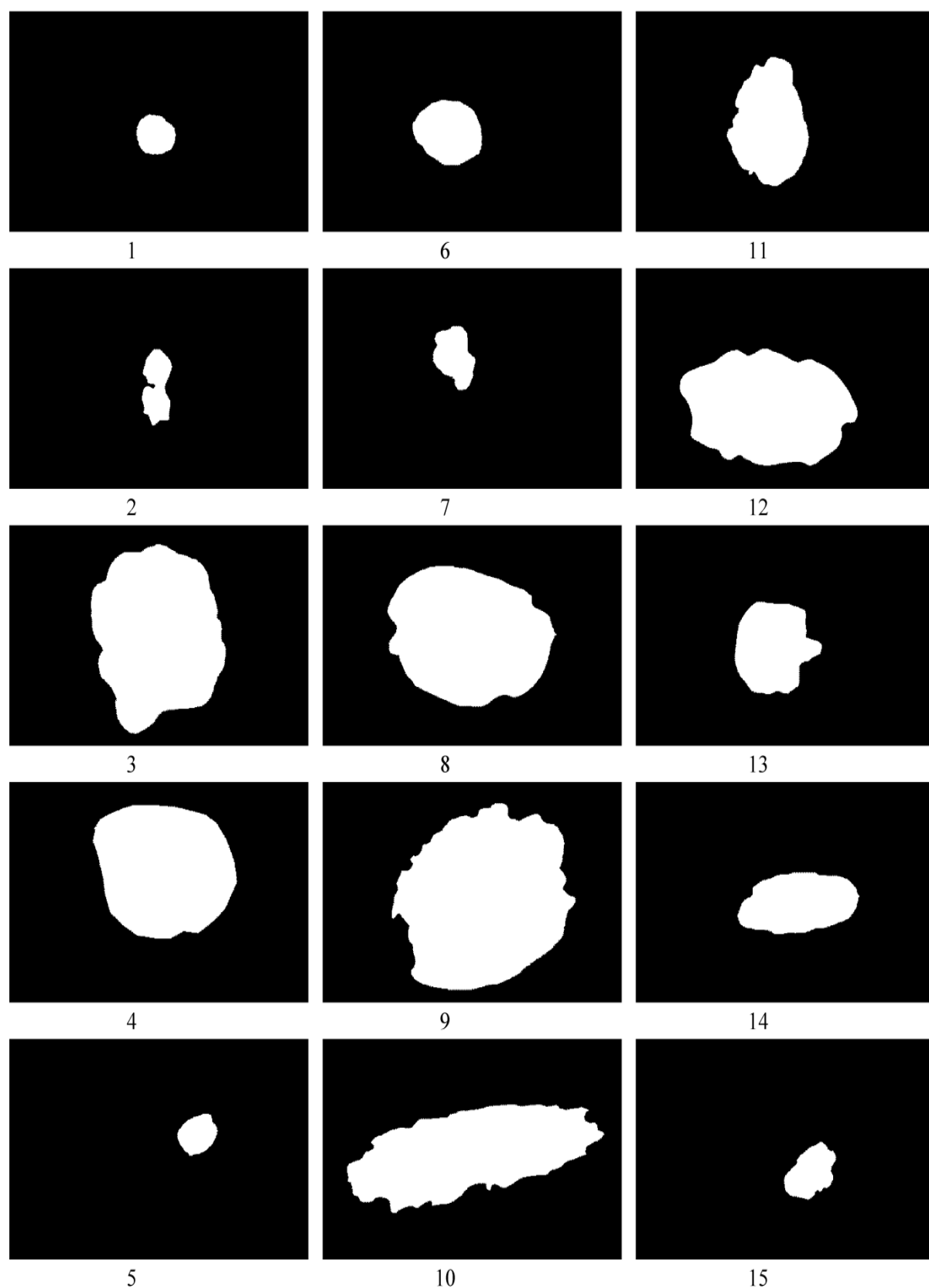


Figure 4.27. Masques finaux des lésions bénignes

La comparaison entre les masques obtenus par application de notre méthode et les masques manuels (Fig.4.3 et Fig.4.4) montre que la zone d'intérêt est fidèlement segmentée avec notre méthode.

4.3.2. Extraction des lésions en utilisant les masques

L'application de nos masques, aux images malignes de la figure 4.2 et bénignes de la figure 4.3, donne les résultats illustrées dans la figure 4.28 et la figure 4.29 :



Figure 4.28. Détection des contours manuels des lésions malignes en rouge; le contour obtenu par la technique proposée en bleu

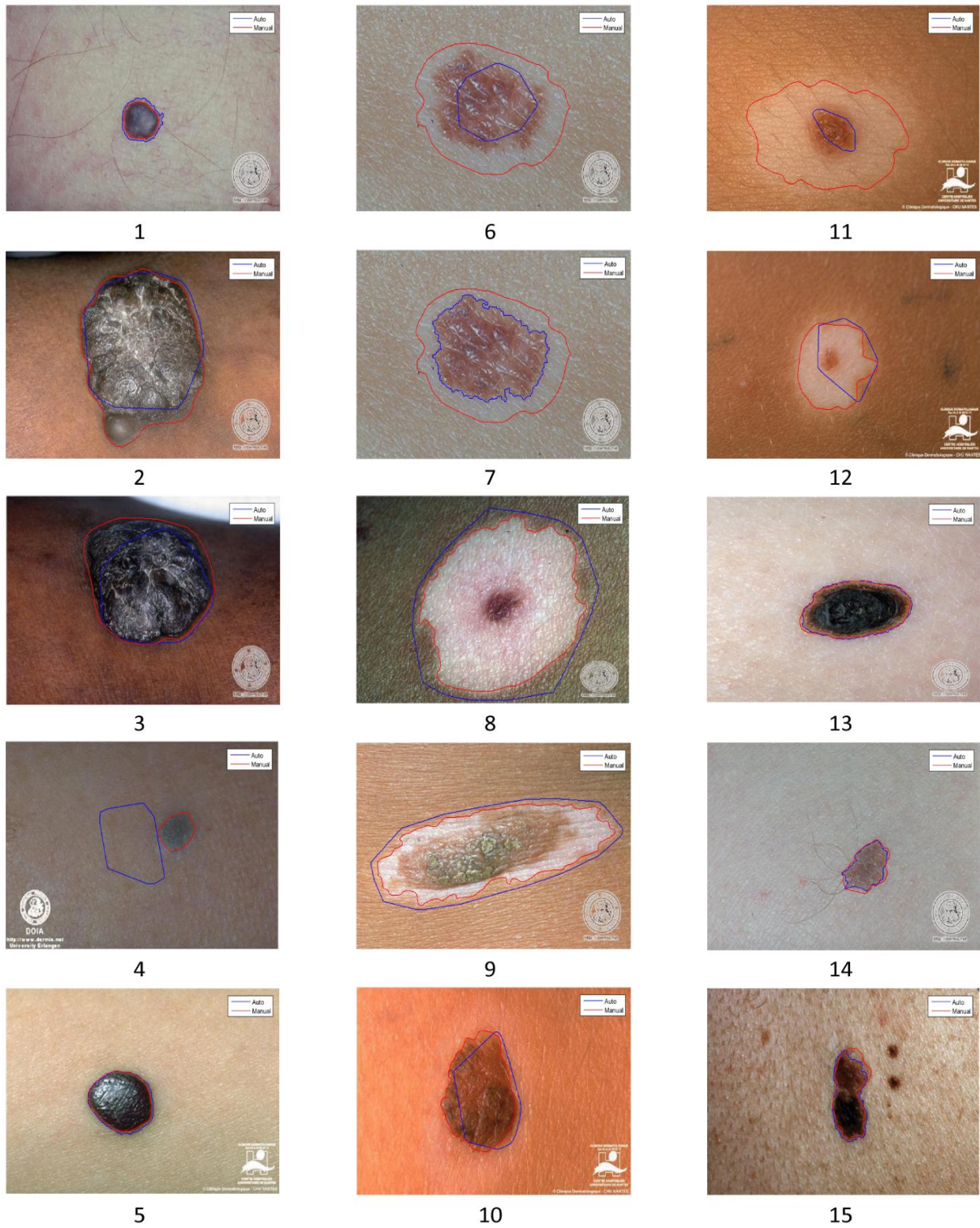


Figure .4.29. Détection des contours manuels des lésions bénignes en rouge; le contour obtenu par la technique proposée en bleu

Les résultats obtenus montrent que le contour détecté par notre technique épouse parfaitement la lésion recherchée (bleu) contrairement à la méthode manuelle qui ne détecte pas correctement l'ensemble de la lésion (rouge).

4.3.3. Evaluation de la segmentation

Afin d'évaluer les résultats de notre méthode de segmentation, nous avons utilisé les masques manuelles que contient notre base de données. Pour ce faire, nous avons calculé l'erreur métrique de segmentation XOR. Cette erreur de segmentation entre les deux masques manuels et automatiques définit la surface qui reste entre les deux masques.

$$\text{XOR Error} = \frac{\text{Auto Mask XOR Manual Mask}}{\text{Manual Mask}} \quad 4.1$$

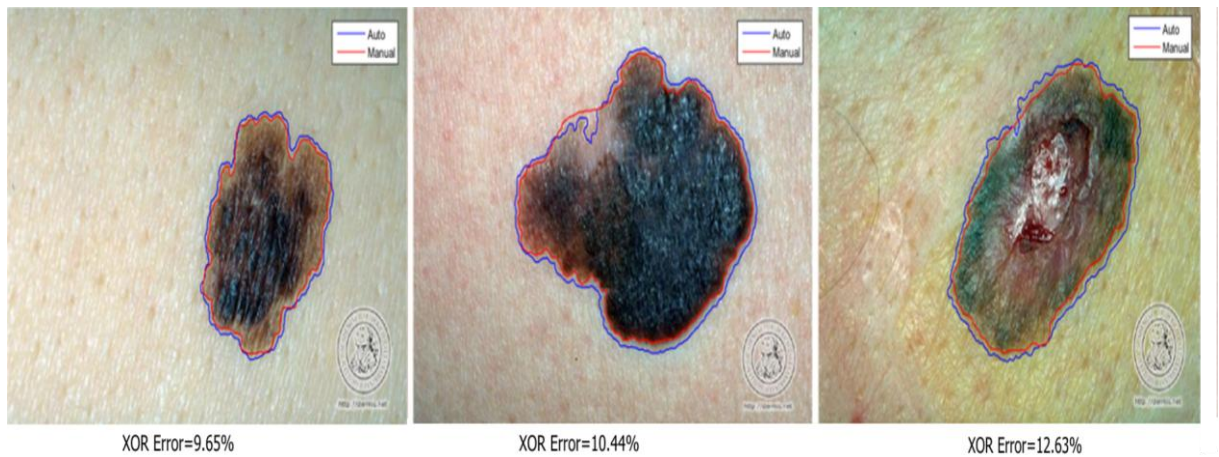


Figure 4.30. Contours manuels en rouge, contours obtenus par l'approche proposée en bleu

Erreur XOR est inférieure à 13%

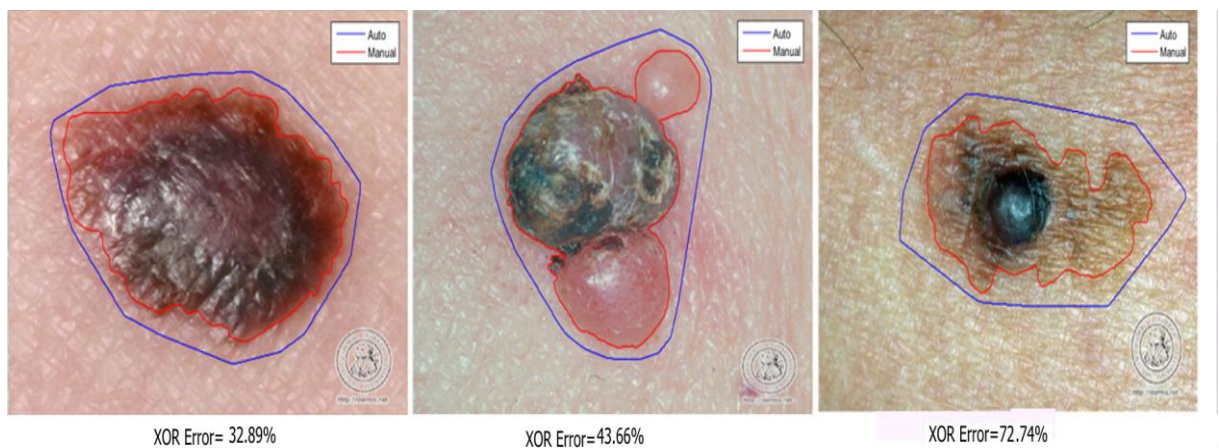


Figure 4.31. Contours manuels en rouge, contours obtenus par l'approche proposée en bleu

Erreur XOR est supérieur à 30%

Le calcul des erreurs métriques XOR sur l'ensemble des images de notre base de données a permis d'obtenir une erreur moyenne de 47.56% et une médiane de 17.48%. Cette erreur peut être liée d'une part, au phénomène de sur segmentation dans le cas où les contours détectés par notre technique associent à la lésion des parties des tissus sains, d'autres part, au phénomène de sous segmentation dans le cas où les masques obtenus par notre méthode ne couvre pas toute la lésion.

En revanche, une erreur moyenne de 47.56 % permet de dire que notre technique reproduit fidèlement le contour de la lésion en permettant ainsi de construire un masque qui épouse parfaitement la lésion.

4.4. Caractérisation des lésions

Pour caractériser les lésions, il est nécessaire d'extraire des attributs liés à la forme de la lésion, sa texture et sa couleur.

4.4.1. Attributs caractérisant la forme

Le développement et la croissance inhomogènes des lésions de la peau lui donnent une forme bien déterminée pour chaque lésion. Les différents attributs extraits pour caractériser les lésions sont les suivants :

- a) Solidity (A_1): le ratio entre la zone de la lésion (A) et son enveloppe convexe [Alcón et al. 2009].

$$A_1 = \frac{A}{\text{Convex Hull Area}} \quad 4.2$$

- b) L'étendu (A_2): le ratio entre la zone de la lésion (A) et la boîte de limitation de cette zone [Mogensen et Jemec. 2007]:

$$A_2 = \frac{A}{\text{Bounding Box Area}} \quad 4.3$$

- c) Diamètre équivalent (A_3) [Alcón et al. 2009 ; Cavalcanti et Scharcanski. 2013]:

$$A_3 = \frac{3A}{L_1\pi} \quad 4.4$$

L_1 est défini comme la longueur de l'axe majeur qui passe à travers le centre de la lésion.

- d) La circularité (A_4) [Alcón et al. 2009] :

$$A_4 = \frac{4\pi A}{L_1 p} \quad 4.5$$

p est défini comme le périmètre de la lésion.

- e) Le ratio entre les deux axes principaux L_1 et L_2 (A_5) [Alcón et al. 2009 ; Cavalcanti et Scharcanski. 2013]:

$$A_5 = \frac{L_2}{L_1} \quad 4.6$$

L_1 est défini comme la longueur de l'axe majeur qui passe à travers le centre de la lésion et L_2 comme la longueur de l'axe mineur qui passe aussi par le centre de la lésion perpendiculairement à L_1 .

Les figures suivantes (Fig.4.32, Fig.4.33, Fig.4.34) montrent la zone d'intérêt A, l'axe majeur et mineur, l'enveloppe convexe de la zone d'intérêt ainsi que la boîte de délimitation de cette zone :

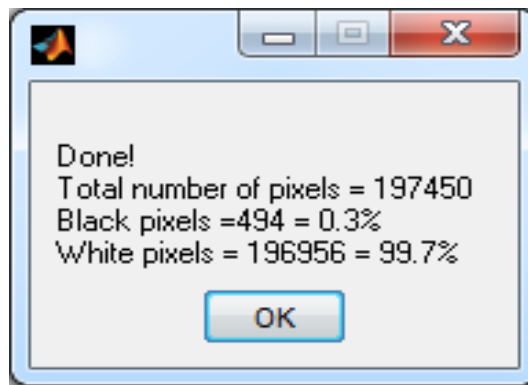


Figure 4.32. Nombre total de pixel qui définissent la lésion (A)

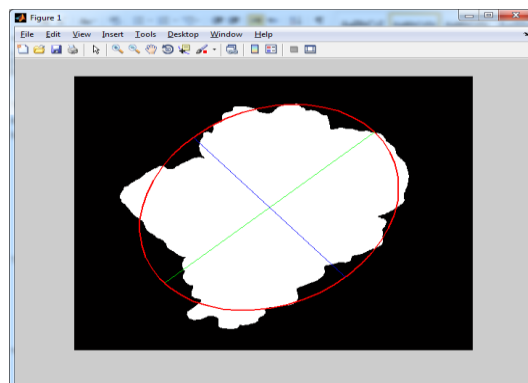


Figure 4.33. Définition des deux axes, majeur et mineur

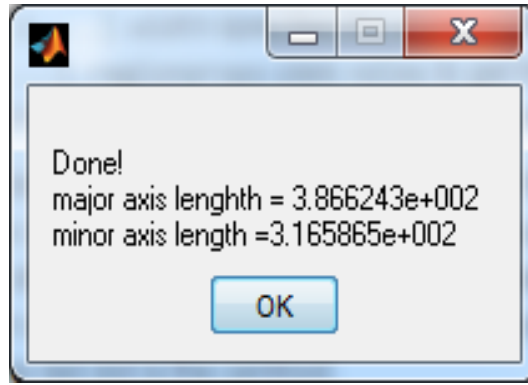


Figure 4.34. Définition de la longueur des deux axes, majeur et mineur

- f) Le ratio entre les deux faces de la zone de délimitation de la lésion (A_6) [Alcón et al. 2009]:

$$A_6 = \frac{S_2}{S_1} \quad 4.7$$

S_1 et S_2 sont définis comme les deux faces de la zone de délimitation de la lésion.

- g) Le ratio entre le périmètre r de la lésion p et sa zone A (A_7) [Fikrle et Pizinger. 2007]:

$$A_7 = \frac{A}{p} \quad 4.8$$

- h) Lorsque, B_1 et B_2 sont définis comme étant les zones de la lésion de chaque côté de l'axe L_1 , (A_8) est défini comme [Cavalcanti et Scharcanski. 2013] :

$$A_8 = \frac{B_1 - B_2}{A} \quad 4.9$$

- i) Lorsque, B_1 et B_2 sont définis comme étant les zones de la lésion de chaque côté de l'axe L_2 , A_9 est similaire à A_8 , en utilisant l'axe mineur L_2 [Cavalcanti et Scharcanski. 2013]:

$$A_9 = \frac{B_3 - B_4}{A} \quad 4.10$$

- j) A_{10} est le ratio entre B_1 et B_2 :

$$A_{10} = \frac{B_1}{B_2} \quad 4.11$$

k) A_{11} est similaire à A_{10} , mais il utilise l'axe mineur L_2 [Cavalcanti et Scharcanski. 2013] :

$$A_{11} = \frac{B_3}{B_4} \quad 4.12$$

l) Attributs liés aux bordures irrégulières de la lésion

Les attributs A_{12} à A_{67} définissent les bordures irrégulières de la lésion [Cavalcanti et Scharcanski. 2013] ; ces attributs sont définis en calculant les gradients des trois plans R, G et B. Pour ce faire, en dilatant les masques des lésions, les pixels correspondant aux contours des masques dilatés dans les plans R,G et B sont sélectionnés.

A_{12} , A_{13} , et A_{14} : définissent la moyenne des pixels sélectionnés dans les plans R, G, et B successivement ;

A_{15} , A_{16} et A_{17} : définissent la variance des pixels sélectionnés dans les plans R, G, et B successivement ;

Ensuite, la lésion est divisée en 08 tranches [Stolz et al. 1994 ; Kasmi et Mokrani. 2016]

A_{18} à A_{42} : définissent la moyenne des pixels sélectionnés dans les plans R, G, et B successivement dans chaque tranche (3*8 attributs);

A_{43} to A_{67} : définissent la variance des pixels sélectionnés dans les plans R, G, et B successivement dans chaque tranche (3*8 attributs);

4.4.2. Attributs liés à la texture

Dans cette caractéristique, six mesures peuvent être déterminantes à la lésion. Leurs objectifs est de caractériser la lésion de la lésion. Les attributs extraits comprennent la moyenne, l'écart type, l'asymétrie, l'énergie, l'entropie et la rugosité [Haralick et Shanmugam. 1973 ; Marques. 2011].

a) Moyenne: elle determine la valeur autour de laquelle la dispersion se produit.

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n PxL(i) \quad 4.13$$

PxL : Pixels de lésion vectoriels

b) Ecart type: il définit la variation des pixels dans l'image

$$SdVar = \sqrt{\sum_{i=1}^n (PxL(i) - m)^2} \quad 4.14$$

- c) Asymétrie: elle décrit le taux d'asymétrie de distribution des pixels autour de la moyenne

$$S = \left(\frac{1}{SdVar^3} \right) \sum_{i=1}^n (PxLL(i) - m)^3 \quad 4.15$$

- d) Energie

$$E = \sum_{i=1}^n (PxLL(i))^2 \quad 4.16$$

- e) Entropie: Il exprime le degré d'homogénéité des pixels dans l'image

$$E_p = -1 \left(\sum_{i=1}^n (PxLL(i) \log(PxLL(i))) \right) \quad 4.17$$

- f) Rugosité : Elle exprime la dureté, la rudesse et la rigueur de la lésion

$$R = 1 - \left(\frac{1}{1 + StVar^2} \right) \quad 4.18$$

4.4.3. Attributs liés à la couleur

Leur objectif est de quantifier les variations de la couleur dans la lésion ainsi que les couleurs relatives.

4.4.3.1. Les variations de couleurs

Les attributs calculés pour exprimer la variation de couleurs dans la lésion sont les suivants:

A₇₄-A₈₅: maximum, minimum, moyenne et variance des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion et ceci dans les plans R, G et B respectivement (4*3 attributs) [Peruch et al. 2014].

A₈₆-A₉₈: Après la conversion de l'image de l'espace RGB à l'espace HSV, le maximum, le minimum, la moyenne et la variance des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion à et ceci dans les plans H, S et V sont définis.

A₉₉-A₁₀₂: définissent les ratios entre les moyennes de l'intensité des pixels à l'intérieur de la lésion et ceci dans les plans R, G et B:

$$A_{99} = \frac{R_m}{G_m} \quad 4.19$$

$$A_{100} = \frac{R_m}{B_m} \quad 4.20$$

$$A_{101} = \frac{G_m}{B_m} \quad 4.21$$

$$A_{102} = \frac{G_m}{R_m} \quad 4.22$$

Lorsque: R_m , G_m et B_m sont définies comme les moyennes de l'intensité des pixels à l'intérieur de la lésion dans les plans R, G et B plan respectivement.

4.4.3.2. Couleurs relatives

Les couleurs relatives améliorent la différenciation entre les lésions malignes et bénignes. En considérant la moyenne de l'intensité de couleur à l'intérieur et à l'extérieur de la lésion dans les plans R, G et B respectivement [Celebi et al. 2013], nous calculons:

$$A_{103} = \frac{R_{Out} - R_L}{R_L + G_L + B_L} \quad 4.20$$

$$A_{104} = abs \frac{G_{Out} - G_L}{R_L + G_L + B_L} \quad 4.21$$

$$A_{105} = abs \frac{B_{Out} - B_L}{R_L + G_L + B_L} \quad 4.22$$

$$A_{106} = \frac{R_L}{R_L + G_L + B_L} \quad 4.23$$

$$A_{107} = \frac{G_L}{R_L + G_L + B_L} \quad 4.24$$

$$A_{108} = \frac{B_L}{R_L + G_L + B_L} \quad 4.25$$

R_L , G_L , B_L : la moyenne de l'intensité de couleur à l'intérieur de la lésion dans les plans R, G et B respectivement.

R_{out} , G_{out} , B_{out} : la moyenne de l'intensité de couleur à l'exterieur de la lésion dans les plans R, G et B respectivement.

4.4.3.3. Asymétrie de couleurs

Dans ce cas, l'image est divisée en blocs. Nous mesurons la distance de couleur entre deux blocs symétriques et asymétriques par rapport aux deux axes principaux, en considérant le nombre de blocs symétriques et asymétriques [Kasmi et Mokrani. 2016] nous mesurons ainsi quatre attributs A_{109} - A_{110} relatifs à l'axe vertical et A_{111} - A_{112} relatifs à l'axe horizontale.

4.5. Sélection des attributs

Nous avons utilisé l'algorithme de Relief développé par [Kira et Rendell.1992] pour extraire les attributs les plus pertinents et les utiliser dans l'étape de classification.

Son principe consiste à cumuler la différence des distances entre des exemples d'apprentissage choisis aléatoirement et leurs plus proches voisins de la même classe et de l'autre classe pour calculer une mesure globale de la pertinence des caractéristiques.

L'algorithme suivant montre le code de l'algorithme de Relief (Tableau 4.1):

Entrée: Pour chaque attributs, un vecteur défini pas la valeur de l'attribut et de sa classe

Sortie: Le vecteur W qui définit la pertinence estimée de l'attribut

```

Initialiser tous les poids W [A]: = 0.0;

For i: = 1 to m, do

    Choisir aléatoirement un attribut  $R_i$ ;

    Chercher deux plus proches voisins (un dans sa classe H et l'autre dans l'autre classe M)

        For A: =1 to a, do

             $W [A]:= W [A]-diff (A, R_i, H)/m+ diff (A, R_i, M)/m;$ 

        End

    End

```

Table 4.1. Code de l'algorithme de Relief

Pour la sélection et l'identification des attributs les plus pertinents, nous avons utilisé l'algorithme de Relief. Après plusieurs tests, le meilleur taux de classification a été obtenu avec 12 attributs parmi les 112 calculés. 10 de ces attributs sont liés à la couleur et 02 sont liés à la forme de la lésion.

Les 12 attributs sélectionnés sont définis dans le tableau suivant (Table 4.2):

Attribut	Signification	Categories
$F_4 = \frac{4\pi A}{L_1 p}$	Circularité	Attribut de forme
$A_{11} = \frac{B_3}{B_4}$	ratio entre B_3 et B_4	Attribut de forme
A_{75}	Minimum des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan R	Attribut lié à la variation de couleur
A_{76}	Moyenne des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan R	Attribut lié à la variation de couleur
A_{79}	Le maximum des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan G	Attribut lié à la variation de couleur
A_{82}	Le maximum des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan B	Attribut lié à la variation de couleur
A_{84}	La moyenne des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan B	Attribut lié à la variation de couleur
A_{85}	La variance des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan B	Attribut lié à la variation de couleur
A_{90}	La moyenne des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan B	Attribut lié à la variation de couleur
A_{94}	La moyenne des intensités des pixels à l'intérieur de la lésion dans le plan V	Attribut lié à la variation de couleur
$A_{100} = \frac{R_m}{B_m}$	Ratio entre les moyennes de l'intensité des pixels à l'intérieur de la lésion et ceci dans les plans R et B	Attribut lié à la variation de couleur
$A_{101} = \frac{G_m}{B_m}$	Ratio entre les moyennes de l'intensité des pixels à l'intérieur de la lésion et ceci dans les plans G et B	Attribut lié à la variation de couleur

Table 4.2. Les attributs sélectionnés

4.6. Classification des mélanomes

Pour classifier les mélanomes en tumeurs bénignes ou malignes, les attributs sélectionnés par l'algorithme de Relief sont utilisés comme entrées d'un classifieur.

Dans notre étude, nous avons utilisé deux types de classification : l'une basée sur les K-Plus Proches Voisins (voir Annexe B) et la deuxième sur les Réseaux de Neurones (voir Annexe C).

4.6.1. Classification des mélanomes en utilisant les K-plus proches voisins (K_PPV)

Nous avons utilisé les K_PPV pour la classification des lésions bénignes et malignes en utilisant d'une part les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF et d'autre part, les attributs calculés à partir des lésions extraites par masque manuel.

4.6.1.1. Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF

Pour classifier les lésions, nous avons considéré le reste des images de la base de données comme base d'apprentissage. En fixant $K=3$, nous obtenons pour les masques obtenus par l'algorithme OCF, les résultats suivants (Table 4.3) :

	<i>Maligne(88)</i>	<i>Bénigne(84)</i>
<i>Maligne (88)</i>	75 (85.22%)	13 (14.78%)
<i>Bénigne (84)</i>	13 (16.67%)	70 (83.33%)

Table 4.3. Résultats de classification des K-Plus Proches Voisins en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF

4.6.1.2. Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par masques manuels

En fixant $K=3$, nous obtenons pour les masques manuels, les résultats suivants :

	<i>Maligne(88)</i>	<i>Bénigne(84)</i>
<i>Maligne (88)</i>	77 (87.50%)	11 (12.50%)
<i>Bénigne (84)</i>	17 (20.23%)	67 (79.75%)

Table 4.4. Résultats de classification des K-Plus Proches Voisins en utilisant masque manuels

La classification basée sur les K-Plus Proches Voisins donne un taux de bonne classification de 83.62 % en utilisant des attributs calculés à partir des lésions extraites par masques manuels et un taux de 84.27 % en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF.

4.6.2. Classification par les réseaux de neurones artificiels

Nous avons utilisé les réseaux de neurones pour la classification des lésions bénignes et malignes en utilisant d'une part les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF et d'autre part, les attributs calculés à partir des lésions extraites par masque manuel.

4.6.2.1. Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF

La matrice de confusion montre les résultats de classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF (Fig.4.35)

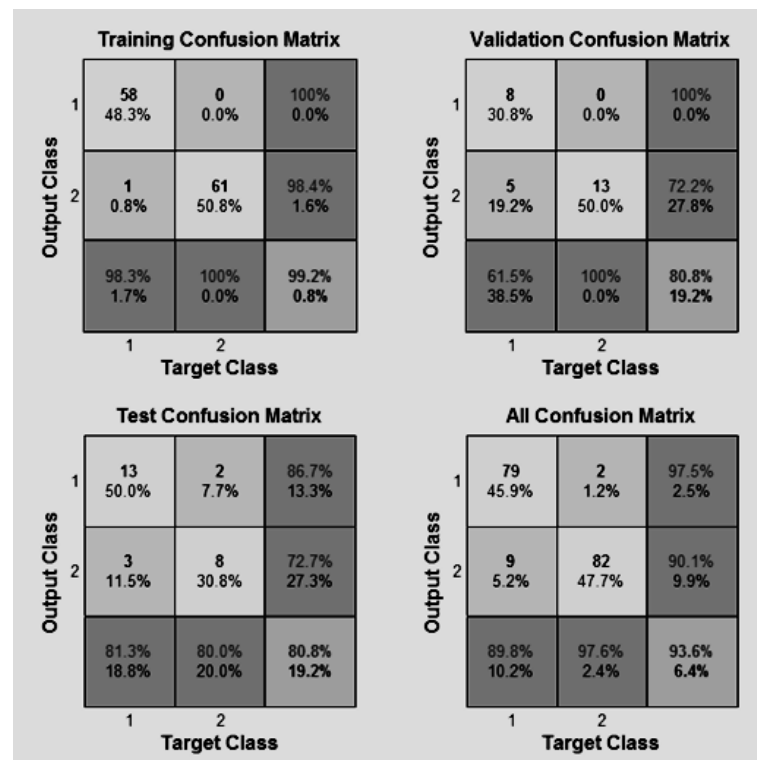


Figure 4.35. La matrice de confusion en utilisant les masques obtenus par OCF

4.6.2.2. Classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions obtenues par le masque manuel

La matrice de confusion montre les résultats de classification en utilisant les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF (Fig.4.36).

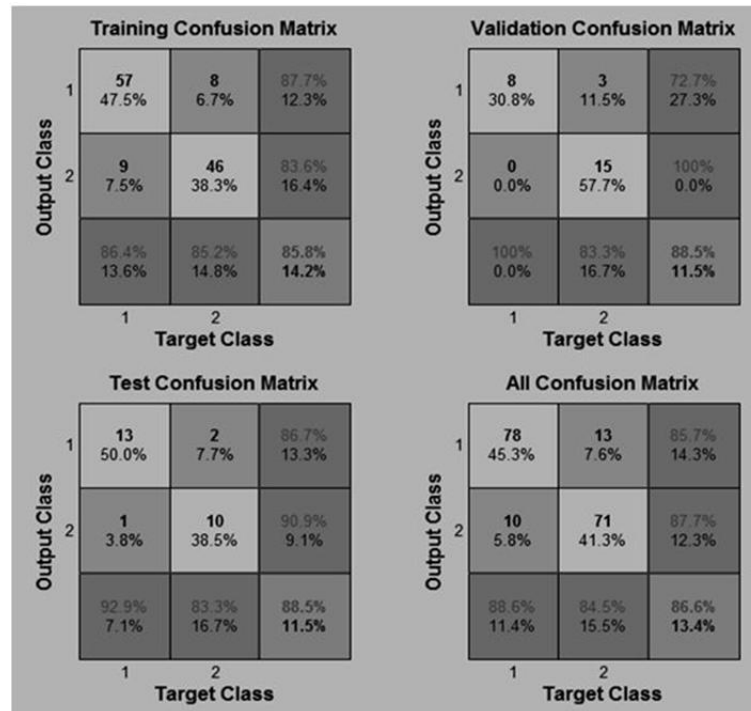


Figure 4.36. La matrice de confusion en utilisant les masques obtenus par masques manuels.

La classification basée sur les Réseaux de neurones donne un taux de bonne classification de 86.60% avec l'utilisation des attributs calculés à partir des lésions extraites par masques manuels et un taux de 93.60 % par utilisation les attributs calculés à partir des lésions extraites par OCF.

4.7. Discussion

Les résultats obtenus par notre méthode basée sur l'utilisation de l'algorithme d'optimisation des colonies de fourmis, en prenant en considération trois type d'attributs basés sur la couleur, la texture et la forme de la lésion sont très satisfaisants. En outre, en utilisant cet algorithme, les contours de la lésion ont été bien reproduits par rapport à ceux donnés par les masques manuels.

Pour extraire les régions suspectes, nous avons appliqué une enveloppe convexe, une technique de seuillage ainsi qu'un filtre morphologique basé sur la dilatation.

Les attributs qui caractérisent la lésion segmentée par OCF et la lésion extraite par masques manuels ont été calculés. Ensuite, les attributs les plus pertinents sélectionnés par l'algorithme de Relief ont été définis comme entrées dans deux classifieurs à savoir, les réseaux de neurones et les k-plus proches voisins.

Les résultats de classification des lésions bénignes et malignes montrent que :

- En utilisant les attributs qui caractérisent les lésions extraites via l'algorithme de l'optimisation des colonies de fourmis, nous avons pu atteindre d'une part, un taux de bonne classification de 93.60% avec les réseaux de neurones et d'autre part, un taux de bonne classification de 84.27 % avec les K-plus proches voisins.
- En utilisant les attributs qui caractérisent la lésion extraite via les masques manuels, nous avons atteint un taux de bonne classification de 86.60% avec les réseaux de neurones et un taux de 83.62 % avec les K-Plus proches voisins.

Nous pouvons constater d'une part que quelque soit la méthode de classification mise en œuvre (K_PPV ou RN), l'utilisation des attributs calculés à partir de la lésion extraite par OCF conduit à de meilleurs résultats comparés aux résultats obtenus par utilisation des attributs calculés à partir des lésions extraites par masques manuels. D'autre part, nous constatons aussi que les réseaux de neurones conduisent à de meilleurs taux de classification par rapport aux taux obtenus par les K_PPV.

CONCLUSION

Dans cette thèse, l'objectif principal a consisté en la segmentation et la classification automatique des mélanomes bénins et malins. Nous avons ainsi mis en œuvre une chaîne de diagnostic comprenant les étapes de segmentation, d'extraction des caractéristiques, de sélection des attributs pertinents et de classification des lésions (malignes ou bénignes).

Pour extraire les zones d'intérêts à partir des images de dermoscopie, nous avons étudié les méthodes usuelles utilisées par les chercheurs et nous avons constaté l'absence des approches biomimétiques à l'étape de segmentation des lésions de la peau. Ces approches étant notamment préconisées dans les problèmes d'optimisation, nous les avons utilisées pour l'étape de segmentation ce qui nous a permis d'atteindre des taux de bonne segmentation très appréciables. En effet, nous avons mis au point une méthode biomimétique basée sur les colonies de fourmis artificielles. Cette méthode a permis de bien détecter les contours des lésions puis en utilisant l'enveloppe convexe nous avons pu extraire la lésion. Pour évaluer les résultats de notre approche de segmentation, nous avons calculé l'erreur métrique de segmentation qui est définie par une moyenne de 47.56% et une médiane est de 17.48%

Une lésion de la peau étant caractérisée par des paramètres de couleur, de forme et de texture. Sa classification dépend essentiellement de la bonne caractérisation de ces paramètres. Chaque paramètre étant défini par des caractéristiques spécifiques il s'agira de sélectionner les attributs les plus pertinents pour bien classer. De nombreux chercheurs ne prennent en considération qu'un seul paramètre à savoir la texture, la couleur ou la forme, tandis que d'autres prennent en compte les trois paramètres mais n'utilisent que quelques caractéristiques pour chacun d'eux. Ces deux façons d'opérer ne permettent pas d'obtenir une classification fiable car certaines lésions peuvent ne pas être discriminées.

Pour pallier ces inconvénients, nous avons mis en œuvre une méthode qui prend en considération la texture, la couleur et la forme de la lésion ainsi que les caractéristiques de chacun d'eux.

Notre méthode a été testée sur des images de dermoscopie extraites de la base de données DermIS et DermQuest. Nous avons utilisé 172 images, dont 88 représentent des lésions malignes et 84 des lésions bénignes et qui contient le masque manuel de chaque lésion.

CONCLUSION

Dans un premier temps, nous avons utilisé les trois paramètres que nous avons décrits à l'aide de 112 caractéristiques et nous avons pu atteindre un taux de classification de 91%. Dans un second temps, nous avons réduit le nombre de caractéristiques à douze (12) en utilisant une technique de sélection d'attributs les plus pertinents et nous avons pu atteindre un taux de classification de 93,60%. Notons que parmi ces douze (12) caractéristiques, dix sont liées à la couleur et deux sont liés à la forme.

L'analyse de ces résultats a montré d'une part que la texture n'influe pas sur la classification et que certaines caractéristiques prise ensemble tendent plutôt à réduire le taux de bonne classification.

Le résultat de classification des lésions de la peau en tumeurs bénignes ou malignes que nous avons obtenu par notre approche qui est basé sur l'utilisation de l'optimisation de la segmentation par colonies de fourmis, les attributs sélectionnés et le classificateur basé sur les réseaux de neurones montre que ces techniques sont bien adaptées pour l'identification des lésion de la peau.

Comme perspective, il serait intéressant d'étudier la possibilité d'implémenter cette technique sur des appareils téléphonique Android et permettre ainsi d'avoir une technique non invasive et un diagnostic fiable et précoce. Cette voie pourrait conduire à un auto test préliminaire qui servira de base au praticien.

ANNEXE A

TECHNIQUES D'EXTRACTION DE POILS

A.1. DullRazor

[Lee et al.1997] a proposé l'un des outils les plus populaires pour enlever et réparer les cheveux pour l'image de dermoscopie.

L'algorithme est basé sur trois étapes principales. L'opération morphologique de fermeture qui est effectuée sur le plan rouge, en utilisant l'élément structuel de l'arbre montré dans la figure suivante (Fig. A.1) :

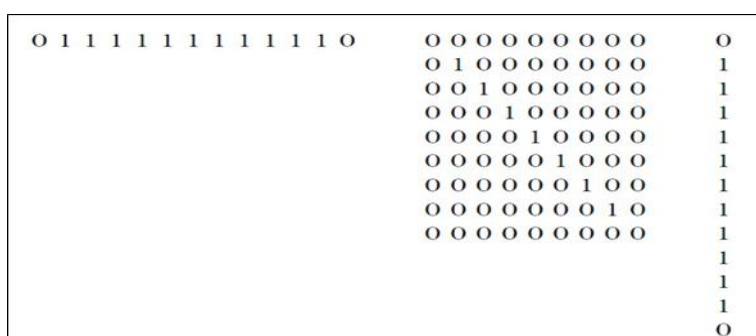


Figure A.1. Eléments structurants utilisés dans DullRazor

Le résultat de l'opération de fermeture est soustrait du plan rouge d'origine. La même opération s'applique aux plans vert et bleu séparément. Le maximum des trois images résultantes est calculé puis utilisé pour un seuillage sur l'image. Puis l'image est reconstruite en utilisant l'interpolation bilinéaire. Ensuite, l'image est lissée en utilisant un filtre médian adaptatif. L'algorithme trouve des difficultés pour l'extraction des poils très fin ou très épais.

La figure A.2 montre le résultat de l'application du DullRazor sur des poils fin.



Figure A.2. Résultats obtenus par application du DullRazor sur des poils fins

A.2. VirtualShave

Son principe est donné par [Fiorese et al. 2010] , dans ce cas, les cheveux sont identifiés à l'aide du filtre en forme de chapeau (ouverture et fermeture). Les opérations sont effectuées pour les trois plans de couleurs R, G et B. Le filtre de haut-parleur détecte la différence de contraste entre les cheveux et l'arrière-plan.

L'algorithme utilise 8 éléments structurants dans différentes directions ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) et une largeur différente (un et deux pixels), comme le montre la figure. L'opération de fermeture produit 8 images fusionnées à une seule image en calculant la valeur maximale des pixels. Enfin, l'image est soumise à un seuil basé sur la méthode d'Otsu [Otsu. 1975].

Le masque final est défini par l'intersection logique des masques des trois plans de couleurs. Le masque capillaire final est raffiné en utilisant un classifieur d'arbre de décision basé sur les caractéristiques des cheveux: la sphéricité et le coque convexe. Enfin, l'image est reconstruite à l'aide d'une peinture intégrée à PDE. En effectuant un test sur un ensemble de 20 images; l'erreur déclarée était de 15,6% (47,1% pour DullRazor) .

A.3. Autres méthodes d'extraction de poils

Dans le travail de [Toosi et al.2013], un algorithme qui est en mesure de détecter les des poils fins, épais a été mis en œuvre. Le principe de conception est basé en première étape sur l'application du filtre de Wiener pour éliminer les bruits, puis le filtre de Canny utilisé pour l'extraction des contours est appliqué sur la première composante de l'analyseur en composante principale. Ensuite, un seuil est sélectionné en utilisant l'histogramme. Une amélioration de cheveux est exécutée par les opérateurs morphologiques. Au final, l'image est réparée par une technique de cohérence de multi-résolution. Avec l'application de l'algorithme a été appliqué à 50 images dermoscopie ; l'auteur rapporte une exactitude de diagnostic de 88.3% (48,6% pour DullRazor), et un taux de détection de 93,2%, (70,2% pour DullRazor).

[Abbas et al.2007] a proposé un système qui détecte et extrait les poils fin et épais basé sur la première dérivée de Gauss et un seuillage adaptatif. Puis, tous les objets ou les pixels qui ne sont pas comme des poils sont extraits en utilisant un filtrage morphologique. Finalement, l'image est reconstruite ou réparée en utilisant l'algorithme défini par Bornemann et al [Bornemann et al.2007] nommé algorithme de reconstruction (inpainting) de marche rapide. En outre, dans ce travail, Abbas et al a défini trois algorithmes d'inpainting : le premier une interpolation linéaire, le second est basé sur les équations différentielles partielles

non linéaires et le troisième est basé sur une méthode réparation basée sur un exemplaire. En effectuant un test sur 100 images, l'auteur a atteint une exactitude dans le diagnostic de 81.2% et une mesure de la qualité de texture de 90%.

[Zhou et al.2008] ont implémenté un système automatique de détection de poils en utilisant l'analyse des structures curvilignes avec un ajustement de courbes pour augmenter la robustesse de l'algorithme. Finalement, l'image est reconstruite en utilisant une méthode d'inpainting basée sur l'exemplaire. Cet algorithme est seulement appliqué aux poils noirs. Pour une base de données de 460 images de dermoscopie, l'auteur a exprimé sans évaluation numérique que l'algorithme donne de meilleurs résultats par rapport aux méthodes existantes.

[Xie et al.2009] ont utilisé les opérateurs morphologiques de chapeau de forme pour améliorer les poils puis a appliqué un seuil statistique. Finalement, l'image est reconstruite en utilisant la méthode d'inpainting basée sur les équations différentielles partielles. Cette étude est principalement utilisée pour les cheveux noirs. Pour une application sur 40 images, l'erreur moyenne des poils extraits est de 18% (30.7% pour DullRazor).

[Kasmi.2013] a élaboré une méthode basée sur cinq étapes. Premièrement les poils est amélioré, puis segmenté en utilisant un seuillage adaptatif, ensuite tous les objets qui indésirables sont extraits par un filtre morphologiques. En outre, les traces ou les marques de règles sont souvent acquises par les systèmes d'acquisition avec les images lors de leurs acquisitions et comme leurs formes ressemblent visuellement au poils, elles doivent ainsi être extraites pour ne pas fausser le diagnostic. Kasmi a considéré qu'il faut les extraire séparément et les rajouter au masque des poils. Finalement, une méthode d'inpainting est aussi utilisé pour reconstruire ses images, elle est principalement basée sur la dilatation du masque final de poils en utilisant un disque de rayon 2, puis pour chaque pixel étant considéré comme poil (dans le masque de poils) la moyenne des pixels voisins qui ne sont pas considérés comme poils (n'appartiennent pas au masque de poils) est calculée dans les deux sens droit et gauche, un vecteur est obtenu pour chaque pixel, finalement l'image est reconstruite en remplaçant chaque pixel par son vecteur. L'image résultante est lissée par un filtre médian. L'évaluation des résultats obtenus avec sa méthode en comparant au masque de poils automatiques figurant dans la base de données, l'auteur exprime que la méthode est prometteuse.

ANNEXE B

CLASSIFICATION PAR LES K-PLUS PROCHES VOISINS

Le but de cet algorithme est de prendre des décisions en se basant sur un ou plusieurs cas similaires déjà résolus. Dans ce cadre, il ne construit pas de modèle à partir d'un échantillon d'apprentissage, mais c'est l'échantillon d'apprentissage associé à la fonction de distance et au choix de la classe liée à aux classes des voisins les plus proches, qui constituent le modèle.

B.1.Principe de l'algorithme des K-plus proches voisins

Dans le cadre de la classification des lésions lorsqu'une nouvelle image à classer arrive. Ses K plus proches voisins sont alors considérés : on observe leur catégorie et celle qui revient le plus parmi les voisins est assignée à la classe à classer. Souvent, on pondère les voisins par la distance qui les sépare de la nouvelle image. Ce principe est donné par :

- Choix d'un entier K (K est le nombre des plus proches voisins et il est déterminant pour la différenciation des lésions bénignes et malignes;
- Calcul des distances (distance euclidienne)
- Retenir les K observations pour lesquelles ces distances sont les plus petites (les k plus proches voisins d'un cas de référence) ;
- Compter les nombres de fois où ces K observations apparaissent dans chacune des classes (déterminer les classes correspondantes).
- Choisir la classe la plus représentée.

Les étapes suivies pour la classification des images de mélanomes sont résumées comme suit :

Si nous prenons une base d'apprentissage de 20 images de dermoscopie caractérisées par leurs attributs, donc nous avons chaque images est caractérisée par 12 attributs, puis, dès que nous recevons une nouvelle image que nous souhaitons classer, cette dernière est aussi caractérisée par ses 12 attributs, l'algorithme se met donc à calculer, la distance de chaque attribut de l'image à classer par rapport aux attributs de même nature de toutes les images de la base.

Si cette base comporte 20 images, chacune est caractérisée par ses 12 attributs, alors l'algorithme prend chaque attribut de l'image a classer et lui assigne 20 distances de même nature.

Si $K = 5$ par exemple, il cherche alors pour chaque attribut, les 5 plus petits nombres parmi ces 20 nombres qui lui ont été assignés c'est-à-dire relatif à chaque image de la base d'apprentissage, ces nombre correspondent donc aux 5 attributs de la base qui sont les plus proches de l'attribut que nous souhaitons classifier. La classe attribuée à cet attribut à classer est la classe majoritaire parmi ces cinq classes. Ensuite, on répète le processus pour les autres attributs de l'image à classer, après avoir classifié tous les attributs qui caractérisent cette image, la classe finale qui sera assignée à la lésion est la classe majoritaire dans laquelle les 12 attributs ont été classés.

Le processus est représenté par la figure suivante, la classe attribuée à l'attribut à classifier est la classe majoritaire parmi ces 5 éléments. Puis, la classe attribuée à la lésion à classifier est la classe majoritaire parmi les 12 attributs.

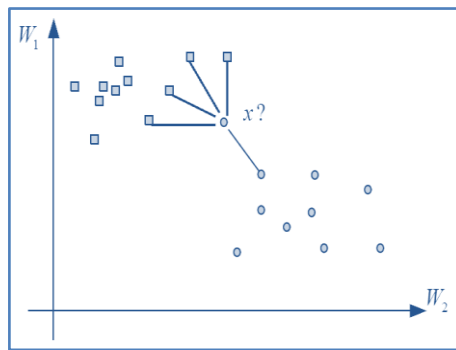


Figure B.1. Principe de classification par K-plus proches voisins

B.2. Algorithme des KPPV

Les étapes de l'algorithme des K-PPV sont données par le tableau suivant :

Paramètre :	Le nombre K de voisins
Donnée :	Un échantillon de N image ($I_1, I_2, \dots, I_N$) qui définissent des lésions caractérisées par leurs attributs $I_i (a_1, a_2, \dots, a_n)$ classés en deux classes C_1 et C_2 (lésion bénigne et lésion maligne)
Entrée :	Un vecteur Y ($A_1, \dots, A_n$) défini par ses n attributs qui caractérise la lésion à classer,
Pour	chaque lésion Y ($A_1, \dots, A_n$) qui arrive pour la classification faire
Pour	chaque attribut A_i qui caractérise la lésion faire
	Déterminer les K plus proches attributs de A_i en calculant les distances euclidiennes par rapport aux attributs a_i de chaque image I de l'échantillon N

Assigner l'attribut à la classe majoritaire

End

Assigner la lésion à la classe majoritaire

End

Fin Pour

Sortie : la classe de Y est $C(Y)=C$

Table B.1 Algorithme des K-plus proches voisins

B.3. Choix du nombre K

Le choix du paramètre K dans la règle des KPPV a une influence directe sur le résultat de la classification. Une faible valeur de K va donner une bonne résolution (définir des frontières compliquées entre classes) mais très sensible au bruit sur les pixels vecteur à classer. Une valeur grande de K aura un comportement inverse, lissant les frontières mais peu sensible au bruit. Ce nombre est souvent choisi comme étant la racine du nombre d'échantillon total.

B.4. Distance

Le choix de la distance est primordial au bon fonctionnement de la méthode. En premier, une distance doit avoir quatre propriétés pour tous les pixels x, y et z:

- $D(x, x) = 0$
- $D(x, y) \geq 0$ B.1
- $D(x, y) = D(y, x)$ B.2
- $D(x, y) \leq D(x, z) + D(z, y)$ B.3

Puis, ce choix se fait en fonction des connaissances préalables du problème. Il est possible de choisir la distance en faisant varier cette distance et, pour chacun des choix, estimer l'erreur réelle. On choisit alors la distance donnant la meilleure erreur réelle estimée.

La distance euclidienne entre deux exemples est la préférée :

Soit $A = (A_1, \dots, A_n)$ et $B = (B_1, \dots, B_n)$ deux exemples. La distance euclidienne entre A et B est :

$$D(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - y_i)^2} \quad \text{B.4}$$

La distance euclidienne entre deux pixels x et y est alors définie ainsi :

$$D(x, y) = |x - y| \quad \text{Ou} \quad D(x, y) = |x - y| / D_{\max} \quad \text{B.5}$$

$D_{\max}$: est la distance maximale entre deux pixels de l'image considérée.

B.5. Choix de la classe

Il existe deux manières de sélection des K classes des K voisins les plus proches. La première façon consiste dans le choix de la classe majoritaire. Puis, la seconde façon s'agit de la classe pondérée, c'est-à-dire chaque classe d'un des K voisins sélectionnés, est pondéré. Le poids est inversement proportionnel à la distance entre le cas à classer et les autres K plus proches voisins. En règle générale, il faut considérer un nombre de voisins plus important pour obtenir de bons résultats.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abbasi.N. R, H. M. Shaw, D. S. Rigel et al. 2004 : “*Early diagnosis of cutaneous melanoma: revisiting the ABCD criteria*,” The Journal of the American Medical Association, vol 292, pp. 2771– 2776.
- Abdul J. Jaleel, Sibi Salim, and Aswin.R.B. 2012 : “*Artificial Neural Network Based Detection of Skin Cancer*”, International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering.
- Abdul J. Jaleel, Sibi Salim, and Aswin.R.B. 2013 : “*An Optimized, Economical and Painless Artificial Intelligence Technique to Diagnose melanoma*”, The International Journal of Soft Computing and Software Engineering [JSCSE], Special Issue: The Proceeding of International Conference on Soft Computing and Software Engineering 2013 [SCSE'13], San Francisco State University, CA, U.S.A.
- Abdul Jaleel, Sibi Salim, and Aswin.R.B. 2012 : “*Artificial Neural Network Based Detection of Skin Cancer*”, International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering .
- Abdul. Jaleel, Sibi Salim, and Aswin.R.B. 2013 : “*An Optimized, Economical and Painless Artificial Intelligence Technique to Diagnose melanoma*”, The International Journal of Soft Computing and Software Engineering [JSCSE], Special Issue: The Proceeding of International Conference on Soft Computing and Software Engineering 2013 [SCSE'13], San Francisco State University, CA, U.S.A.
- Alcón. J.F , Ciuhu. C, Ten Kate. W, Heinrich. A, Uzunbajakava. N, Krekels. G, Siem. D, and De Haan. G. 2009. “*Automatic Imaging System with Decision Support for Inspection of Pigmented Skin Lesions and Melanoma Diagnosis*”, IEEE journal of selected topics in signal processing, vol 3, pp. 14-25.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Andreassi .L, R. Perotti, P. Rubegni et al. 1999 : “*Digital dermoscopy analysis for the differentiation of atypical nevi and early melanoma: a new quantitative semiology,*” Archives of Dermatology, vol. 135, pp 1459–1465.
- Andreassi, M. et Andreassi, L. 2007 : “*Utility and limits of noninvasive methods in dermatology*“. Expert Rev. Dermatol., vol 2, pp 249–255.
- Argenziano .G, H. Soyer, V. Giorgi, and D. Piccolo. 2000 : "*Dermoscopy: A Tutorial* “EDRA MedicalPublishing& New Media," ed: Milan-Italy.
- Argenziano. G., H. Soyer, V. Giorgi, and D. Piccolo. 2000 : "Dermoscopy: A Tutorial “EDRA MedicalPublishing& New Media," ed: Milan-Italy.
- Argenziano.G, G. Fabbrocini, P. Carli, V. De Giorgi, E. Sammarco, and M. Delfino.1998 : “*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,vol 134, pp 563–1570.
- Azadeh N. Hoshyar, Adel .A. Jumaily, and Afsaneh N. Hoshyar. 2014 : “ *Preprocessing of automatic skin cancer detection system: comparative study*”, International journal on smart sensing and intelligent systems.
- Betta. G, Di Leo. G, Fabbrocini. G, Paolillo. A. and Sommella. P. 2006 : “*Dermoscopic Image-Analysis System: Estimation Of Atypical Pigment Network And Atypical Vascular Pattern*“. IEEE Int. Workshop Med. Meas. Appl. Proc, pp 63–67.
- Beucher .S and C. Lantuéjoul. 1979 : "*Use of watersheds in contour detection,* ". In Proc. International Workshop.
- Binder.M, M. Puespoeck-Schwartz, A. Steiner, H. Kittler, K. Wolff, M. Muellner, and H. Pehamberger. 1997 : “*Epiluminescence microscopy of small pigmented skin lesions : short-term formal training improves the diagnosis performance of dermatologists*“. Journal American Academy of Dermatology, pp 197–202.

- Bornemann. F and T. März. 2007 : "*Fast image inpainting based on coherence transport*" ,Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol 28, pp 259-278.
- Cavalcanti. P.G and Scharcanski. J, 2013. "*Macroscopic Pigmented Skin Lesion Segmentation and Its Influence on Lesion Classification and Diagnosis*", Color Medical Image Analysis, Springer.
- Celebi .M. E, H. A. Kingravi, B. Uddin, H. Iyatomi, Y. A. Aslandogan, W. V. Stoecker, and R. H. Moss . 2007 : "*A methodological approach to the classification of dermoscopy images,*" Computerized medical imaging and graphics, vol 31, pp 362- 373.
- Celebi Emre, M. Wen, Q. Hwang, S. Iyatomi, H. and Schaefer, G. 2013 : "*Lesion Border Detection in Dermoscopy Images Using Ensembles of Thresholding Methods*", Skin Research and Technology, vol 19, pp e252-e258.
- Celebi. M. E., H. A. Kingravi, J. Lee et al. 2007 : "*Fast and accurate border detection in dermoscopy images using statistical region merging,*" in Medical Imaging 2007: Image Processing, vol. 6512 of Proceedings of SPIE.
- Celebi. M.E, Aslandogan.Y. A and P. R. Bergstresser . 2005 : "*Unsupervised Border Detection Of Skin Lesion Images,*" in International Conference on Information Technology: Coding and Computing (ITCC '05), pp 123–128.
- Dawei. N. 2011 : "*Classification of melanoma and clark nevus skin lesions based on Medical Image Processing Techniques,*" in Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Research and Development (ICCRD '11), pp 31–34.
- DENEBOURG. J.L, ARON. S, GOSS. S, et PASTEELS. J.M. 1990 : "*The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant*", Journal: An Insect Behavior, pp 159-168.

- Digabel .H and C. Lantuéjoul. 1978 : "*Iterative algorithms*," in Proc. 2nd European Symp.Quantitative Analysis of Microstructures in Material Science, Biology and Medicine, pp 8.
- Drigo. M, Stutzle. T. 2004.: "*Ant Colony Optimization* ", MIT Press, Cambridge, USA.
- Erkol. B, R. H. Moss, R. J. Stanley, W. V. Stoecker, and E. Hvatum, 2005 : "*Automatic Lesion Boundary Detection In Dermoscopy Images Using Gradient Vector Flow Snakes*," Skin Research and Technology, vol 11, pp 17–26.
- Fekrache. D, Ameur.Z, Kasmi. R., Cherifi. H, 2017 : "*Segmentation and Classification of Melanoma and Benign Skin Lesions*," International Journal for Light and Electron Optics, vol 140, pp 749-771.
- Fikrle. T and Pizinger. K. 2007 : "*Digital Computer Analysis of Dermatoscopic Images of 260 Melanocytic Skin Lesions; Perimeter/Area Ratio for the Differentiation between Malignant Melanomas and Melanocytic Nevi*", Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology, , vol 21, pp 48-55.
- Fiorese. M, E. Peserico, and A. Silletti. 2010 : "*VirtualShave: automated hair removal from digital dermatoscopic images*," in Conference proceedings:Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.Annual Conference, pp 5145- 5148.
- Fitzpatrick, T. B., Johnson, R. A., Wolff, K. Et Suurmond, D. 2001 : "*Color Atlas And Synopsis Of Clinical Dermatology*". New York, Etats-Unis: Mcgraw-Hill.
- Garnavi, M. Aldeen, M. E. Celebi, G. Varigos, and S. Finch. 2011 : "*Border detection in dermoscopy images using hybrid thresholding on optimized color channels*," Computerized medical imaging and graphics, vol 35, pp 105-115.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Glickman, Y. A., Filo, O., David, M., Yayon, A., Topaz, M., Zamir, B., Ginzburg, A., Rozenman, D. Et Kenan, G. 2003 : “*Electrical Impedance Scanning: A New Approach To Skin Cancer Diagnosis*“. Skin Res. Technol, vol 9, pp 262–268.
- H. Zhou, M. Chen, R. Gass, J. M. Rehg, L. Ferris, J. Ho, and L. Drogowski. 2008 : "Featurepreserving artifact removal from dermoscopy images," in Medical Imaging,
- Haralick, R.M. and Shanmugam. K. 1973 : “*Textural Features for Image Classification*”, IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics, vol 3, pp 610-621.
- Hartinger Alzbeta 2012 : “*Detection Du Cancer De La Peau Par Tomographie D’imp Edance Electrique*“, Alzbeta Hartinger, Institut De Genie Biomedical, Ecole Polytechnique De Montreal.
- Healsmith. M. F, J. F. Bourke, J. E. Osborne, and R. A. C. Graham-Brown.1994 : “*An evaluation of the revised sevenpoint checklist for the early diagnosis of cutaneous malignant melanoma,*” British Journal of Dermatology, vol 130, pp 48–50.
- Hoffman. K, T. Gambichler, A. Rick, M. Kreutz, M. Anschuetz, and T. Grunendick. 2003 : “*Diagnostic and neural analysis of skin cancer (DANAOS, a multicentre study for collection and computeraided analysis of data from pigment skin lesions using digital dermoscopy*“. Britain Journal of Dermatology, vol 149, pp 801–809.
- Holder. D. S. 2005 : “*Electrical Impedance Tomography Methods, History and Applications*“. Bristol, Royaume-Uni: Inst. Phys. Pub.
- Kasmi . R and K. Mokrani. 2016: "Classification Of Malignant Melanoma And Benign Skin Lesions: Implementation Of Automatic Abcd Rule," Iet Image Processing, vol 10, pp 448-455.
- Kasmi R. 2013 : "Hair Detection and repainting on the Skin Lesion,"In 3rd Quadrennial Automatic Skin Cancer Detection Symposium, Missouri University of Scienceand Technology, Rolla,USA.

- Kasmi. R and Mokrani. K. 2016 : “*Classification of Malignant Melanoma and Benign Skin Lesions: Implementation of Automatic Abcd Rule*”, IET Image Processing, vol 10 pp 448-455.
- Keefe. M, D. C. Dick, and R. A. Wakeel, 1990 : “*A study of the value of the seven-point checklist in distinguishing benign pigmented lesions from melanoma*,” Clinical and Experimental Dermatology, vol 15, pp 167–171.
- Lantuejoul.C, 1978 : “*La squelettisation et son application aux mesures topologiques des mosaïques polycristallines*,” PhD thesis, Ecole des Mines, Paris.
- Lee. T, V. Ng, R. Gallagher, A. Coldman, and D. McLean 1997 : “*A software approach to hair removal from images*,” Computers in biology and medicine, vol 27 pp 533-543.
- Lozano. R, M. Naghavi, K. Foreman, S. Lim, K. Shibuya, V. Aboyans, J. Abraham, T. Adair, R. Aggarwal, And S. Y. Ahn. 2013 : “*Global And Regional Mortality From 235 Causes Of Death For 20 Age Groups In 1990 And 2010: A Systematic Analysis For The Global Burden Of Disease Study 2010*,” *The Lancet*, vol 380, pp 2095-2128.
- Lyatomi .H, H. Oka, M. E. Celebi, M. Hashimoto, M. Hagiwara, M. Tanaka, and K.Ogawa. 2008 : “*An improved internet-based melanoma screening system with dermatologistlike tumor area extraction algorithm*,” Computerized medical imaging and graphics, vol 32, pp 566-579.
- Mabrouk. M. S, M. A. Sheha, and A. Sharawy. 2012 : “*Automatic detection of melanoma skin cancer using texture analysis*,” International Journal of Computer Applications, vol 42, pp 22–26.
- Madhankumar .K and P. Kumar. 2012 : “*Characterization of Skin Lesions*”, Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, Informatics and Medical Engineering, pp 21-23.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Mahmoud Elgamal. 2013 : « *Automatic skin cancer images classification* », (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications.
- Marghoob. A, Swindle. L. D, Moricz C. Z. M, Sanchez Negron. F. A, Slue. B, Halpern. A. C. and Kopf A. W. 2003 : “*Instruments And New Technologies For The In VivoDiagnosis Of Melanoma*“. J. Am. Acad. Dermatol, vol 49, pp 777–797.
- Marques, O. 2011 : “*Practical Image and Video Processing Using Matlab*”, John Wiley & Sons.
- Melgani .F. 2006 : "Robust image binarization with ensembles of thresholding algorithms," Journal of Electronic Imaging, vol 15, pp 023010-023010-11.
- Melli. R, C. Grana, and R. Cucchiara. 2006 : "Comparison of color clustering algorithms for segmentation of dermatological images," in Medical Imaging, pp 61443S- 61443S-9.
- Menzies. S. W. 2006 : “*Cutaneous melanoma: making a clinical diagnosis, present and future*“. Dermatol. Ther, vol 19, pp 32–39.
- Menzies. S.W, K. Crotty, C.Ingvar, and W. McCarthy, 1996 : “*An Atlas of Surface Microscopy of Pigmented Skin Lesions*“, McGraw Hill.
- Mhaske H. R., and D. A. Phalke. 2013 : “*Melanoma skin cancer detection and classification based on supervised and unsupervised learning*“.
- Mhaske.H.R. and D. A. Phalke. 2013 : “*Melanoma skin cancer detection and classification based on supervised and unsupervised learning*”.
- Mogensen, M. et Jemec, G. B. E. 2007. “*Diagnosis of nonmelanoma skin cancer/keratinocyte carcinoma: a review of diagnostic accuracy of nonmelanoma skin cancer diagnostic tests and technologies*“. Dermatol. Surg, vol 33, pp 1158–1174.

- Mohamed Khalad Abu Mahmoud, Adel Al-Jumaily, Yashar Maali, and Khairul Anam. 2013 : “*Classification of Malignant Melanoma and Benign Nevi from Skin Lesions Based on Support Vector Machine*“,Fifth International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation.
- Mohamed Khalad Abu Mahmoud, Adel Al-Jumaily, Yashar Maali, and Khairul Anam. 2013 : “*Classification of Malignant Melanoma and Benign Nevi from Skin Lesions Based on Support Vector Machine*“,Fifth International Conference on Computational Intelligence, Modelling and Simulation.
- Mohamed Khalad Abu Mahmoud, and Adel AI-Jumaily 2014 : “*Novel feature extraction methodology based on histopathological images and subsequent classification by Support Vector Machine*”.
- Mohamed Khalad Abu Mahmoud, and Adel AI-Jumaily. 2014 : “*Novel feature extraction methodology based on histopathological images and subsequent classification by Support Vector Machine*».
- Mohanapriya. Y and A.Manjuladevi. 2014 : “ *An efficient approach for skin cancer analysis*”, International Journal of Infinite Innovations in Engineering and Technology, Volume 1 Issue 1.
- Mohanapriya.Y and A.Manjuladevi. 2014 : “ *An efficient approach for skin cancer analysis*”, International Journal of Infinite Innovations in Engineering and Technology, Volume 1 Issue.
- Mollersen .K, H. M. Kirchesch, T. G. Schopf, and F. Godtliebsenb 2010 : “*Unsupervised segmentation for digital dermoscopic images*,” Skin Research and Technology, vol 16, pp 401-407.
- Nima Fassihi, Jamshid Shanbehzadeh, Abdolhossein Sarafzadeh, and Elham Ghasemi. 2011 : “*Melanoma Diagnosis by the Use of Wavelet Analysis based on Morphological Operators*”, Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientist 2011 Vol 1, IMECS 2011, pp 16-18, , Hong Kong.

- Nisha Oommachen, Vismi V, Soumya S, and Jeena C D. 2013 : “ *Melanoma Skin Cancer Detection Based on Skin Lesions Characterization*”, IOSR Journal of Engineering (IOSRJEN) e-ISSN: pp 2250-3021, p-ISSN: pp 2278-8719 vol 3, Issue 2 vol 1, pp 52-59.
- Oliveria. S. A., Sachs, D., Belasco, K. T. et Halpern, A. C . 2003 : “*Adoption of new technologies for early detection of melanoma in dermatologic practice*“. J. Amer. Acad. Dermatol, vol 49, pp 955–959.
- Otsu .N. 1975 : "A *threshold selection method from gray-level histograms*" Automatica, vol 11, pp 23-27.
- Ouadfel Salima. 2006 : “*Segmentation d’images basée sur la résolution collective par colonies de fourmis artificielles*”, Doctorat, Université Hadj Lakhdar, Batna, Algérie.
- Pehamberger . H, A. Steiner, and K.Wolff, 1987: “*In vivo epiluminescence microscopy of pigmented skin lesions. I. Pattern analysis of pigmented skin lesions,*” Journal of the American Academy of Dermatology, vol 17, pp 571–583.
- Peruch .F, F. Bogo, M. Bonazza, V.-M. Cappelleri, and E. Peserico. 2014 : "*Simpler, faster, more accurate melanocytic lesion segmentation through meds,*" Biomedical.
- Rosado Luís and Márcia Ferreira. 2013 : “*A prototype for a mobile-based system of skin lesion analysis using supervised classification*”.
- Rosado Luís and Márcia Ferreira. 2013 : « *A prototype for a mobile-based system of skin lesion analysis using supervised classification*”.
- Sabouri .P, H. Gholam Hosseini, T. Larsson, and J. Collins. 2014 : “*A Cascade Classifier for Diagnosis of Melanoma in Clinical Images*”, IEEE.
- Schaefer, G. M, I. Rajab, M. E. Celebi, and H. Iyatomi. 2011 : "*Colour and contrast enhancement for improved skin lesion segmentation,*" Computerized medical imaging and graphics, vol 35, pp 99-104.

- Schmid P. 1999 : "*Segmentation of digitized dermatoscopic images by two-dimensional color clustering*," Medical Imaging, IEEE Transactions on, vol 18, pp 164-171.
- Sonali Jadhav and D. K. Kamat 2014 : “ *Analysis and Detection of Skin Cancer*”, OSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE) e-ISSN: 2278-2834,p- ISSN: 2278 8735.vol 9, pp 50-54.
- Soyer. H. P, G. Argenziano, I. Zalaudek et al. 2004 : “*Three-point checklist of dermoscopy: a new screening method for early detection of melanoma*,” Dermatology, vol 208, pp 27–31.
- Steiner. R., Kunzi-Rapp, K. et Scharffetter-Kochanek, K. 2003 : “*Optical coherence tomography: clinical applications in dermatology*“. Med. Laser Appl, vol 18, pp 249–259.
- Stolz. W., Riemann. A, Cagnetta. A, Pillet. L, Abmayr. W, Holz. D, Bilek. P, Nachbar. F, and Landthaler. M. 1994 : “*Abcd Rule of Dermoscopy-a New Practical Method for Early Recognition of Malignant-Melanoma*”, European Journal of Dermatology, vol 4, pp 521-527.
- Takruri Maen, Adel Al-Jumaily, and Mohamed Khaled Abu Mahmoud. 2014 : “*Automatic Recognition of Melanoma Using Support Vector Machines: A Study Based on Wavelet, Curvelet and Color Features* », IAICT 2014.
- Toossi M. T. B, H. R. Pourreza, H. Zare, M. H. Sigari, P. Layegh, and A. Azimi 2013: "*An effective hair removal algorithm for dermoscopy images*," Skin Research and Technology, vol 19, pp 230-235.
- Veronica Anna, Bateria, Carlos S.M, Oppus. 2010 : “ *An Ant Colony Optimization Algorithm For Image Edge Detection* ”, University Katipunan Avenue, Loyola Heights, Quezon City Philippines.

- Walker.D. C, Brown, B. H, Hose, D. R. and Smallwood, R. H. 2000 : “*Modelling the electrical impedivity of normal and premalignant cervical tissue*“. IEE Electron. Lett., vol 36, pp 1603–1604.
- Wang . H, R. H. Moss, X. Chen, R. J. Stanley, W. V. Stoecker, M. E. Celebi, J. M. Malters, J. M. Grichnik, A. A. Marghoob, and H. S. Rabinovitz. 2011 : "Modified watershedtechnique and post-processing for segmentation of skin lesions in dermoscopy images,"*Computerized medical imaging and graphics*, vol 35, pp 116-120.
- Webster J. G. 1990 : “*Electrical Impedance Tomography*“. Bristol, Royaume-Uni: Adam Hilger.
- Wong A, J. Scharcanski, and P. Fieguth. 2011 : "Automatic skin lesion segmentation via iterative stochastic region merging," *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, vol 15, pp 929-936.
- Xie F.Y, S.Y.Qin, Z.G.Jiang, and R.-S. Meng. 2009 : "PDE-based unsupervised repair of hair-occluded information in dermoscopy images of melanoma," *Computerized medical imaging and graphics*, vol 33, pp 275-282.
- Zhou. H, M. Chen, R. Gass, L. Ferris, L. Drogowski and J. M. Rehg. 2008 : "Spatially constrained segmentation of dermoscopy images," in *Biomedical Imaging: From Nano to Macro*,. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium.