

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la A Recherche Scientifique

Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou



Faculté de Génie Electrique et d'informatique
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes
Master Académique
Spécialité : **Electronique biomédicale**

Thème

**Segmentation d'images par colonies
d'araignées artificielles**

Présenté par :

M. AKLI LALEG
M. FARID AIT MEDJBER

Dirigé par :

M^{me} AMEUR Zohra

Promotion 2013/2014

Remerciements

Nous remercions le bon DIEU de nous avoir donné le courage et la force de mener à terme notre travail.

Nous tenons à remercier notre promotrice M^{me}. AMEUR ZOÛRA et M^{me} CHILALI KARIMA de L'(UMMTO) De leur aide précieuse.

Ainsi nous remercions les membres de jury qui nous feront l'honneur en acceptant de juger notre travail.

Enfin, un grand merci à tous les enseignants du département Eln de l'UMMTO qui ont participé à notre formation durant tout notre cycle universitaire ainsi à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail:

*A ma très chère mère **B.Z.OUARDIA***

*A mon cher père **MESSAOUD***

Qui ont beaucoup sacrifié pour moi

A toute ma famille

*A mon âme sœur **H.SOUAD** qui m'a donné son soutien aux moments difficiles de mon travail avec une grande patience.*

A mes camarades et à toutes personnes m'ayant aidé d'une manière ou d'une autre.

A.M.FARID

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

*A ma très chère mère **M.SALHA***

*A mon cher père **AHMED***

*A ma grande mère **DAHIA***

Qui ont beaucoup sacrifié pour moi

A toute ma famille

*Mon frère **AMAZIGH**, et ma sœur **KAHINA** qui
m'ont aidé, et soutenu et encouragé tout au long de
ma vie*

*A mes camarades et à toutes personnes m'ayant
aidé d'une manière ou d'une autre.*

L. Akli

Liste des figures

Figure 01: Image matricielle.....	6
Figure 02 : Image binaire	7
Figure 03 : Palette des niveaux de gris	7
Figure 04 : Image réelle en niveau de gris.....	7
Figure 05 : Image couleur.....	8
Figure 06 : Le voisinage B (5*5) du pixel A.....	8
Figure 07 : Image montrant le contraste	9
Figure 08: Image bruitée" et le résultat après réduction de bruit	11
Figure 09 : Image floue	11
Figure 10: Les étapes de traitement d'images	12
Figure 11: Différentes techniques de prétraitement	13
Figure 12 : Image filtrée (Filtre passe-bas)	14
Figure 13: Image filtrée (Filtre passe-haut).....	15
Figure 14: Principe du filtre médian (3*3).....	16
Figure.15 : Application du filtre Médian pour l'image bruitée	16
Figure.16 : Elément structurants	16
Figure 17 : Principe de dilatation sur l'image en niveau de gris	17
Figure 18 : Principe de l'érosion sur l'image en gris	18
Figure 19 : Filtre morphologique (Erosion+Dilatation)	18
Figure 20 : une image a niveau de gri et son Histogramme	18
Figure 21: Courbe représentant les valeurs des pixels sans modifications	20
Figure 22: Assombrissement et éclaircissement.....	20
Figure 23: Image avant et après égalisation d'histogramme	21

Figure 24: Histogramme avant et après égalisation	21
Figure 25: Image avant et après étirement d'histogramme	21
Figure 26: Histogramme avant et après étirement.....	22
Figure 27 : Schéma représentant les méthodes de segmentation	25
Figure 28: Principe de la croissance de région sur une image 2D : (a) image initiale à cinq niveaux de gris (point germe en rouge, en haut de l'image), (b) et (c) sont les étapes successives de la croissance de région jusqu'à obtention du résultat (d).....	26
Figure 29: Application de la méthode de croissance de région.....	26
Figure.30: Modélisation de la fusion de régions sur un exemple (image non réelle).....	27
Figure 31: Exemple d'application réelle de l'algorithme de fusion	28
Figure 32: Représentation de la Division de région	28
Figure 33: Exemple illustrant la méthode de division en région.....	29
Figure 34: Représentation de la segmentation par Split and Merge.....	30
Figure 35: Exemple de l'application de Split and Merge	30
Figure 36: Exemple d'application de l'approximation de base	32
Figure 37: Exemple d'application du filtre Laplacien (4,8)	34
Figure 38 : Utilisation du principe de chaînage	34
Figure 39: Résultat de l'application du filtre de Canny sur les bords du trèfle.....	35
Figure 40: Application du modèle déformable aux données médicales.....	36
Figure 41: Exemple d'application de seuillage (3 Classes).....	36
Figure 42: Image segmentée par la méthode d'OTSU à un seul seuil.....	38
Figure 43: (a) image originale, (b) image binarisée (2 classes), (c) histogramme de l'image est approximé par 2 gaussiennes (courbes rouge et bleu)	38
Figure .44: Principe de la coopération séquentielle.....	39
Figure 45: Application du principe de la coopération séquentielle contour région.....	40

Figure 46: Principe de la coopération des résultats	41
Figure 47: Principe de la coopération mutuelle.....	42
Figure 48 : Principe de classification par K-plus proches voisins.....	45
Figure 49 : Principe de développement d'une méthode d'optimisation.....	50
Figure 50 : Méthodes biomimétiques pour la segmentation	53
Figure 51 : Contours détectés par un algorithme génétique	55
Figure 52 : Extraction de contours effectuée par Essaim Particulaire	57
Figure 53: Mise en correspondance entre neurone biologique-artificiel	58
Figure 54 : Neurone formel	58
Figure.55 : Quelques fonctions d'activation	59
Figure 56 : Quelques topologies de réseaux de neurones	59
Figure 57 : Détection de contours par ondelettes et réseaux de neurones	60
Figure 58 : Détection de contours par système immunitaire	62
Figure 59: Détection de contours par les colonies de fourmis artificielles	63
Figure 60: Extraction de contours par araignées sociales	65
Figure 61 : Toile d'araignées Anelosimus eximius	70
Figure. 62 : Vue sur le modèle d'environnement	71
Figure. 63 : Vue d'ensemble du système.....	72
Figure 64: Principe général de la segmentation par approche araignée	80
Figure 65 : Illustration de l'application de l'algorithme des araignées	81
Figure 66 : Résultats de segmentation des images IRM par l'approche des araignées pour une initialisation par histogramme	82
Figure 67 : Résultats de segmentation d'une image prise de la peau humaine qui détecte le mélanome l'approche des araignées pour une initialisation manuelle.....	82
Figure A.1: Exemple d'application de l'opérateur Robert	A-6
Figure A.2: Exemple de l'application de l'opérateur de Sobel	A-2

Figure A.3: Segmentation de l'image utilisant le filtre de Canny	A-3
Figure D.1 : Images à rayons X.....	D-1
Figure D.2: Appareil IRM	D-2
Figure D.3 : Image IRM	D-2
Figure D.4 : Image nucléaire.....	D-3
Figure E.1 : La structure de la peau	E-1
Figure E.2 : Le mélanome	E-2
Figure E.3 : Représentation des ganglions	E-3
Figure E.4 : Les différents types de mélanome	E-4

Liste des algorithmes

Algorithme. II.1 : Algorithme des K-plus proches voisins.....	46
Algorithme. III.1 : Principe d'un algorithme génétique	54
Algorithme.III.2 : Principe de l'algorithme d'essaim particulaire	57
Algorithme. IV.1 : Algorithme de détection de pics dans un histogramme.....	75
Algorithme IV.2 : Algorithme de Sélection	78
Algorithme IV.3 : Procédure d'unification	79
Algorithme IV.4 : Algorithme général du comportement de l'araignée.....	80

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre I	Généralité sur le traitement d'image
I.1. Préambule.....	5
I.2. Définition d'une image.....	5
I.2.1. Image numérique.....	6
I.2.2. Caractéristiques d'une image numérique.....	8
I.2.2.1 Luminance.....	9
I.2.2.2 Contraste.....	9
I.2.2.3. Résolution.....	10
I.2.2.4. Similarité.....	10
I.2.2.5. L'Homogénéité.....	10
I.2.2.6. Le bruit.....	10
I.2.2.7.Le flou.....	11
I.2.2.8. La Région.....	11
I.2.2.9. Le Contour.....	11
I.3. Les étapes du traitement d'image.....	12
I.3.1. Acquisition.....	12
I.3.2. Prétraitement.....	13
I.3.2.1. Le filtrage.....	13
I.3.2.1.1. Filtres linéaires.....	14

I.3.2.1.2. Filtres non linéaires.....	15
I.3.2.1.3. Filtres morphologiques.....	16
I.3.2.2. Opérations sur l’histogramme.....	18
I.3.2.2.1. Notion d’histogramme.....	19
I.3.2.2.2. Modification de l’histogramme.....	19
I.3.2.2.3. Egalisation de l’histogramme.....	20
I.3.2.2.4. Etirement de l’histogramme.....	21
I.4. Discussion.....	22

Chapitre II Segmentation d’image : Etat de l’art

II.1. Préambule.....	24
II.2. Segmentation.....	24
II.2.1. Méthodes de segmentation d’image.....	25
II.2.1.1. Segmentation par Région.....	25
II.2.1.2. Segmentation par contours.....	30
II.2.1.2.1. Méthodes dérivatives.....	31
II.2.1.2.2. Méthode variationnelle.....	35
II.2.1.3. Segmentation par seuillage.....	36
II.2.1.4. Coopération région contour.....	39
II.2.1.4.1. Coopération séquentielle.....	39
II.2.1.4.2. Coopération des résultats.....	41
II.2.1.4.3. Coopération mutuelle.....	42

II.2.2. Classification d'image.....	43
II.2.2.1. Classification non supervisée.....	43
II.2.2.2. Classification supervisée.....	44
II.2.2.2.1. Phase d'apprentissage.....	44
II.2.2.2.2. Phase de classification.....	44
II.2.2.2.2.1. Principe de l'algorithme des K-plus proches voisins.....	44
II.2.2.2.2.2. Algorithme des KPPV.....	46
II.2.2.2.2.3. Choix du nombre K	46
II.2.2.2.2.4.Distance	46
II.2.2.2.2.5. Choix de la classe	47
II.2.2.3. Classification semi supervisée.....	47
II.3. Domaines d'application de la segmentation	48
II.4. Discussion	48
Chapitre III Segmentation d'image par approche biomimétique	
III.1. Préambule.....	50
III.2. Stigmergie.....	51
III.3. Méta-heuristiques pour la segmentation.....	51
III.3.1. Méta-heuristiques à solution unique	52
III.3.2. Méta-heuristiques à base de population	52
III.4. Méta-heuristiques à population en segmentation	53
III.4.1. Algorithmes Génétiques	53

III.4.2. Essaim Particulaires.....	55
III.4.3. Réseaux de neurones	57
III.4.4. Systèmes immunitaires	60
III.4.5. Colonies de fourmis artificielles	62
III.4.5.1. Le fourragement.....	62
III.4.5.2. Le tri des éléments du couvain.....	63
III.4.6. Araignées sociales	63
III.4.6.1. L'environnement.....	64
III.4.6.2. Les agents et leur comportement.....	64
III.4.6.3. La dynamique du système	65
III.5. Discussion	65
 Chapitre IV Optimisation de la segmentation par Colonies d'Agrainées Artificielles : applications, tests et résultats	
IV.1. Préambule	67
IV.2. La Vie Artificielle, Inspiration des Systèmes Naturels.....	67
IV.3. Intelligence en Essaim	68
IV.4. Segmentation d'image et Vie artificielle.....	68
IV.5. Approches Araignées	69
IV.5.1. Le modèle biologique	69
IV.5.2. Détection de régions par approche Araignée	71
IV.6. Principe général de l'algorithme d'araignées	73

IV.6.1. Phase d'initialisation	74
IV.6.2. L'environnement de l'araignée.....	76
IV.6.3. Les araignées et leur comportement.....	76
IV.7. Application et résultats.....	81
IV.8. Discussion des résultats	83
IV.9. Avantages de l'approche	83
IV.10. Limites de l'approche	83
IV.11. Discussion.....	84
Conclusion générale.....	85
Perspectives.....	85
Annexe A.....	A-1
Annexe B.....	B-1
Annexe C.....	C-1
Annexe D.....	D-1
Annexe E.....	E-1
Bibliographie	

Introduction générale :

D'une année à une autre, l'informatique se développe avec les nombreux systèmes et techniques utilisés qui permettent d'ouvrir une voie de développement très prometteuse, notamment dans le domaine du traitement et de l'analyse de l'image qui sont utilisés dans des applications très diverses et variées (météorologie, biologie et médecine, industrie, robotique, agriculture, etc.).

Dans la chaîne du traitement et de l'analyse de l'image, l'information dite de bas niveau issue de la phase d'acquisition est transformée en une information de haut niveau où les formes et les structures sont décrites d'une manière synthétique par extraction de l'information pertinente et de son interprétation pour pouvoir décider d'une action.

Cette transformation est obtenue par le passage de quatre étapes essentielles qui sont : l'acquisition, le prétraitement, la segmentation et l'interprétation. Le traitement de bas niveau est donc consacré au prétraitement qui consiste au traitement numérique au sens large, tels que le processus de filtrage qui a pour but d'améliorer la qualité de l'image. Tandis que, le traitement de haut niveau est dédié aux opérateurs d'analyse des images résultantes, telles que la description, la reconnaissance ou encore l'interprétation. Pour pouvoir décrire de façon quantitative et qualitative les objets présents dans l'image, les différentes opérations décrites ci-dessus sont traitées de façon précise.

La segmentation d'images est une étape importante dans la plus part des systèmes de vision et est donc primordiale. Elle est définie comme étant un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i appelés régions telle qu'aucune région ne sera vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble de régions recouvre toute l'image [74]. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines. La segmentation par contours permet quant à elle de détecter les transitions entre les régions de l'image. puis la segmentation par coopération régions contours peut se définir comme une entre-aide entre ces deux concepts (régions-contours) afin d'améliorer le résultat final et par la classification, l'image est segmentée en plusieurs classes.

La plus part des traitements numériques des images sont basés sur la théorie de signal, le calcul de probabilités, les techniques issues de l'intelligence artificielle classique qui utilisent

des systèmes de représentation et de raisonnement, une modélisation statistique explicite et les méthodes de force brutale par pixel.

Bien que la majorité des problèmes soient résolus partiellement, il apparaît que les approches développées jusqu'à présent sont quelque peu limitées, et il est nécessaire de chercher de nouvelles approches.

La vie artificielle est un domaine récent pour la segmentation d'images. L'approche " vie artificielle" offre pour la segmentation d'images une voie pour découvrir de nouvelles techniques plus efficaces, plus souples ou juste peu inhabituelles, qui ne pourraient pas être trouvées sous les stratégies de recherche actuellement appliquées dans le domaine du traitement d'images. Parmi les travaux combinant ces deux domaines, on peut citer: Le travail de Carden [75] qui est basé sur les comportements de meutes de Reynolds pour la détection de contour de région dans une image.

Le travail de Liu [69] inspiré des automates cellulaires pour étiqueter les régions homogènes dans une image à niveaux de gris. Le travail de Ramos [70] qui est inspiré des modèles des sociétés de fourmis pour détecter des contours. Le travail de Bourjot [68] fondé sur le modèle des araignées sociales pour la détection de régions dans les images à niveaux de gris.

La recherche dans la vie artificielle, comme l'a définie Chris Langton (qui est l'un des fondateurs de ces techniques) dans [76] a deux objectifs principaux : le premier étant de chercher à comprendre le fonctionnement et particulièrement l'origine de la vie sur terre et le second, tente de reproduire des modèles informatiques pour l'utilisation scientifique de ces principes de colonies. Le développement de ces modèles s'appuie sur les concepts d'autonomie, de comportement individuel répondant à des stimuli de l'environnement, de viabilité, d'adaptation et de reproduction. Il n'y a pas de processus de réflexion comme en intelligence artificielle par la manipulation de symboles. Les agents n'ont pas des intelligences évoluées mais des règles de comportement simples. Cependant, il est possible d'obtenir un comportement collectif complexe par l'interaction de plusieurs agents relativement simples.

L'intelligence en essaim est une des technologies clefs de la vie artificielle. Elle a connu une popularité croissante ces dernières années. Elle est largement définie comme: " n'importe quelle tentative de conception d'algorithmes ou de dispositifs de résolution de problèmes

distribués inspirés du comportement collectif de colonies d'insectes sociales et d'autres sociétés animales"[77], [78].

Notre travail est consacré à la méthode de segmentation par Colonies des araignées artificielles.

Le travail que nous proposons dans ce mémoire est composé de quatre chapitres, organisé de la manière suivante :

Le premier chapitre intitulé « Généralités sur le traitement d'images » sera consacré à la présentation du système de traitement d'images, ainsi que les différentes méthodes de prétraitement opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes.

Un état de l'art est donné dans le second chapitre (Segmentation d'images : Etat de l'art) et traitera principalement la définition de la segmentation, quelques méthodes et techniques de segmentation aussi bien basées régions que contours en essayant de donner leurs avantages et inconvénients.

Le troisième chapitre intitulé «Approches biomimétiques pour la segmentation d'image» est un recueil des différentes approches biomimétiques adaptées à la segmentation d'images. En effet, de nouvelles approches et théories ont vu le jour dans le but de répondre aux besoins grandissants de la communauté scientifique avec la prise en considération des nouvelles technologies aussi bien matérielles que logicielles. Une branche inspirée des essaims d'insectes a donc vu le jour et plusieurs approches sont nées et tentent de discriminer les textures en fonction des applications visées.

La technique retenue dans notre travail est inspirée des colonies d'araignées. Le quatrième chapitre intitulé « Optimisation de la segmentation par Colonies d'Agrainées Artificielles : applications, tests et résultats» est consacré d'une part, à l'étude des agrainées artificielles en segmentation d'images en donnant les différentes notions sur les agrainées et les détails de l'algorithme d'Optimisation par Colonies d'Agrainées proposé pour la détection de régions des images et d'autre part, un ensemble de tests et de résultats seront donnés et commentés afin de prouver la robustesse de notre application.

Nous terminerons notre travail par une conclusion générale dans laquelle nous récapitulerons notre contribution qui a consisté à faire une segmentation en nous basant sur la technique des colonies d'araignées artificielles et nous proposerons des perspectives ouvertes par ce travail.

CHAPITRE I

Généralité sur le traitement d'images

I.1. Préambule:

Depuis ces deux dernières décennies, les images ont envahi notre quotidien. Le besoin de les traiter est devenu rapidement évident dans plusieurs domaines: imagerie médicale, télédétection, météo, industrie, agronomie, etc.

L'ensemble de ces traitements constitue ce que l'on appelle le traitement d'images. En informatique, ceci désigne l'ensemble des traitements automatiques effectués sur une image numérique, afin d'en produire une nouvelle ou simplement d'en extraire des informations.

Dans ce chapitre, nous proposons de nous familiariser avec le traitement d'images en effectuant une description des principales étapes: en l'occurrence l'acquisition, le prétraitement, la segmentation et la classification. Nous commençons par décrire quelques notions liées aux images numériques, nécessaires à la compréhension de la prochaine partie de ce document.

I.2. Définition d'une image:

On peut définir une image comme la représentation visuelle d'une scène ou d'une personne par plusieurs moyens (photo, portrait, peinture, ...).

En traitement de signal, l'image se définit comme étant un signal bidimensionnel.

En mathématique par contre, c'est une application d'un sous-ensemble $M \times N$ de $\mathbf{R} \times \mathbf{R}$

vers l'ensemble des réels \mathbf{R} qui à chaque couple de réels (\mathbf{x}, \mathbf{y}) est associé le réel $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ [1] :

$$\begin{aligned} f : M \times N &\longrightarrow R \\ (x, y) &\longrightarrow f(x, y) \end{aligned} \tag{I.1}$$

L'image peut donc être décrite par une fonction $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ tel que :

\mathbf{f} : fonction d'intensité lumineuse définie sur un domaine borné

(\mathbf{x}, \mathbf{y}) : coordonnées linéaires d'un point de l'image.

Mais sous cette forme, l'image reste inexploitable dans le domaine de l'informatique, d'où la nécessité de la numérisation.

I.2.1. Image numérique:

On désigne sous le terme d'image numérique, toute image (dessin, icône, photographie ...) acquise par des convertisseurs analogiques numériques, créée, traitée ou stockée sous forme binaire (suite de 0 et de 1).

On distingue deux types d'images numériques: les images matricielles, et les images vectorielles :

✓ Image matricielle:

Une image matricielle est une image numérique dans un format de données qui se compose d'un tableau de pixels ou de points de couleur. Elle est caractérisée par sa résolution qui définit le niveau de gris de détails visibles dans l'image. Plus il y a de pixels, plus il y a de détails fins visibles (voir figure 01).



Figure.01: image matricielle

✓ Image vectorielle:

Une image vectorielle est composée d'objets géométriques individuels (segments de droite, polygones, arcs de cercle, etc.) définis chacun par divers attributs de forme, de position, de couleur,...

Dans ce qui suit, nous donnerons quelques exemples d'images numériques :

a) Image binaire:

C'est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1. Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit [2].



Figure.02 : Image binaire

b) Image en niveaux de gris:

Une image en niveaux de gris est une image dont chaque pixel est codé sur 8 bits, ce qui permet d'avoir 2^8 (256) valeurs possible pour la représentation d'un pixel (voir figure 03). Par convention, le blanc correspond à la valeur « 255 » et le noir à la valeur « 0 ». Les images en niveau de gris sont fréquemment utilisées dans plusieurs domaines de l'imagerie à cause de la simplicité d'implémenter des algorithmes de traitement ou d'analyse des images (voir figure 04). [3]

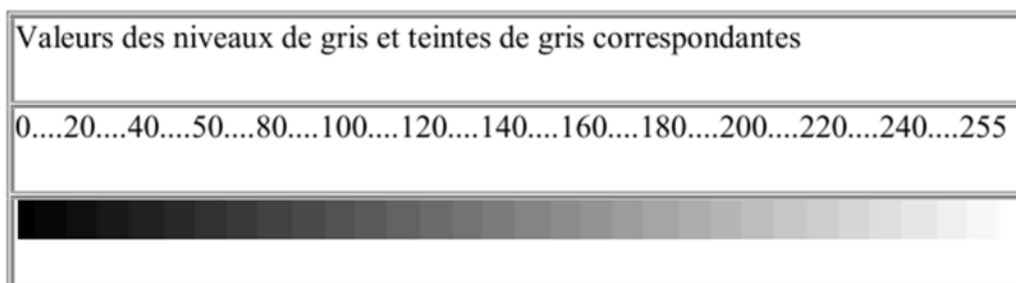


Figure.03 : Palette des niveaux de gris



Figure.04 : Image réelle en niveau de gris

c) Image couleur :

Une image couleur peut être considérée comme étant un ensemble de pixels dont chacun est codé sur trois octets : Rouge, Vert et Bleu (RVB). Elle est dite «images 24 bits». Un octet correspondant à une couleur dans une table LUT (Look Up Table), qui est dite « image indexée ».



Figure.05 : Image couleur

I.2.2. Caractéristiques d'une image numérique:

L'image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels qui représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique, l'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image.

Les pixels du voisinage sont donc ceux qui entourent le pixel en question, une fenêtre à dimension impaire (3*3,5*5...).

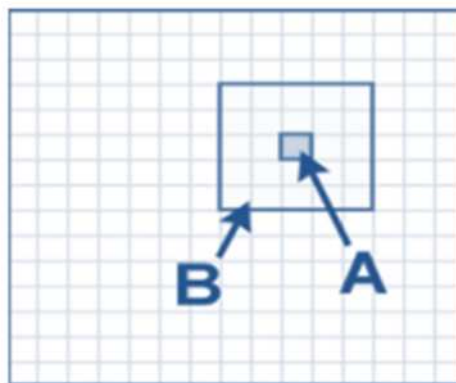


Figure.06 : Le voisinage B (5*5) du pixel A

I.2.2.1 Luminance:

Valeur numérique qui donne la luminosité ou brillance d'un pixel dans une image. Elle est définie comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par son aire [4].

La luminance d'une image numérique en niveau de gris est définie comme la moyenne des pixels de l'image :

$$\text{lum}(I) = \frac{1}{m \times n} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} I(x, y) \quad (\text{I.2})$$

m : nombre de colonnes, **n** : nombre de lignes et **I(x, y)** : la valeur de niveau de gris dans le point (x, y).

I.2.2.2 Contraste:

Est une propriété intrinsèque d'une image, qui permet de quantifier la capacité de distinguer deux régions distinctes, le contraste C est mesuré par : [09]

$$c = \frac{L2 - L1}{L2 + L1} \quad (\text{I.3})$$

Où : **L2** et **L1** désignent les degrés de luminosité des deux régions en question.



Figure.07 : Image montrant le contraste

Le **L1** représente l'os et le **L2** représente les poumons.

I.2.2.3. Résolution:

La résolution est le produit du nombre de pixels en ligne par le nombre de pixels en colonne [5].

I.2.2.4. Similarité:

La similarité est à la base de tout système de comparaison des pixels d'images. Il s'agit de définir une fonction de similarité entre les intensités lumineuses des pixels. Il existe de nombreuses fonctions de similarité par exemple la distance euclidienne et celle de Manhattan [6].

I.2.2.5. L'Homogénéité:

C'est un prédicat qui se base souvent sur des critères statistiques (moyenne, variance). Soit **I** une image et **A** une région de l'image **I** :

L'estimation de la moyenne de **I** sur **A** est :

$$\mu(A) = \frac{1}{|A|} \sum_{(x,y) \in A} I(x, y) \quad (\text{I.4})$$

Avec **|A|** le cardinal de **A** ; L'estimation de la variance de **A** est :

$$\sigma^2(A) = \frac{1}{|A|-1} \sum_{(x,y) \in A} (I(x, y) - \mu(A))^2 \quad (\text{I.5})$$

Le critère d'homogénéité entre deux régions **A** et **B** est vrai si :

$$|\mu(A) - \mu(B)| < a \min(\sigma(A), \sigma(B)) \quad (\text{I.6})$$

Où « **a** » est un paramètre défini par l'utilisateur.

I.2.2.6. Le bruit:

Le bruit dans une image est une anomalie lors de l'acquisition, de stockage ou de transmission de l'image, et donnant lieu à une incohérence dans un voisinage de pixels. La figure 08 montre l'image bruitée et l'image après réduction du bruit. [8]

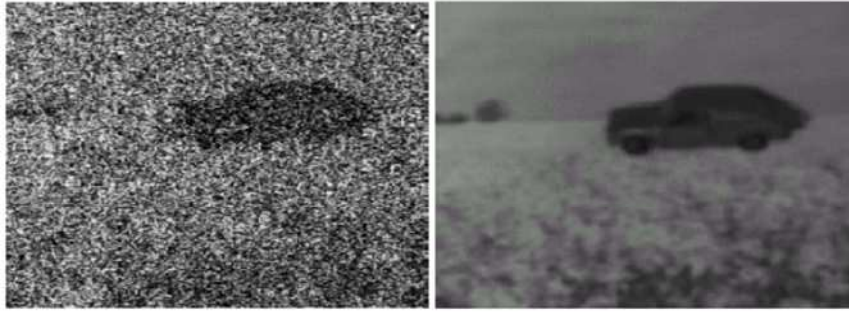


Figure.08: Image bruitée" et le résultat après réduction de bruit

I.2.2.7. Le flou:

C'est la perte de la netteté d'une image numérique. Ce flou numérique peut venir d'un mouvement soudain du photographe ou bien du capteur de l'appareil numérique.

La figure suivante illustre une image floue

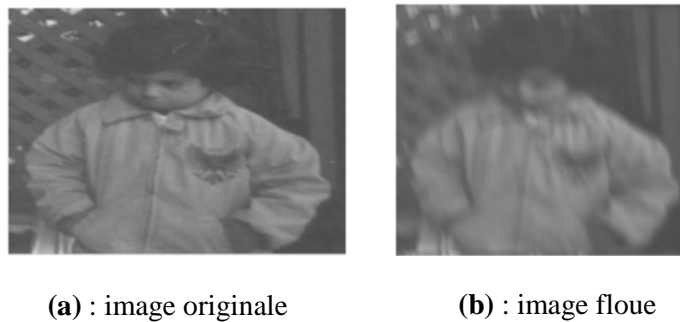


Figure.09 : Image floue

I.2.2.8. La Région:

C'est un ensemble de pixels connexes et homogènes. On dit qu'un pixel appartient à une région donnée s'il vérifie les caractéristiques de celle-ci (intensité, centre de gravité...). Les régions voisines sont séparées par des limites ou contours [9].

I.2.2.9. Le Contour:

Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, où la limite entre deux pixels dont le niveau de gris représente une différence significative. Le contour peut être défini dans la théorie des graphes par un chemin fermé, tel que, les sommets sont les pixels et la variation d'intensité entre les pixels représente les arrêtes.

I.3. Les étapes du traitement d'image:

Le traitement d'image numérique se fait dans le but d'une manipulation plus souple de l'image en vue d'extraire les informations ciblées. Ce système de traitement s'effectue en trois ou quatre étapes (voir figure 10).

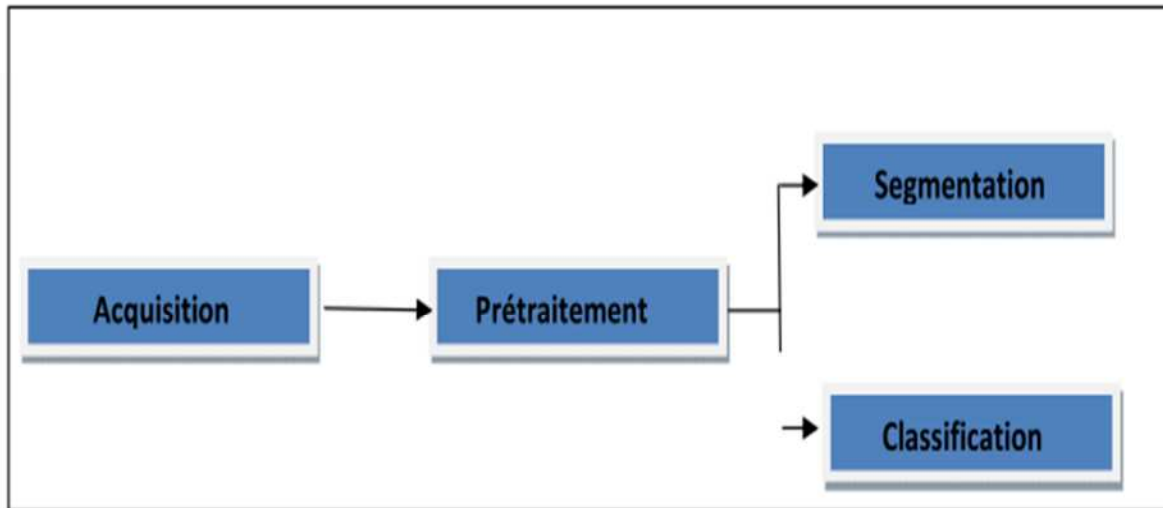


Figure.10: Les étapes de traitement d'images

I.3.1. Acquisition:

L'acquisition d'images numériques constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception ou production d'image à partir de l'environnement à étudier. Les capteurs les plus utilisés dans cette opération sont : les caméras ou appareils photos numériques, les scanners ou, les cartes d'acquisition fonctionnant grâce à des capteurs C.C.D (Charge Coupled Device).

Afin de manipuler une image par un système informatique, il est avant tout nécessaire de la transformer par le biais d'une numérisation. Cette numérisation permettra de mettre l'image sous forme binaire exploitable par le système informatique.

I.3.2. Prétraitement :

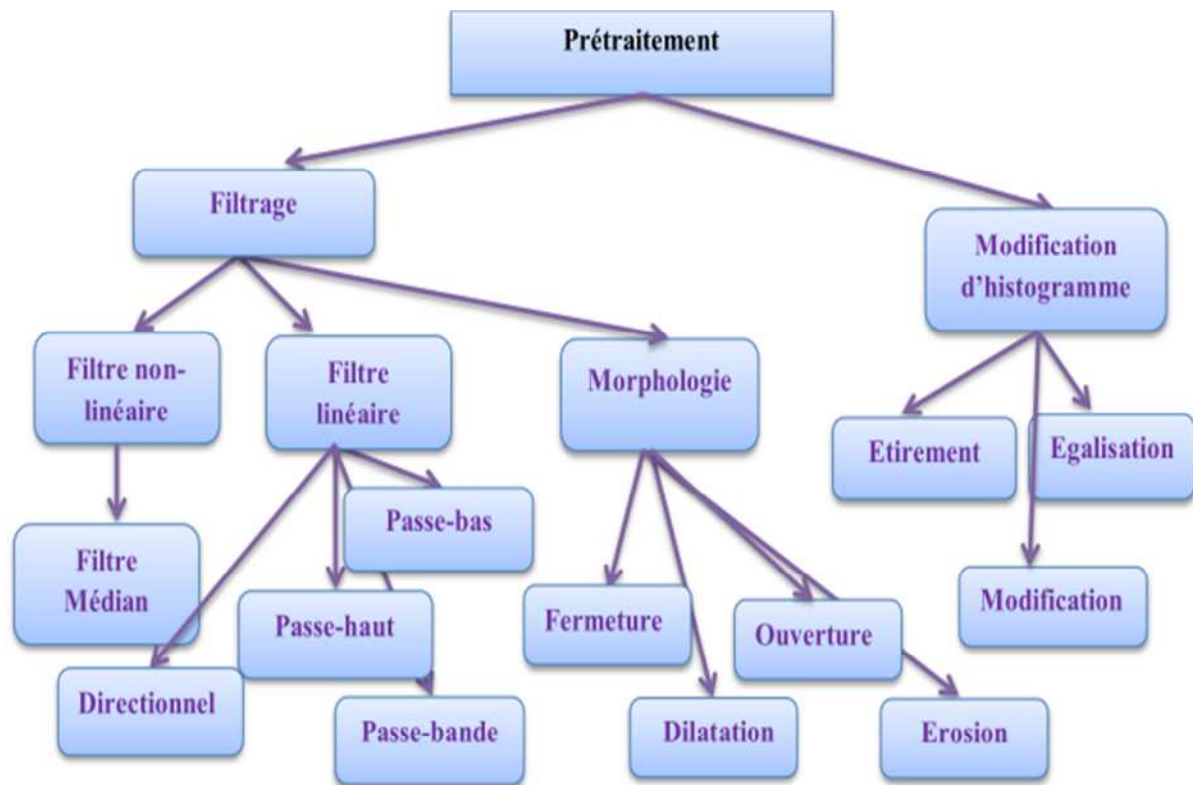


Figure.11: Différentes techniques de prétraitement

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'image. Elles contiennent très souvent des signaux bruités : pas assez de contraste ou un éclairage insuffisant.

Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration, la correction ou le rehaussement de l'image sont effectués. On se propose de présenter quelques prétraitements :

I.3.2.1. Le filtrage:

On définit trois types de filtres :

- ❖ Filtres linéaires ;
- ❖ Filtres non linéaires ;
- ❖ Filtres morphologiques.

I.3.2.1.1. Filtres linéaires:

Ils transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre à une taille $N*N$ avec N impair.

Le filtrage est la convolution d'une image $I(x, y)$ avec une fonction $F(x, y)$ qui s'appelle réponse impulsionnelle du filtre.

Dans le cas discret, les domaines de I et de F sont bornés. Le domaine de I est de $[-n/2 ; +n/2]$ et celui de F est de $[-k/2 ; +k/2]$, tel que n^2 est la taille de l'image et k^2 est la taille de la fenêtre de traitement.

a) Filtres passe-bas:

Ces filtres permettent d'atténuer les composantes à hautes fréquences de l'image (les pixels claires). Ils lissent ainsi le signal, adoucissent les variations brutales d'intensité, ils éliminent le bruit et modifient assez peu l'image et gardent généralement intacte l'intensité moyenne de l'image.

Par exemple ; le masque suivant utilise la moyenne non pondérée de ses 8 points voisins :

$$H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

L'image filtrée $G(x, y)$ est donc définie par :

$$G(x, y) = \frac{1}{9} \sum_i^l = -l \sum_j^l = -II(x+i, y+j) \quad (I.7)$$



Figure.12 : Image filtrée (Filtre passe-bas)

b) Filtres passe-haut:

Ces filtres permettent d'atténuer les composantes à basses fréquences de l'image (les pixels claires). Ils accentuent les détails et le contraste d'une image numérique. Ils ont pour but de rehausser les frontières. Ils mettent en valeur les points isolés ou les limites des objets, alors que les autres points sont mis à 0 (en noir).

Les masques suivants mettent en évidence les gradients positifs suivant l'axe des x et l'axe des y :

$$P_x = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$P_y = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$



Figure.13: Image filtrée (Filtre passe-haut)

c) Filtres passe-bande (Différenciation):

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtre passe-bas.

d) Filtres directionnels:

Ils sont utilisés pour faire apparaître les détails de l'image dans une direction déterminée (horizontale, verticale et diagonale).

I.3.2.1.2. Filtres non linéaires:

Ils sont utilisés pour éviter le flou introduit par les filtres passe-bas classiques. Ce sont des filtres dans lesquels la nouvelle valeur du pixel est calculée par une combinaison non linéaire de la fenêtre des pixels avoisinants [10]. Le plus utilisé est le filtre médian.

✓ **Filtre médian:**

Ce filtre a pour objectif d'éliminer le bruit dans l'image. Il s'agit de remplacer la valeur du pixel par la valeur médiane du pixel et de ses voisins.

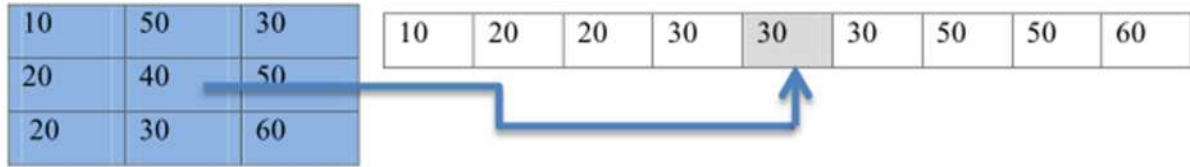


Figure.14: Principe du filtre médian (3*3)

Dans cet exemple, la valeur de niveau de gris de pixel central (le pixel qui a un niveau de gris égal à 40) est remplacée par 30.



Figure.15 : Application du filtre Médian pour l'image bruitée

I.3.2.1.3. Filtres morphologiques:

Les informations morphologiques sont définies à l'aide d'un élément structurant et un opérateur. L'élément structurant est un ensemble de pixels qui possède les caractéristiques suivantes :

- ✓ Une forme géométrique ;
- ✓ Un pixel central noir ;
- ✓ Un ensemble de pixels voisins au pixel central en blanc ;



Figure.16 : Élément structurants

Les opérateurs morphologiques les plus usuels sont :

a) Dilatation :

Elle permet d'éliminer les points noirs isolés de l'image. Elle élargit les « pics » et comble les « vallées ». Elle peut être répétée jusqu'à ce que l'image ait une valeur constante (la valeur maximale).

Pour chaque pixel $u(i, j)$ de l'image :

1. Centrer l'élément structurant sur ce pixel ;
2. Considérer les voisins du pixel dans l'élément (centre + ses voisins) ;
3. Si l'un de ces pixels est en blanc, mettre $u(i, j)$ en blanc ;

Cependant pour une image en niveau de gris, la valeur du pixel central est remplacée par la valeur maximale de ses voisins. La figure suivante montre ce principe :



Figure.17 : Principe de dilatation sur l'image en niveau de gris [6]

b) Erosion:

Elle permet d'éliminer les points blancs isolés de l'image. Elle abaisse les « pics » et élargit les « vallées ». Elle peut être répétée jusqu'à ce que l'image ait une valeur constante (la valeur minimale).

Pour chaque pixel $u(i, j)$ de l'image :

1. Centrer l'élément structurant sur ce pixel ;
2. Considérer les voisins du pixel dans l'élément (centre + ses voisins) ;
3. Si l'un de ces pixels est en noir, mettre $u(i, j)$ en noir.

Cependant pour une image en niveau de gris, la valeur du pixel est remplacée par la valeur minimale de ses voisins. La figure suivante montre ce principe :

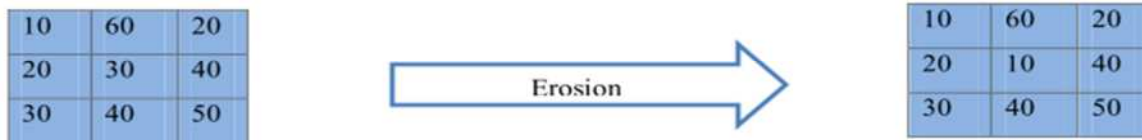


Figure.18 : Principe de l'érosion sur l'image en gris [11].

c) Ouverture:

L'ouverture est une érosion suivie d'une dilatation. Elle rase les « pics » de l'histogramme sans modifier les « vallées ».

d) Fermeture:

La fermeture est une dilatation suivie d'une érosion. Elle comble les « vallées » sans modifier les « pics ».

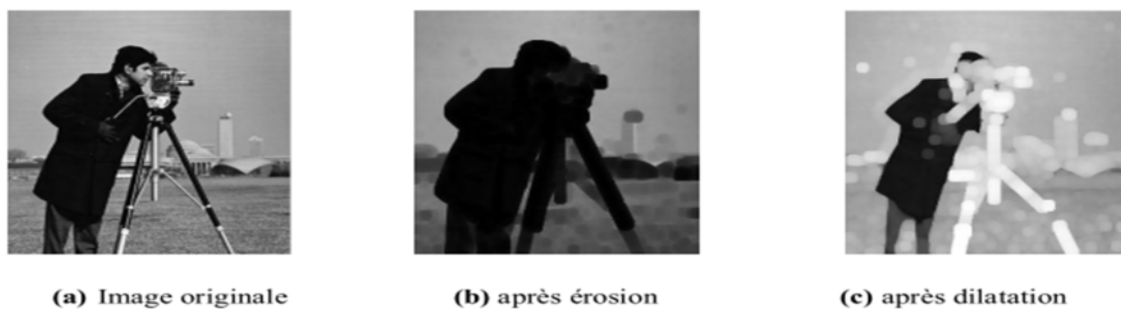


Figure.19 : Filtre morphologique (Erosion+Dilatation)

I.3.2.2. Opérations sur l'histogramme:

L'histogramme est un graphe illustrant l'importance d'apparition d'un niveau de gris dans une image (voir figure 20). En effet, il est dessiné sur un plan bidimensionnel muni d'un repère. En abscisses, sont représentés les niveaux de gris et en coordonnées les nombres de pixels concernés par ces niveaux. En voici une illustration. [7]

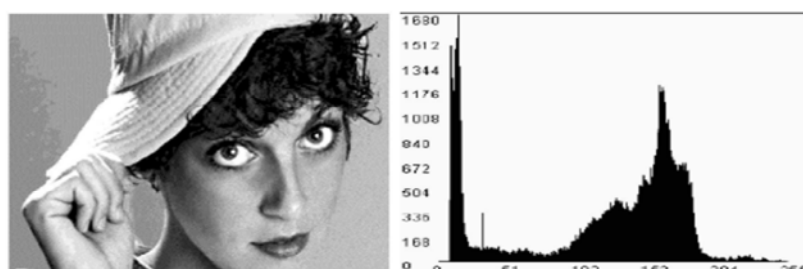


Figure.20 : une image a niveau de gri et son Histogramme.

L'histogramme d'une image numérique permet d'effectuer des corrections sur le contraste ou l'échelle des couleurs pour l'image numérique.

I.3.2.2.1. Notion d'histogramme:

L'histogramme des niveaux de gris de l'image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris. L'histogramme permet alors de donner la distribution des niveaux de gris de l'image appelée « dynamique de l'image ».

C'est un outil privilégié en analyse d'image car il donne un résumé simple, mais souvent suffisant du contenu de l'image. On peut distinguer trois types d'histogramme d'image :

a) Histogramme uni modal:

Ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il présente soit un objet soit un fond.

b) Histogramme bimodal:

Il est formé de deux modes bien séparés (deux pics séparés par une vallée) et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.

c) Histogramme multimodal:

Il est formé de plusieurs modes séparés (plusieurs pics séparés par plusieurs vallées) qui nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

Les opérations qui peuvent être effectuées sur l'histogramme en vue d'une correction sont : la modification, l'égalisation et l'étirement de l'histogramme.

I.3.2.2.2. Modification de l'histogramme: [12]

La modification d'un histogramme est «une courbe tonale» indiquant les modifications apportées à l'image numérique, sachant que les abscisses représentent les valeurs initiales des pixels et les coordonnées les valeurs modifiées.

La diagonale de la représentation (voir figure 21) représente la courbe initiale n'ayant effectué aucune modification. Les valeurs des pixels à gauche de la moyenne représentent les pixels clairs et ceux situés à droite de la moyenne sont les pixels foncés.

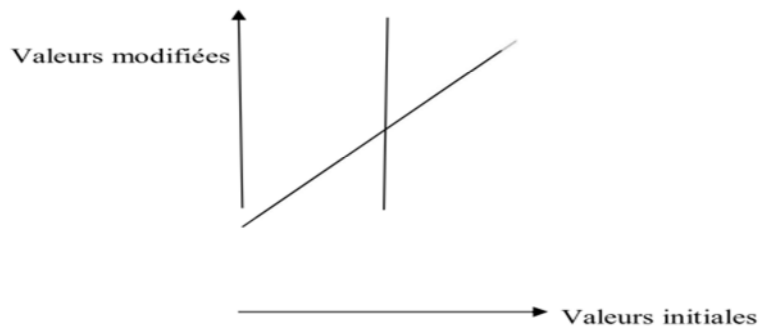


Figure.21: Courbe représentant les valeurs des pixels sans modifications [11]

A partir de la représentation précédente, on peut conclure que si la courbe de modifications (tonale) se trouve au-dessus de la diagonale, les pixels seront plus foncés. Si par contre la courbe se trouve en dessous de la diagonale, les pixels seront plus clairs (voir figure 22)

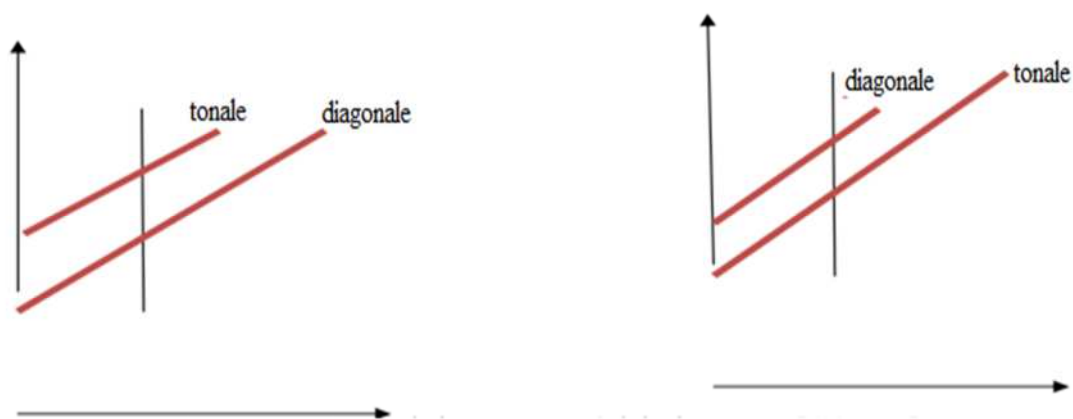


Figure.22: Assombrissement et éclaircissement [11]

I.3.2.2.3. Egalisation de l'histogramme :

L'égalisation de l'histogramme a pour but d'obtenir un même nombre de pixels pour chaque niveau de l'histogramme (voir figure 23). Par conséquent, elle tend à harmoniser les niveaux de luminosité de l'image numérique (voir figure 24).



Figure.23: Image avant et après égalisation d'histogramme [11].

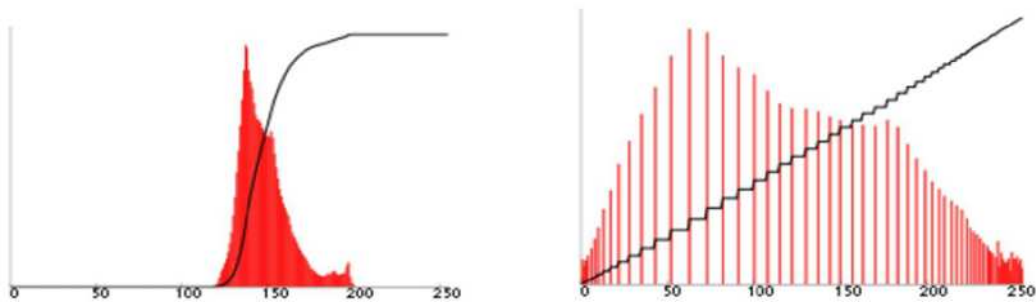


Figure.24: Histogramme avant et après égalisation [11].

La plupart des outils de traitement d'images numériques proposent des outils qui permettent d'effectuer l'égalisation de manière automatique.

I.3.2.2.4. Etirement de l'histogramme :

L'étirement de l'histogramme de la figure 25 consiste à étendre l'histogramme pour que la plus petite valeur (d'intensité lumineuse du pixel) soit à zéro et la plus grande valeur à la valeur maximale. Cet étirement va donc permettre aux pixels clairs d'être encore plus clairs et aux pixels foncés de l'être encore plus (voir figure 26).

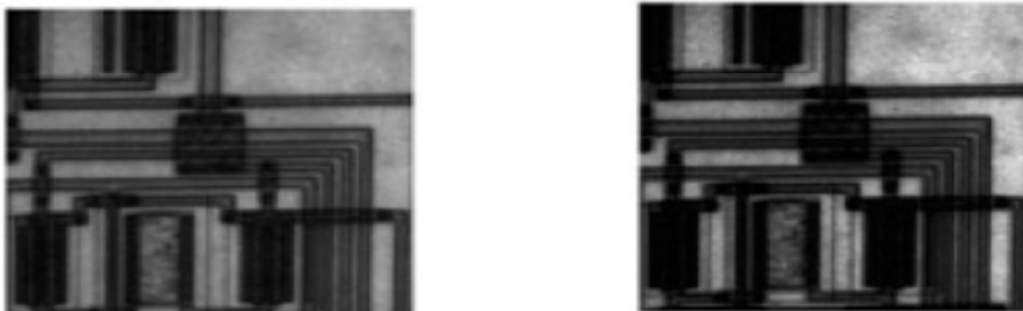


Figure.25: Image avant et après étirement d'histogramme [11].

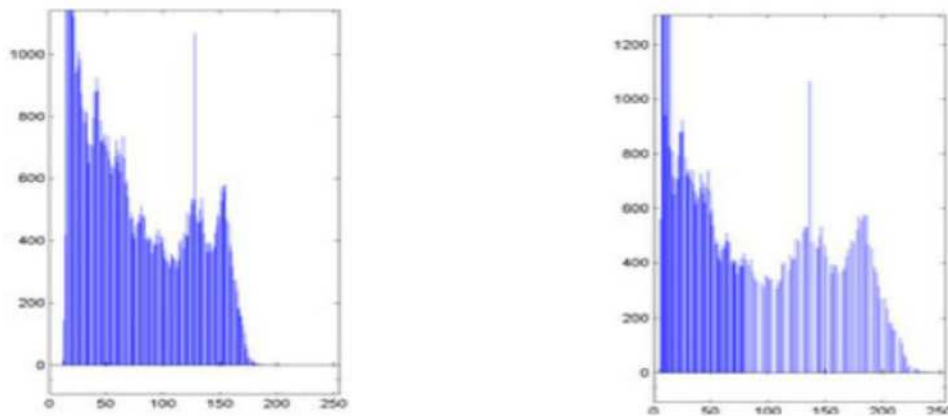


Figure.26: Histogramme avant et après étirement [11].

I.4. Discussion:

Le domaine de l'imagerie est en continuel progrès. Les recherches permettent d'instaurer des méthodes efficaces, mais aussi, d'intégrer des notions utiles telles que: la programmation évolutive. En effet, le but est de bénéficier de leurs capacités d'optimiser la rapidité de traitement. Ceci pour faire évoluer davantage les progrès de plusieurs autres domaines, fortement liés au traitement d'image (explorations spatiales, recherches médicales, domaines militaires, études des végétations, traitement de documents comme les chèques bancaires,...).

Le traitement de l'image est souvent précédé d'un prétraitement pour une bonne compréhension et connaissance des différentes caractéristiques de l'image pour pouvoir ainsi augmenter la qualité de celle-ci en appliquant les méthodes de prétraitement appropriées (suppression des bruits par différents filtres, etc.), sans perdre les informations utiles de l'image afin d'avoir un bon résultat de segmentation qui est la troisième étape de notre système de traitement d'image. Le prochain chapitre portera sur un état de l'art de quelques méthodes de segmentation d'images.

CHAPITRE II
segmentation d'images :
etat de l'art

II.1. Préambule :

L'analyse d'images a pour but l'extraction de l'information caractéristique contenue dans une image. Le résultat d'une telle analyse s'appelle très souvent la description structurelle. Celle-ci peut prendre la forme d'une image ou de toute structure de données permettant une description des entités contenues dans l'image. Par opposition avec la phase d'interprétation, l'analyse tente, dans la mesure du possible, de ne pas prendre en compte le contexte. Essentiellement, l'analyse de l'image fait appel à la segmentation où l'on va tenter d'associer à chaque pixel de l'image un label en s'appuyant sur l'information portée (niveaux de gris ou couleur), sa distribution spatiale sur le support image, des modèles simples (le plus souvent des modèles géométriques).

Il est bien difficile de donner une définition précise à la notion d'indice visuel. Il peut être défini comme étant une information perceptible directement à partir de la visualisation de l'image (régions, contours).

II.2. Segmentation:

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à extraire des régions particulières d'une image, associées à des objets sémantiques. En partitionnant l'image I en sous-ensembles disjoints et connexes selon certains critères (intensité, couleur, texture...), tels que chaque région soit homogène et que l'union de deux régions adjacentes ne le soit pas [13].

À partir d'une image I , on crée une famille de sous-ensembles R_i tels que :

$$\bullet \quad \forall i, R_i \neq \emptyset \quad (\text{II.1})$$

$$\bullet \quad \forall i, j, R_i \cap R_j = \emptyset \quad (\text{II.2})$$

$$\bullet \quad \coprod_{\forall i} R_i = I \quad (\text{II.3})$$

On peut parfois regrouper les régions par classes dans le but d'identifier les occurrences d'une entité sur l'image. En s'inspirant du processus de perception visuelle de l'humain, on a donné naissance à deux approches couramment appelées approche région et approche frontière.

La notion de région fait référence à des voisinages de pixels aux propriétés similaires ce qui conduit à une partition directe de l'image puisque chaque pixel est affecté à une région. La notion de frontière, au contraire fait référence au phénomène de discontinuité de propriétés entre les pixels séparant deux régions.

II.2.1. Méthodes de segmentation d'image:

La segmentation ainsi définie est un domaine vaste où l'on trouve de très nombreuses approches qui ont été développées et utilisées dans divers applications. Les méthodes proposées sont fondées sur les propriétés des pixels en relation avec leurs voisins (la discontinuité et la similarité). Les méthodes de segmentation fondées sur la discontinuité font appel à la notion de frontière alors que celles fondées sur la similarité font appel à la notion de région. Le schéma de la figure 27 illustre toutes les approches présentées et détaillées dans notre travail. Quatre grandes classes peuvent se distinguer: la segmentation par régions, par contours, par seuillage et par coopération.

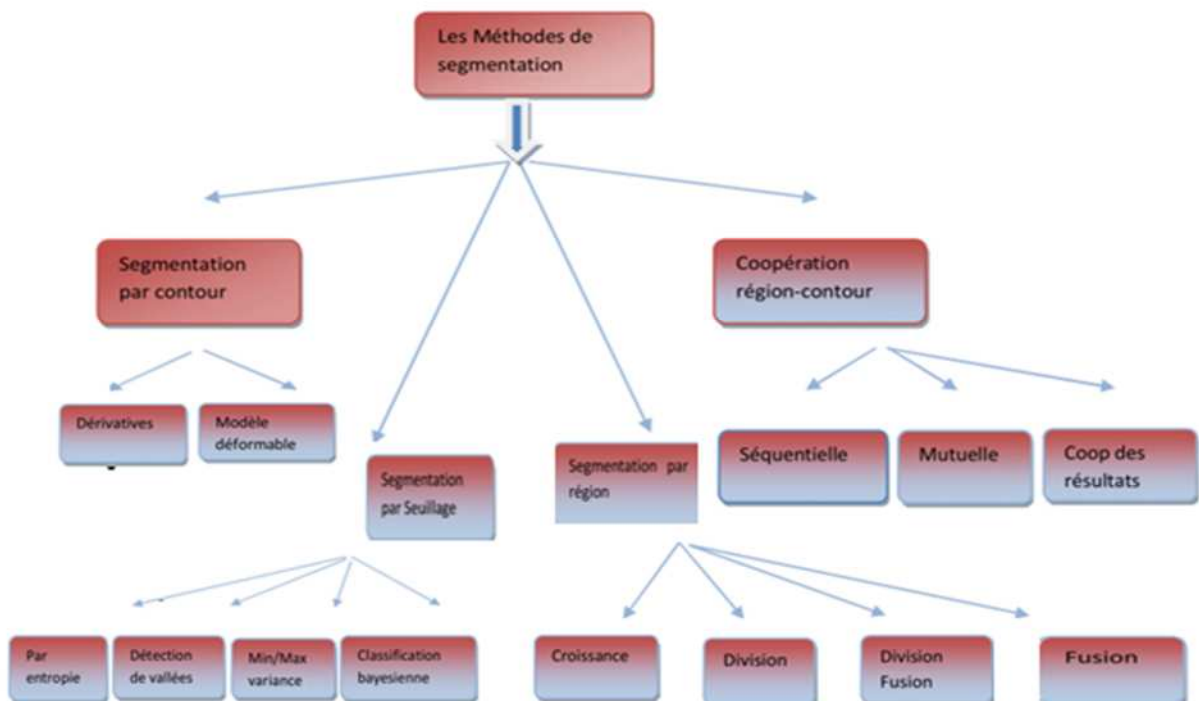


Figure 27 : Schéma représentant les méthodes de segmentation. [14]

II.2.1.1. Segmentation par Région:

C'est une méthode basée sur une continuité des pixels voisins similaires. Elle consiste à regrouper les pixels homogènes dans une même région selon un critère bien précis tel que le « degrés de grisaille, la couleur, texture..... »[13]. On peut distinguer plusieurs méthodes dans cette approche :

a. Croissance des régions (Région growing): [15]

C'est une technique qui démarre du choix d'un germe initial (qui peut être un pixel ou plusieurs) (voir figure 28 / (a)). Le choix peut être soit manuel fait par un utilisateur, soit d'une manière automatique en évitant les zones de fort contraste (gradient important). Cette région s'accroît au fur et à mesure (voir figure 29) qu'on agrège des pixels selon un double critère : l'homogénéité et l'adjacence (On ne peut ajouter un pixel que s'il est adjacent au pixel de la région, et s'il respecte un critère d'homogénéité bien définie : couleur, le niveau de gris...). On applique le processus sur une ou plusieurs régions. (Voir figure 28 / (b, c, d)).

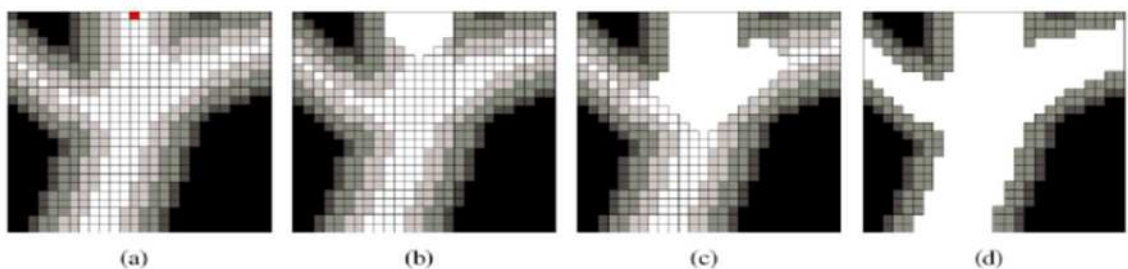
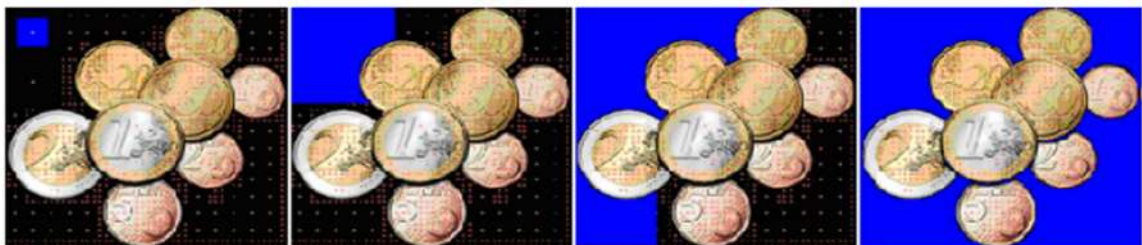


Figure.28: Principe de la croissance de région sur une image 2D : (a) image initiale à cinq niveaux de gris (point germe en rouge, en haut de l'image), (b) et (c) sont les étapes successives de la croissance de région jusqu'à obtention du résultat (d). [15]



(a) Points de départ : centre des blocs de la décomposition en blocs homogènes



(b) Croissance progressive d'une région

Figure.29: application de la méthode de croissance de région.

La croissance de région est une méthode conceptuellement simple qui ne demande pas un temps d'exécution important. De plus, elle assure de toucher tous les points connexes qui vérifient le critère. Cependant, elle présente un risque de débordement de la pile vu que c'est une méthode récursive. Elle dépend aussi du choix des germes initiaux ce qui peut fausser les résultats de la segmentation et qui peut emmener à une sous-segmentation (pixels non classés qui n'appartiennent à aucune région) [16].

b. Fusion des régions:

Initialement chaque pixel de l'image constitue une région élémentaire, la méthode proposée consiste à fusionner progressivement les régions connexes qui satisfont un certain critère d'homogénéité. Un des critères les plus simples est l'écart entre les valeurs moyennes des pixels dans deux régions. Si cet écart est inférieur à un certain seuil, on peut fusionner les deux régions. [17]

L'ordre dans lequel sont réalisées les fusions influe naturellement sur le résultat. Il convient de commencer par fusionner les régions les plus proches qui satisfont le plus ce critère (voir figure 30).

Le résultat est une image où tous les pixels d'une région sont marqués de la même valeur. Le plus naturel est de prendre pour chaque région la valeur moyenne de ses pixels dans l'image d'origine. On pourra aussi produire un coloriage selon le numéro de la région (voir figure 31).

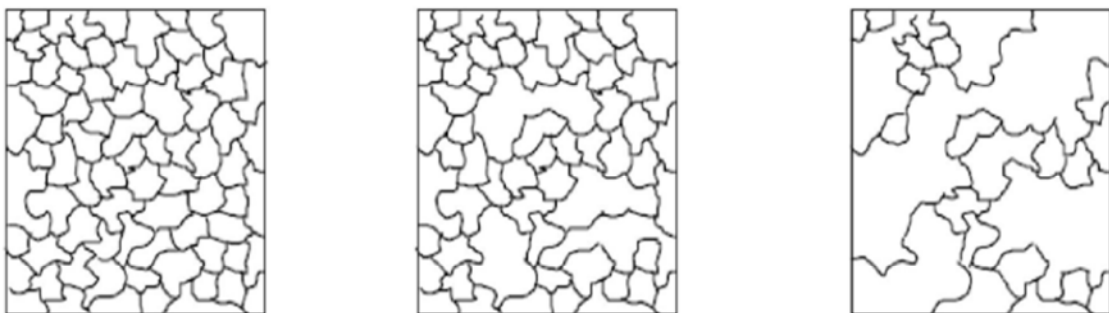
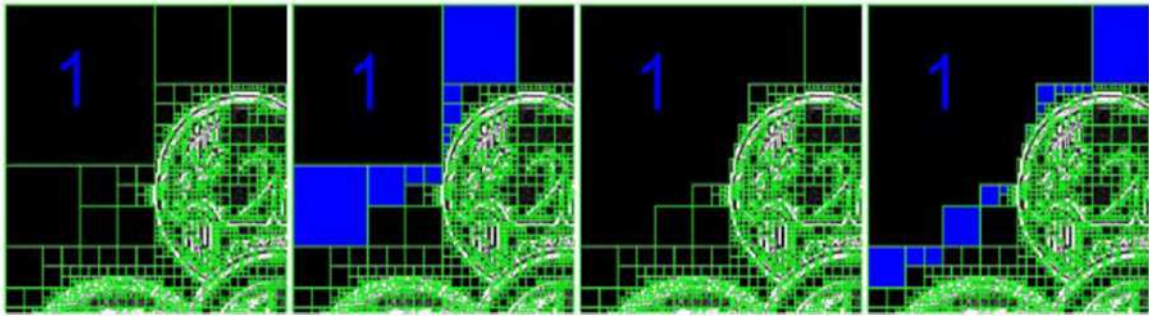


Figure. 30: Modélisation de la fusion de régions sur un exemple (image non réelle).



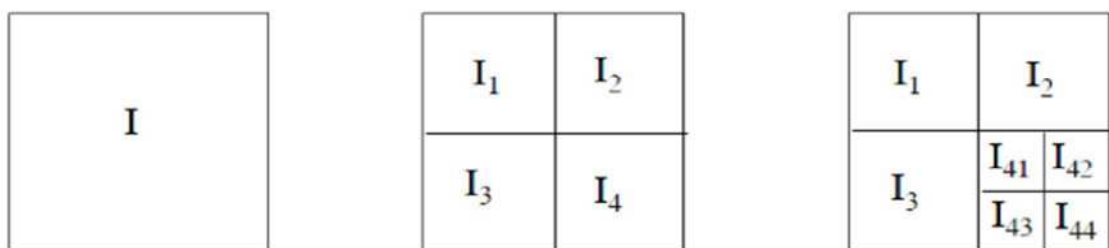
Agréation itérative des blocs similaires au bloc 1

Figure.31: Exemple d'application réelle de l'algorithme de fusion.

Cette méthode dépend du choix des régions du départ et du seuil d'acceptation (degré de similarité) qui peuvent influencer sur le résultat final de la segmentation. De plus, elle peut mener à une sous segmentation ce qui veut dire que l'image résultante contient des régions non homogènes ; qui doivent être segmentées. [16]

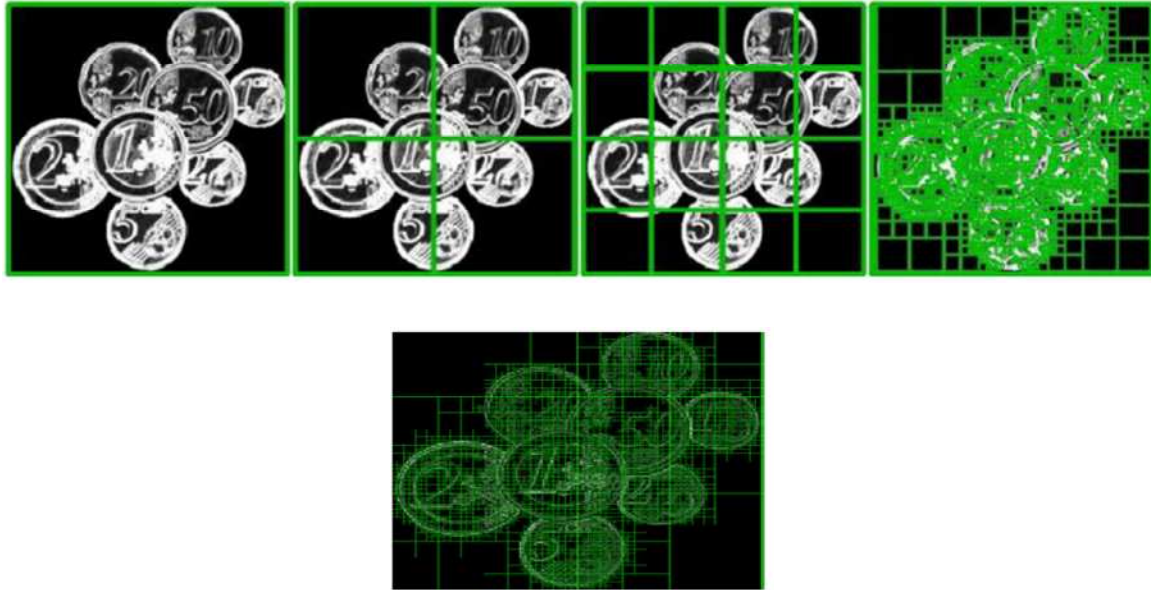
c. Division en régions :

Le procédé est de considérer l'image de départ comme une seule et même région qui, bien entendu, ne satisfait pas les critères de segmentation (voir figure 32) qu'on va subdiviser récursivement en plus petites régions tant que ces régions ne sont pas suffisamment homogènes [17] (voir figure 33).



Division

Figure .32: Représentation de la Division de région.



Résultat final de la décomposition

Figure.33: Exemple illustrant la méthode de division en région.

Cette méthode dépend du seuil de l'acceptation qui est difficile à ajuster et qui dépend de la nature de l'image à segmenter. De plus, elle fournit une sur-segmentation (intervient quand les objets d'intérêt sont divisés en plusieurs régions à l'issue de la segmentation ce qui la rend de qualité moindre).

Et pour palier aux problèmes de la sous-segmentation et de la sur-segmentation, il serait peut-être judicieux de combiner les deux approches pour obtenir une segmentation plus raffinée, c'est ce que nous présentons dans le paragraphe suivant.

d. Division/fusion (Split and merge):

Cette méthode est la combinaison entre les deux méthodes (Split and Merge) précédemment représentées. La méthode split est appliquée en premier lieu. Pour résoudre le problème de la sur-segmentation engendré par cette méthode (des blocs jointifs et similaires qui composent le même objet), on applique la méthode Merge pour minimiser les effets de cet inconvénient et y avoir un nombre minimal de régions connexes et homogènes (voir Figure 34). La Figure 35 illustre un exemple d'application de la méthode division/fusion.

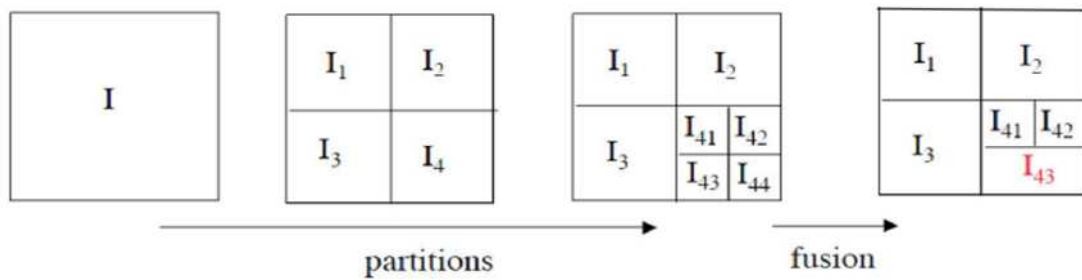


Figure.34: Représentation de la segmentation par Split and Merge.

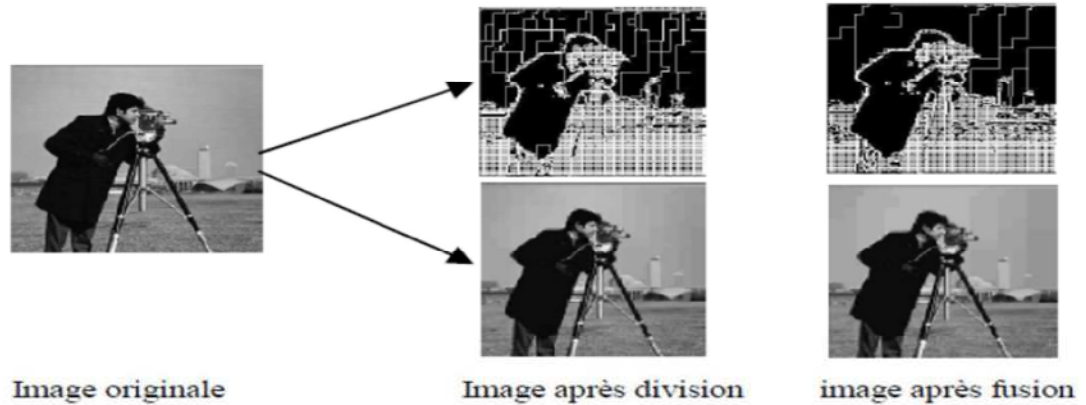


Figure.35: Exemple de l'application de Split and Merge [13].

Cette approche représente cependant quelques inconvénients : [13]

- ✓ Les régions obtenues ne correspondent pas, dans tous les cas, aux objets représentés dans l'image.
- ✓ Les limites des objets obtenus sont habituellement imprécises et ne coïncident pas exactement aux limites des objets de l'image.
- ✓ Il est difficile d'identifier des critères pour agréger les pixels ou pour fusionner et diviser les régions.

II.2.1.2. Segmentation par contours:

La mise en évidence des points représentant les contours d'objets dans une image peuvent :

- servir à reconnaître des objets présents dans une scène,
- à différencier des zones de l'image,
- à faire de la segmentation d'images,
- à extraire une information réduite souvent pertinente pour caractériser l'image où un contour se matérialise par une rupture d'intensité «discontinuité» dans l'image suivant une direction donnée.

- On peut aussi le modéliser comme étant les transitions entre les régions de l'image. [18]

Plusieurs méthodes existent pour détecter cette rupture, les unes plus ou moins complexes, les autres plus ou moins gourmandes en temps de calcul.

Nous présentons dans cette partie les différentes méthodes adaptées pour la détection des contours dans des images en niveaux de gris. Pour une image en niveaux de gris, deux familles de méthodes sont distinguées :

II.2.1.2.1. Méthodes dérivatives :

Ce sont des méthodes immédiates. Elles se décomposent en deux étapes [19]:

La première permet de localiser les contours à partir d'un calcul de Gradient ou de Laplacien dans des directions privilégiées (horizontales, verticales...) tout en quantifiant l'importance du contour et la seconde étape va permettre d'isoler les contours du reste de l'image à partir d'un seuillage.

a. Extraction :

Cette étape consiste à appliquer un produit de convolution [Annexe A] sur une fenêtre de l'image par un opérateur (deux masques M1 et M2) afin d'estimer s'il y a une transition significative en niveau de gris des pixels. [20, 21]

Deux techniques sont mises en œuvre :

1) L'opérateur gradient :

Un pixel contour est souvent considéré comme un maximum local du module du gradient. On peut représenter le gradient par un vecteur tel que : [20]

Le module de gradient : permet de quantifier l'importance du contour, c'est à dire l'amplitude du saut d'intensité prélevé de l'image et il est donné par :

$$\text{Tel que : } G(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2} \quad (\text{II.4})$$

$$G_x(X,Y) = \frac{\sigma f(X,Y)}{\sigma_x} = M_1 \times f(X,Y) \quad G_y(X,Y) = \frac{\sigma f(X,Y)}{\sigma_y} = M_2 \times f(X,Y)$$

La fonction $f(x,y)$ est une fonction continue qui représente l'intensité du pixel (x,y) .

La direction du gradient : son argument est donné par :

$$\arg G(X, Y) = \arctan\left(\frac{G_x(x, y)}{G_y(x, y)}\right) \quad (\text{II.5})$$

Le principe de la détection de contours par l'utilisation du gradient consiste à calculer d'abord le gradient de l'image dans deux directions orthogonales puis s'en suit le calcul du module. Puis on effectue une sélection des contours les plus marqués, c'est-à-dire les points de plus fort contraste par un seuillage adéquat.

Un grand nombre d'opérateurs de gradient ont été proposés, ils consistent à estimer le module du gradient en utilisant deux masques de convolution correspondant à la direction horizontale et verticale.

Parmi ses opérateurs, il y a les masques de Roberts, de Perwitt et de Sobel..., [Annexe A]. Pour implémenter le gradient selon la direction verticale, on fait une rotation du masque de $\pi/2$ pour l'obtention du masque (voir Figure 36).

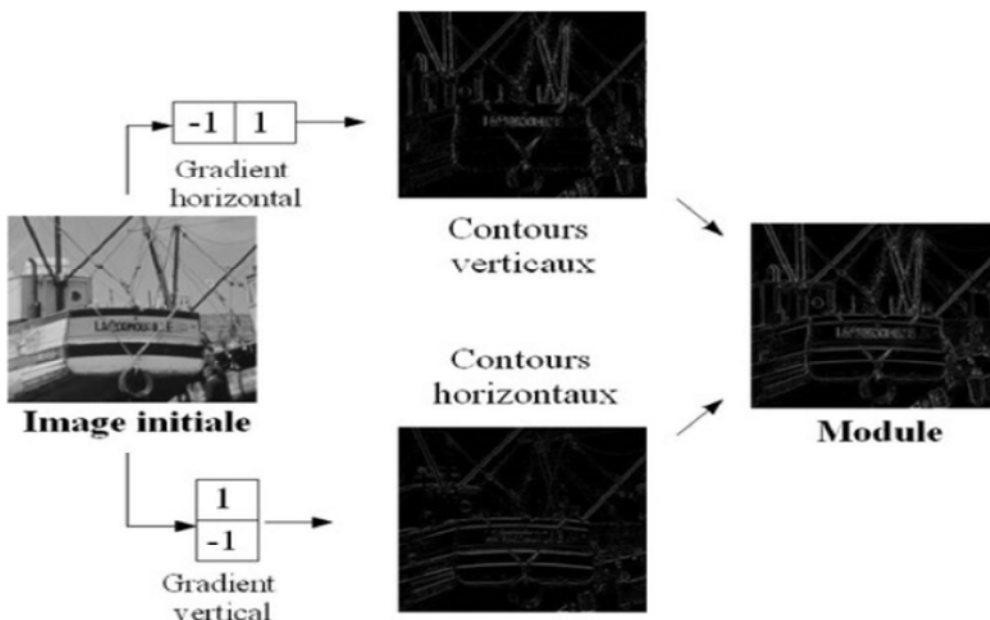


Figure.36: Exemple d'application de l'approximation de base.

2) L'opérateur Laplacien :

Cette méthode calcule la deuxième dérivée de la fonction continue « f » de l'image, car les points maximums de la dérivée première correspondent aux passages par zéro de la seconde,

cela entraîne que le Laplacien $f = \frac{\sigma^2 f}{\sigma x^2} + \frac{\sigma^2 f}{\sigma y^2}$ est nul en ses points [20].

L'approximation de ses points se fait par les masques de Laplace [22].

On peut résumer les différentes étapes pour extraire les contours en utilisant le laplacien :

- ✓ **Lissage** : l'image est filtrée par un filtre passe-bas pour améliorer l'immunité au bruit.
- ✓ **Calcul du laplacien** :
 - Recherche des passages par zéro du laplacien.
 - Création de l'image des passages par zéro du laplacien affectés de la norme du gradient (ce qui implique de calculer le gradient et sa norme au préalable).
- ✓ **Seuillage** : le seuil bas sert à s'immuniser contre le bruit et le seuil haut permet d'éliminer les faux contours qui peuvent avoir été détectés.

Le masque du Laplacien est la somme des dérivées secondes horizontales et verticales.

L'approximation discrète la plus simple du laplacien calculée sur un voisinage 3*3 correspond alors au masque suivant.

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

(4-connexité)

0	-1	0
-1	8	-1
0	-1	0

(8-connexité)

La figure suivante montre l'application du filtre Laplacien sur une image :



Figure.37: Exemple d'application du filtre Laplacien (4,8).

Les contours extraits par le calcul gradient et Laplacien ne sont pas forcément fermés [5], pour cela une étape de chaînage suit l'extraction des contours.

b. Le chaînage :

Afin d'avoir des contours connexes (fermés), le chaînage se réalise en tenant compte des caractéristiques des objets dans l'image, telle que la forme qui est un critère essentiel pour le regroupement des pixels [5, 23].

Outre la réduction des performances lors de la présence du bruit [13], les méthodes précédemment évoquées procédant par détection puis chaînage peuvent provoquer une sous segmentation [Annexe A], due soit au fait que la détection a échoué car le contraste est insuffisant (dans un point ainsi que dans son voisinage), soit au fait qu'il n'y a pas de portion de contour significatif sur laquelle le processus de chaînage peut s'appuyer.

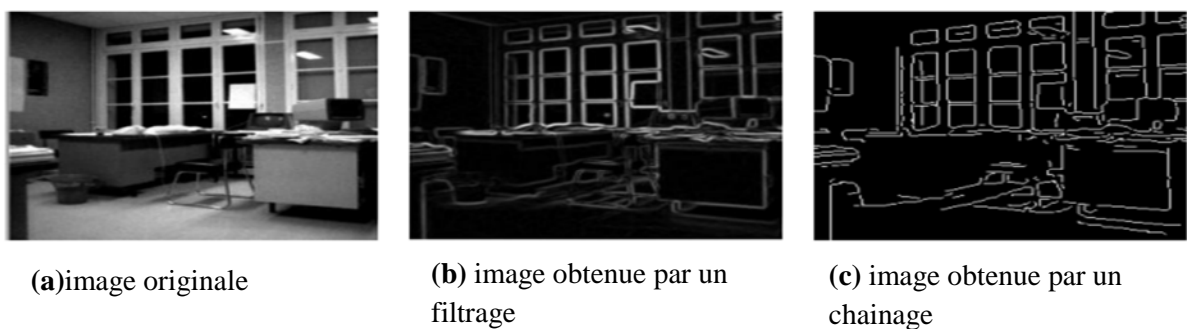


Figure.38 : Utilisation du principe de chaînage

II.2.1.2.2. Méthode variationnelle :

Dans les situations plus complexes, les techniques de bas niveau ne sont pas efficaces à cause de la non-homogénéité des objets à segmenter et du fait que ces derniers peuvent contenir des bords et des coins pouvant fausser les résultats d'un détecteur de contours (voir figure 39).

Dans ces situations, l'incorporation de connaissances sur la structure globale des objets dans l'algorithme devient nécessaire [24].

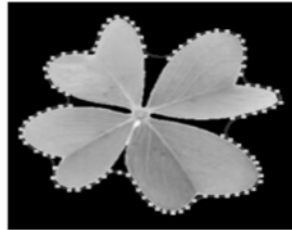


Figure.39: résultat de l'application du filtre de Canny sur les bords du trèfle [24].

❖ **Modèle déformable :**

La théorie des modèles déformables (ou contours dynamiques) vise à faciliter l'incorporation de connaissances globales dans un algorithme de segmentation. Ce modèle est largement employé dans le domaine de l'imagerie médicale et l'étendue de ses possibilités n'est pas encore complètement explorée [23, 5].

Un modèle déformable peut être considéré comme un contour fermé, défini par des points de contrôle qui s'étendent petit à petit jusqu'à recouvrir tout l'objet. Ce qui rend le modèle déformable plus intéressant est le fait qu'il ne se base pas sur les propriétés locales des images pour contrôler son extension, mais plutôt sur des contraintes à priori imposées sur les mouvements des points de contrôle et sur l'interaction entre ces derniers. Ces contraintes reflètent les propriétés globales de l'objet en question.

Trois facteurs principaux interviennent pour contrôler l'extension d'un modèle déformable :

1. les points de contrôle doivent interagir les uns sur les autres pour maintenir une forme lisse qui ne comporte pas de cassures trop importantes.
2. le contour doit s'adapter le plus possible aux bords, coins et différentes propriétés de l'image.
3. les propriétés globales de l'objet à segmenter (qui conditionnent tout le processus).

Ces trois facteurs sont incorporés dans des équations qui définissent le mouvement des points de contrôle. La figure 40 illustre la détection de contours par application du modèle déformable :

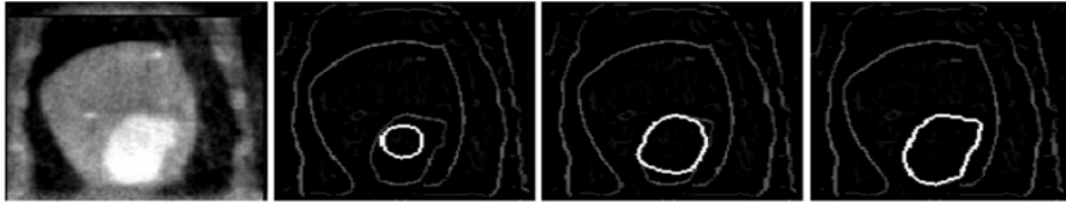


Figure.40: application du modèle déformable aux données médicales. [24]

II.2.1.3. Segmentation par seuillage:

Le seuillage de l'histogramme d'une image est une procédure classique de segmentation non contextuelle [25] qui consiste à extraire les objets de l'image en tenant compte de l'intensité de gris ou de couleur de chaque pixel. On a donc une détection des zones homogènes en couleur ou en niveau de gris.

Cette approche est la plus simple pour segmenter des images. Sa difficulté apparaît au moment du choix des seuils pertinents pour séparer correctement les différents objets contenus dans l'image. Dans le cas d'un histogramme à N classes, le seuillage consiste à déterminer (N-1) seuils de façon à ce que chaque région soit associée à un intervalle de niveau de gris [26] ou de couleur [13].

Parmi les techniques du seuillage on trouve :

a. Détection des vallées : [27]

Cette technique est la plus intuitive. On suppose que chaque classe correspond à une gamme distincte de niveaux de gris. La différence des niveaux de gris permet de sélectionner des «m » classes séparées dans l'histogramme par « m-1 » seuils. La figure 40 illustre une image composée de 3 classes :

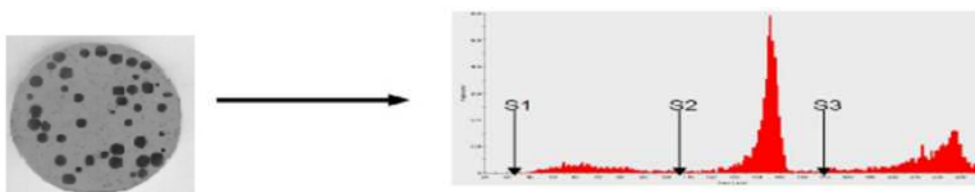


Figure.41: Exemple d'application de seuillage (3 Classes)

Malgré le développement de techniques robustes visant à faciliter la détection des vallées, cette méthode, bien que simple, est très peu appliquée car les histogrammes traités sont le plus souvent bruités.

b. Seuillage entropique : [27]

Le seuillage entropique est une technique dérivée de la théorie de l'information. Les seuils sont déterminés de manière à maximiser l'entropie E résultant du découpage de l'histogramme en plusieurs classes. En effet, l'entropie mesure la quantité d'information portée par un groupe. Pour un nombre de seuils fixe, on cherche à ce que les classes résultantes portent le maximum d'information.

L'entropie totale se calcule comme suit :

$$E = \sum_i E(C_i) \quad (\text{II.6})$$

Où C_i désigne la $i^{\text{ème}}$ classe d'entropie $E(C_i)$ tel que : $E(C_i) = -\sum_{D_i} \{p_j \cdot \log_2 p_j\}$ (entropie de Shannon [28]), « D_i » est l'ensemble des niveau de gris « j » associés à la classe « C_i », et « p_j » la probabilité a posteriori de niveau de gris « j » estimé.

La notion d'entropie n'est pas liée à une caractéristique visuelle. C'est pourquoi l'image résultat paraît le plus souvent de moins bonne qualité (du point de vue de l'œil humain).

c. Seuillage par minimisation de la variance : [27]

La répartition des pixels en N classes est un problème classique de classification. Le choix des seuils (S_i) permet de détecter (m) classes auxquels on peut associer la taille (T_i), la moyenne (M_i) et la variance (V_i). A partir de ces indicateurs statistiques, on peut construire la variance intraclasse totale (W) par :

$$W = \sum_i T_i V_i \quad (\text{II.7})$$

Le meilleur seuillage dans cette approche correspond à une minimisation de la variance intraclasse (méthode de Fisher). Cette technique est difficilement applicable lorsque le nombre de classes est élevé. En effet, il faut tester exhaustivement tous les $(N-1)$ -uplets (s_1, \dots, s_{N-1}) possibles. De plus, il faut que chaque classe ait une taille significative en nombre de niveaux de gris pour que les indicateurs statistiques aient un sens.

Dans le cas de la binarisation ($N=2$), cette méthode est performante.

d. Maximisation de variance ou méthode d'OTSU : [29]

Cette méthode est utilisée sur les images à niveaux de gris. Le principe est le même que celui des méthodes précédentes, à l'exception que cette méthode est capable de déterminer elle-même le seuil à attribuer à l'image traitée. Cette méthode peut être utilisée sur une image ayant un histogramme multimodal, c'est-à-dire supérieur à deux classes (voir figure 42).



Figure.42: image segmentée par la méthode d'OTSU à un seul seuil.

e. Seuillage par classification bayésienne :

Cette méthode nécessite une connaissance à priori du nombre de classe. Elle se base sur l'hypothèse que chaque classe suit une répartition gaussienne [30] (voir figure 43). Les meilleurs seuils seront donc ceux qui minimisent l'erreur de classification. Cette technique ne tient pas compte du voisinage du point considéré, comme elle est peu performante pour les images complexes [30].

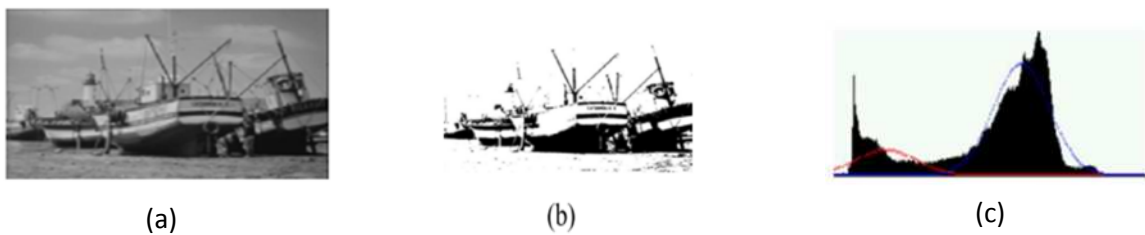


Figure.43: (a) image originale, (b) image binarisée (2 classes), (c) histogramme de l'image est approximé par 2 gaussiennes (courbes rouge et bleu).

Une limite d'une telle technique est que son caractère est "ponctuel" [31]. C'est-à-dire qu'elle ne concerne que le pixel en question et pas son environnement.

II.2.1.4. Coopération région contour :

Afin d'améliorer le résultat final de la segmentation et d'exploiter les avantages de la segmentation par région et ceux par contour, on a eu recours à la coopération entre la segmentation par région et contour. On peut distinguer trois approches de coopération :

II.2.1.4.1. Coopération séquentielle :

Le principe général de la coopération séquentielle est que l'une des techniques, par régions ou par contours, est réalisée en premier lieu. Son résultat sera par la suite exploité par l'autre technique (voir la figure 44).

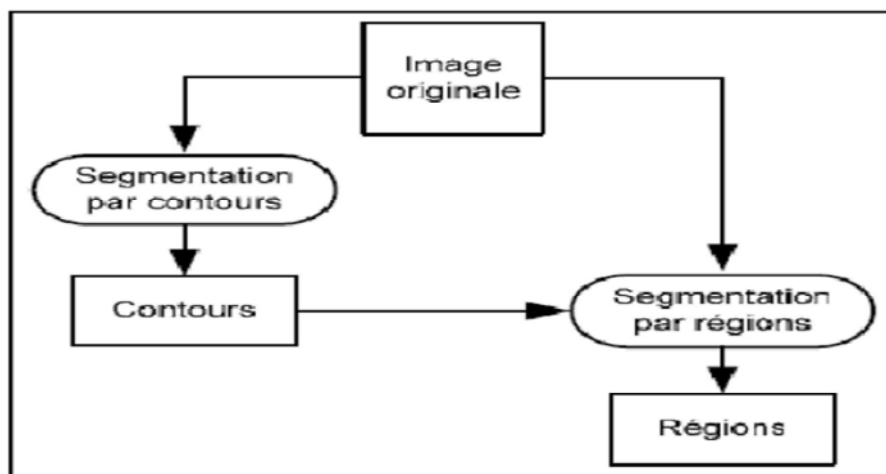


Figure.44: principe de la coopération séquentielle [32]

L'intégration de l'information provenant de la segmentation par contours dans une segmentation par régions est l'une des formes de coopération les plus courantes (mais, l'information sur les régions peut aussi être intégrée dans une segmentation par contours). La coopération séquentielle a pour principal objectif d'éliminer les faux segments car elle peut pallier le problème de fausses détections obtenues par une technique de segmentation, et ce en éliminant les faux segments. Ce type de coopération repose sur l'idée qu'un contour sépare deux régions de caractéristiques différentes. Donc, l'analyse de l'information sur les régions de part et d'autre d'un contour peut servir, avec d'autres informations, à détecter les faux contours [33]. De même, l'information sur le contour peut renseigner sur la possibilité d'une fusion entre deux régions adjacentes similaires.

Elle accélère aussi le temps de traitement car elle contribue aussi à gagner du temps de traitement. Par exemple, dans une segmentation par la technique de quadripartition, lors du

processus de division de l'image en quadrants homogènes, l'intégration de l'information sur les contours permet d'accélérer le découpage [34]. En effet, la présence de contours est une information sur la non homogénéité du quadrant. Par conséquent, l'intégration de l'information sur les contours permet d'accélérer le temps de traitement.

La coopération séquentielle peut se manifester dans la définition d'un critère additionnel de segmentation ou bien un ajustement de ses paramètres.

a. Définition d'un critère additionnel de segmentation :

Le cas le plus courant dans la coopération séquentielle est l'utilisation de l'information sur les contours pour la définition d'un critère additionnel dans une segmentation par régions [34]; [35] ; [36]. Le principe est qu'une région ne doit pas contenir de pixels-contours. La présence des contours peut être signalée par l'information sur les gradients des pixels. Ainsi, la formation de la région est arrêtée quand elle rencontre un pixel à fort gradient, c'est-à-dire un contour. Seuls les pixels ayant un faible gradient sont ajoutés à la région. La coopération peut également s'effectuer sous la forme d'ajouts de pixels à la région jusqu'à ce qu'un maximum de gradient moyen calculé sur la région soit atteint [37]. L'image contours peut aussi être intégrée pour forcer ou interdire des fusions entre les régions voisines [38] (voir la figure 45).

L'information sur les contours peut être utilisée aussi pour guider l'emplacement des germes de croissance de régions. En premier lieu, l'image des contours est obtenue par une ou plusieurs segmentations par contours. Ensuite, les centroïdes des régions entre ces contours sont pris comme germes initiaux pour une croissance de régions [39]. Une autre utilisation est, qu'à partir des contours les plus fiables, les germes sont placés de part et d'autre de chaque contour [40].



Figure.45: application du principe de la coopération séquentielle contour région

b. Ajustement des paramètres de segmentation :

L'information sur les contours peut aussi servir à ajuster les paramètres de segmentation par région. L'analyse d'échantillons de pixels (germes) de part et d'autre de chaque contour permettra de rendre le critère d'homogénéité plus adéquat par rapport aux caractéristiques des régions [40]. Aussi, les résultats d'une segmentation par régions peuvent constituer les entrées d'un détecteur de contours. Par exemple, les limites obtenues par une segmentation par régions peuvent être considérées comme point de départ d'un détecteur de contours de type «snakes». Le contour initial est progressivement déformé, guidé par la minimisation d'une fonction d'énergie. Le détecteur de contours pourra ainsi localiser plus précisément les limites entre les régions.

II.2.1.4.2. Coopération des résultats :

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentations sont réalisés d'une façon parallèle et indépendante, et la coopération sera faite au niveau de leurs résultats respectifs. Ils seront intégrés dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule des techniques. Cette intégration peut être faite sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus (voir la figure 46).

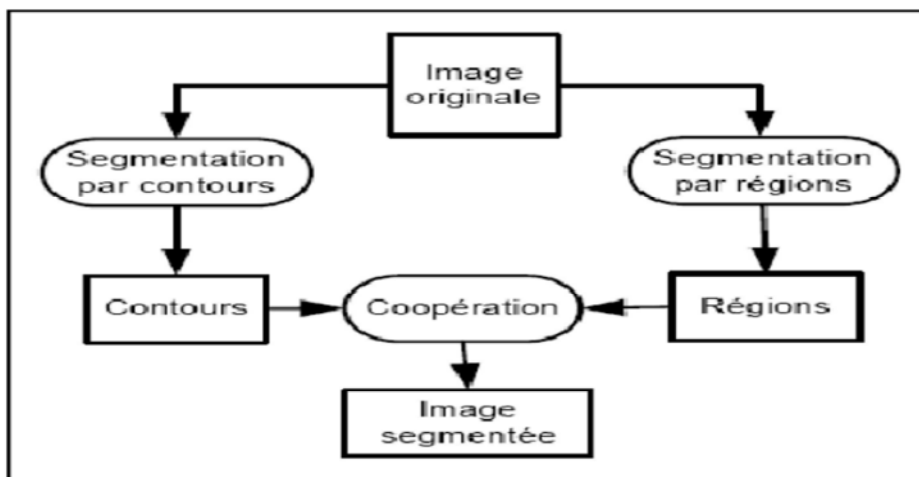


Figure.46: Principe de la coopération des résultats [32].

Cette catégorie de coopération exploite les résultats de plusieurs segmentations afin d'aboutir à un meilleur résultat.

Diverses formes de coopération se présentent: complémentarité ou consensus entre les segmentations, définition ou ajustement des paramètres de segmentation et évaluation des résultats de segmentation. [Annexe B]

II.2.1.4.3. Coopération mutuelle :

Dans l'approche de coopération mutuelle, les différentes techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations. L'information échangée sert à aider la technique de segmentation dans la prise de décision dans le cas d'informations insuffisantes ou absentes (voir la figure 47). La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables.

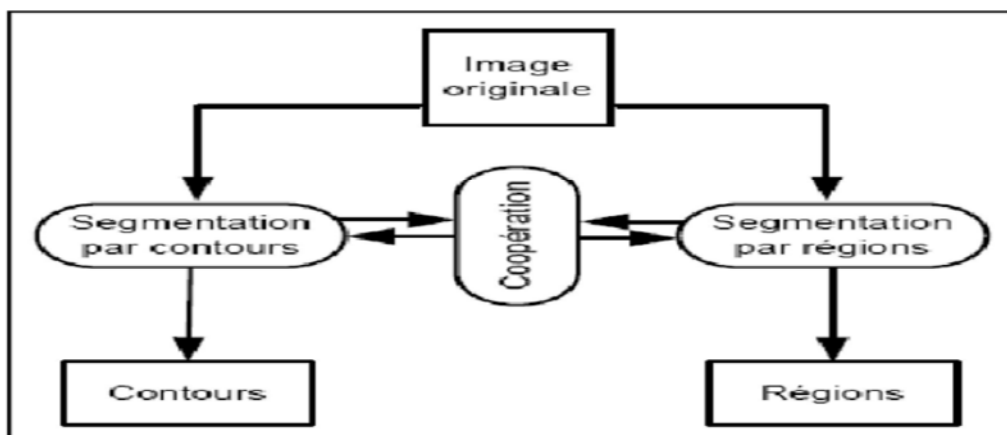


Figure.47: Principe de la coopération mutuelle [32]

C'est une coopération entre un détecteur de contours et un processus de croissance de régions. Les contours sont détectés par un détecteur de contours basé sur les grandes valeurs de gradients. Dans les cas où il est difficile de trouver le fort gradient, l'analyse des régions de part et d'autre du contour donne une information supplémentaire : un nouveau seuil adapté à cette partie de l'image à faibles valeurs du gradient est calculé. De même, dans la segmentation par croissance de régions, les pixels pour lesquels la décision d'agrégation est difficile à prendre sont étudiés par un détecteur de contours pour savoir si ce sont des contours ou non.

Dans une approche plus globale et qui fait appel à l'intelligence artificielle, la coopération peut se faire entre plusieurs techniques de segmentation [45]. Elle est intégrée dans un processus de décision dans lequel les décisions difficiles sont mises en instance en attendant plus d'information. Ainsi, dans le cas où une technique de segmentation n'aboutit pas

localement à une décision, le processus va recourir à une autre technique. Une fois la nouvelle information obtenue, elle est prise en compte par le processus pour prendre une décision et poursuivre la segmentation.

La segmentation par coopération mutuelle entre les régions et les contours peut être appliquée afin d'améliorer les résultats obtenus par des segmentations par régions et par contours [46]. Un ensemble de règles est appliqué d'abord sur les régions et les contours détectés afin de les analyser et de définir des règles pour obtenir une segmentation plus fidèle. Ainsi, des règles liées au raccordement, à la suppression et à la prolongation des contours détectés sont définies en prenant en compte, entre autres, l'information sur les régions adjacentes. Aussi, les règles liées à la fusion ou à la division des régions détectées prennent en considération aussi la présence des contours.

II.2.2. Classification d'image :

La classification d'image est le rassemblement des pixels (ou formes), d'une image, en différentes classes d'après un critère de similarité. Ce critère diffère d'une méthode de classification à une autre. Les critères peuvent être des valeurs colorimétriques du pixel, sa luminance, sa texture... . Il existe plusieurs méthodes pour classer les pixels d'une image. Elles sont regroupées en deux familles: les méthodes de classification supervisées et non supervisées. Cependant, on peut faire coopérer les deux pour exploiter les avantages des deux méthodes.

On se propose d'étudier la classification selon trois approches : [47]

II.2.2.1. Classification non supervisée :

Cette classification se caractérise par le fait qu'aucune connaissance à priori (sur la nature des images à classer), n'est nécessaire de la part de l'utilisateur. Dans cette approche, l'analyse est effectuée par l'ordinateur sur la base de certains critères définis en amont, c'est-à-dire que les différents pixels possédant des caractéristiques similaires sont regroupés dans la même classe.

Le principal avantage de cette méthode provient de la non intervention de l'homme, ce qui lui vaut d'être rapide. Cependant, elle reste moins efficace que la classification supervisée.

II.2.2.2. Classification supervisée :

La classification supervisée est une classification qui demande une intervention préalable d'un spécialiste qui se charge d'instruire le système. En d'autres termes, la classification supervisée requiert une connaissance à priori du nombre de classes et de leurs natures. Cette connaissance est issue de la phase d'apprentissage.

II.2.2.2.1. Phase d'apprentissage :

Un ou plusieurs échantillons (images références) des différentes classes d'objets recherchés sont introduits, dans le but d'instruire le système, il faut pouvoir repérer visuellement les différentes classes ou disposer d'une vérité terrain. Une vérité terrain est un ensemble de données garanties exactes sur les objets observés. C'est un outil, aussi bien, d'apprentissage que de validation de classification.

II.2.2.2.2. Phase de classification :

A partir des différentes classes apprises lors de la phase d'apprentissage, il s'agit d'affecter chaque objet à ces différentes classes déjà créées. Chaque objet est affecté à la classe qui lui est le plus similaire.

On peut citer *l'Algorithme des K-Plus Proches Voisins* qui est un algorithme de raisonnement à partir de cas, dédié à la classification. Le but de cet algorithme est de prendre des décisions en se basant sur un ou plusieurs cas similaires déjà résolus en mémoire. 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 la fonction de choix de la classe en fonction des classes de voisins les plus proches, qui constituent le modèle.

II.2.2.2.2.1. Principe de l'algorithme des K-plus proches voisins:

Dans une image, lorsqu'un nouveau pixel 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 au pixel à classer. Souvent, on pondère les voisins par la distance qui les sépare du nouveau pixel. Ce principe est donné par :

- ✓ Choix d'un entier $K = \sqrt{n}$ (n est nombre d'échantillon total);
- ✓ Calcul des distances (ex: distance euclidienne, c'est la distance la plus populaire) ;

- ✓ 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.

Ces étapes sont résumées comme suit [48] :

Si nous prenons une base d'apprentissage de 20 éléments, dès que nous recevons un nouvel élément que nous souhaitons classifier, l'algorithme calcule sa distance à tous les éléments de la base. Si cette base comporte 20 éléments, alors il va calculer 20 distances et donc obtenir 20 nombres réels. Si $K = 5$ par exemple, il cherche alors les 5 plus petits nombres parmi ces 20 nombres qui correspondent donc aux 5 éléments de la base qui sont les plus proches de l'élément que nous souhaitons classifier. La classe attribuée à l'élément à classifier est la classe majoritaire parmi ces 5 éléments. Donc, pour le pixel x à classer, après avoir examiné sa distance à tous les échantillons et sélectionner les 5 plus proches échantillons, x sera affecté à la classe w_1 .

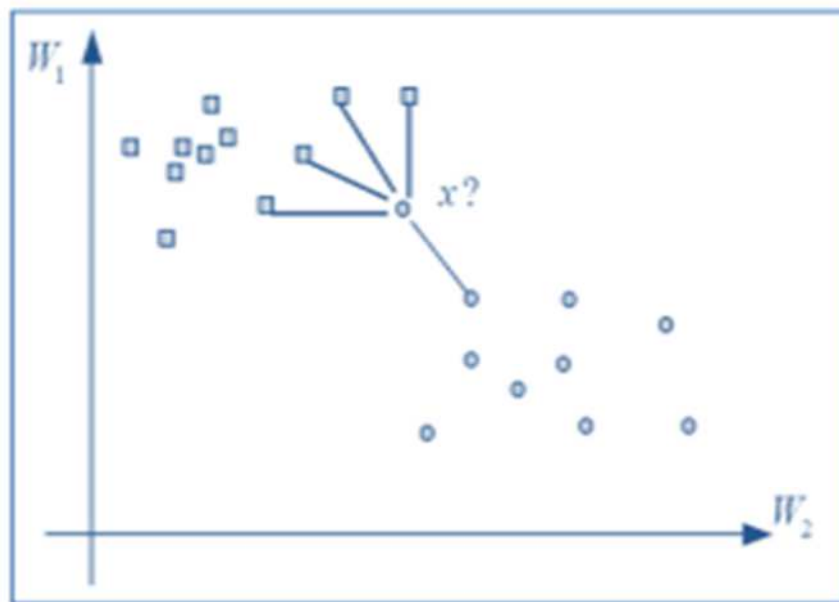


Figure.48 : Principe de classification par K-plus proches voisins

II.2.2.2.2.2. Algorithme des KPPV :

Les étapes de l'algorithme des K-PPV sont données comme suit:

Paramètre : le nombre K de voisins

Donnée : un échantillon de N pixels classés en $C = c_1, c_2, \dots, c_n$ classes

Entrée : un pixel Y

Pour chaque pixel Y qui arrive **faire**

1. Déterminer les K plus proches pixels de Y en calculant les distances
2. Combiner les classes de ces K pixels en une classe C

Fin Pour

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

Algorithme. II.1 : Algorithme des K-plus proches voisins

II.2.2.2.2.3. Choix du nombre K : [48]

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.

II.2.2.2.2.4. 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 : [48]

$$\bullet D(x, x) = 0 \quad (\text{II.8})$$

$$\bullet D(x, y) \geq 0$$

$$\bullet D(x, y) = D(y, x) \quad (\text{II.9})$$

$$\bullet D(x, y) \leq D(x, z) + D(z, y) \quad (\text{II.10})$$

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.

II.2.2.2.5. 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 pondérée. 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. [48]

II.2.2.3. Classification semi supervisée :

Depuis quelques années, une nouvelle forme de classification est apparue: il s'agit de la classification semi-supervisée. Les travaux traitent cette approche, restent cependant en nombre limité.

Cette classification se distingue de la classification supervisée par son apprentissage. La différence entre l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé réside dans l'existence et l'utilisation d'échantillons non étiquetés. Par conséquent, l'étape clé de l'apprentissage semi-supervisé est : comment réussir une bonne utilisation des échantillons non étiquetés.

Une méthode d'apprentissage semi-supervisée typique consiste en trois étapes :

- ✓ Entraîner le classificateur en utilisant des échantillons d'apprentissage libellés.
- ✓ Etiqueter les échantillons d'apprentissage non libellés en utilisant le classificateur d'apprentissage courant.
- ✓ Entraîner le classificateur utilisant les échantillons d'apprentissage étiquetés et les statuts courant des échantillons d'apprentissage non étiquetés, incluant leurs labels estimés et/ou leurs probabilités.

Répéter la deuxième et la troisième étape, jusqu'à ce que certains critères soient atteints.

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:

$$D(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (\text{II.11})$$

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

$$D(x, y) = |x - y| \quad \text{ou} \quad D(x, y) = |x - y| / D_{\max} \quad (\text{II.12})$$

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

II.3. Domaines d'application de la segmentation :

On peut trouver les applications de la segmentation d'images dans plusieurs domaines:

- ✓ Médecine (radiographie, tomographie,...), Biologie ;
- ✓ Météorologie, Astronomie, Géologie,
- ✓ Physique (spectroscopie, physique des plasmas,...) ;
- ✓ Application industrielles (robotique, surveillance de qualité,...)
- ✓ Photographie et publicité,...

II.4. Discussion :

Dans ce chapitre, nous avons donné un état de l'art des méthodes de segmentation d'images les plus connues. L'ensemble des techniques décrites dans cette partie montre que le problème de segmentation reste difficile à traiter d'où la diversité des méthodes de traitement et l'exploration de nouvelles approches en perspectives en introduisant les méta-heuristiques d'optimisation inspirés de la nature, appliquées seules ou hybrides, dans le but d'arriver à une segmentation la plus optimale possible. La présentation de ces différentes méta-heuristiques d'optimisation de la segmentation d'images sera l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE III

Segmentation d'image par approche biomimétique

III.1. Préambule:

Les méthodes de segmentation existantes peuvent être classées selon le but à atteindre. Par exemple, il existe des méthodes qui déterminent des régions dans l'image alors que d'autres au contraire cherchent à déterminer les frontières des régions. Il est aussi possible de classer les méthodes selon l'approche utilisée pour résoudre le problème de la segmentation. On trouvera par exemple des méthodes basées sur des connaissances explicites de l'image, d'autres basées sur un ensemble de probabilités...

L'évolution rapide des matériels informatiques, des logiciels et des réseaux de communication nécessitent des approches nouvelles pour la conception de systèmes informatiques. Les futurs systèmes qui en résultent doivent permettre d'augmenter la prise en compte de la complexité, être plus robustes et plus autonomes. Il semble évident que pour répondre à ses futurs besoins, les techniques informatiques actuelles sont inadéquates.

De nouvelles approches, techniques et théories doivent être recherchées dès aujourd'hui afin de pouvoir répondre aux besoins logistiques. De nombreux chercheurs explorent de nouvelles frontières souvent inédites et assez éloignées des disciplines habituellement abordées par les informaticiens. En prenant comme sources d'inspiration les systèmes naturels.

Il s'agit de copier et d'adapter les concepts mis en œuvre par le monde des vivants pour la résolution de divers problèmes.

La source d'inspiration que constitue la biologie a de plus en plus de succès dans une branche de l'intelligence artificielle que l'on peut nommée « informatique biomimétique ».

Le principe de base de cette méthode de développement suit les étapes représentées sur le schéma ci dessous (voir la figure 49).

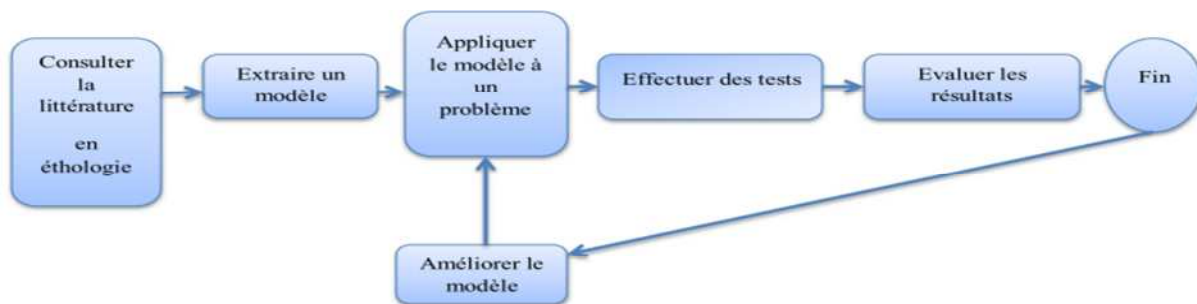


Figure.49 : Principe de développement d'une méthode d'optimisation

III.2. Stigmergie :

Dans un environnement émergent et auto-organisé, les agents utilisent une communication indirecte en modifiant leur environnement. La stigmergie est le moyen de communication utilisé par les insectes et est composée de deux mots d'origine grecque: «stigma» qui veut dire «signe» et «ergos» pour «travail». Ce mot a été donné par Grassé [49] à l'occasion de l'étude de la construction du nid chez les termites. Le principe de ce mécanisme est que l'ébauche d'une construction par un individu est capable d'orienter le comportement des autres membres du groupe et de modifier son environnement. L'état de la construction est le stimulus, et l'activité de construction constitue la réponse.

Autrement dit, «l'œuvre guide l'ouvrier». La stigmergie est beaucoup utilisée chez les fourmis (phéromone), et chez les araignées (soie).

III.3. Méta-heuristiques pour la segmentation:

Le problème de segmentation est considéré comme un problème d'optimisation. Sa résolution consiste à explorer un espace de recherche afin de maximiser (minimiser) une fonction donnée. Les complexités en taille et en structure relatives à l'espace de recherche et à la fonction à maximiser conduisent à utiliser des méthodes de résolution radicalement différentes. En première approximation, on peut dire qu'une méthode déterministe est adaptée à un espace de recherche stochastique.

En pratique, l'objectif est d'obtenir une bonne solution sensiblement meilleure.

Pour atteindre cet objectif au bout d'un temps de calcul raisonnable, il est nécessaire d'avoir recours à des méthodes appelées '**heuristiques**'. La plupart d'entre elles sont conçues spécifiquement pour un type de problème donné.

D'autres, au contraire, désormais appelées '**méta-heuristiques**', sont capables de s'adapter à différents types de problèmes.

Ces méthodes ont en commun les caractéristiques suivantes :

- ✓ Elles sont, au moins pour partie, stochastiques: cette approche permet de faire face à l'explosion combinatoire de possibilités.

- ✓ Elles sont inspirées par des analogies : avec la physique (recuit simulé, diffusion simulée,...), avec la biologie (algorithmes évolutionnaires,...) ou avec l'éthologie (colonies de araignées,...).
- ✓ Elles partagent aussi les mêmes inconvénients : les difficultés de réglage des paramètres de la méthode, et le temps de calcul élevé.

Il existe dans la littérature plusieurs méta-heuristiques qui peuvent être classées comme suit :

- Méta-heuristiques à solution unique.
- Méta-heuristiques à base de population.

III.3.1. Méta-heuristiques à solution unique :

Les méthodes itératives à solution unique ou méta-heuristique à base de voisinage s'appuient toutes sur un même principe. A partir d'une solution unique considérée comme point de départ, la recherche consiste à passer d'une solution à une solution voisine par déplacements successifs. Ainsi, l'ensemble des solutions que l'on peut atteindre à partir d'une solution est appelé voisinage de cette solution.

La détermination d'une solution voisine dépend du problème traité : d'une manière générale, les opérateurs de recherche locale s'arrêtent quand une solution est dans le voisinage. Mais accepter seulement ce type de solution n'est bien sûr pas satisfaisant. C'est pour cela, qu'il serait donc intéressant de pouvoir s'échapper de ces minimaux locaux. Il faut alors permettre à l'opérateur de faire des mouvements pour lesquels la nouvelle solution retenue sera de qualité moindre que la précédente.

Parmi ces méthodes, on trouve : le recuit simulé et la recherche tabou.

III.3.2. Méta-heuristiques à base de population :

Les méthodes de recherche à population, comme leur nom l'indique, travaille sur une population de solutions et non pas sur une solution unique. On peut trouver d'autres noms génériques pour ces méthodes, le plus en vogue étant sans doute **evolutionary algorithms**.

Le principe général de toutes ces méthodes consiste à combiner des solutions entre elles pour en former de nouvelles en essayant d'hériter des "**bonnes**" caractéristiques des solutions parents.

Un tel processus est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait (nombre de générations maximum, nombre de générations sans améliorations, temps maximum, borne atteinte, etc.). Donc, les méthodes d'optimisation à population améliorent la solution, au fur et à mesure des itérations. Leur intérêt est d'utiliser la population comme facteur de diversité.

III.4. Méta-heuristiques à population en segmentation :

Dans cette partie, nous allons décrire brièvement les méta-heuristiques appliquées au problème de la segmentation d'images. L'ouvrage de Siarry [50] consacré à l'application des méta-heuristiques et traitement d'images en général, montrent l'importance de ces méthodes dans cette discipline.

Plusieurs systèmes complexes naturels ont été l'objet d'inspiration et de modélisation informatique capable de résoudre plusieurs problèmes notamment celui de la segmentation. La figure suivante illustre les différentes méta-heuristiques qui sont utilisées à ce jour dans la littérature pour la segmentation d'images :

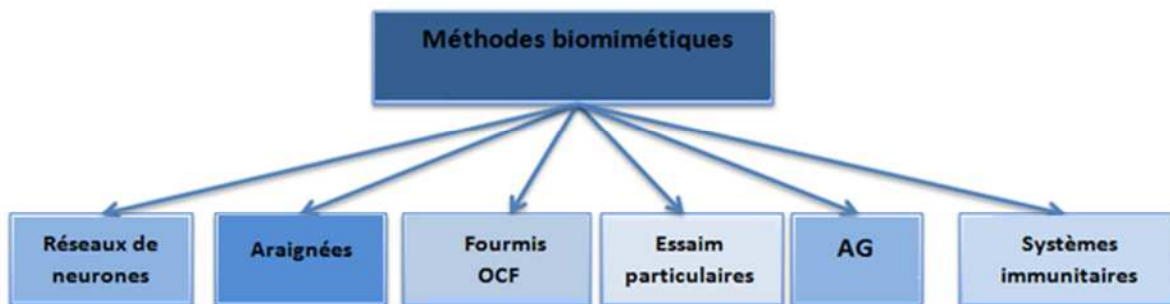


Figure.50 : Méthodes biomimétiques pour la segmentation [14]

III.4.1. Algorithmes Génétiques (AG) :

L'application des algorithmes génétiques à la segmentation d'images a commencé dans les années quatre-vingt-dix. A titre d'exemple, on peut citer la thèse d'Andrey [51] et l'ouvrage de Bhanu et al [52] qui sont entièrement dédiés à ce sujet.

Le principe de ces algorithmes est conçu sur des méthodes, basées sur les mécanismes biologiques tels que les lois de Mendel et sur le principe fondamental de Charles Darwin. Holland a exposé les principes de ces algorithmes pour permettre aux ordinateurs "d'imiter les êtres vivants en évoluant" pour rechercher la solution à un problème [53].

Il a expliqué d'abord comment ajouter de l'intelligence dans un programme informatique avec les croisements (échange du matériel génétique et la mutation source de la diversité génétique).

Il a ensuite formalisé les principes fondamentaux des algorithmes génétiques :

- ✓ La capacité de représentation élémentaire, comme les chaînes de bits, à coder des structures complexes.
- ✓ Le pouvoir de transformation élémentaire à améliorer de telles structures.

Plus récemment, les algorithmes génétiques ont été enrichis par Goldberg [54] en s'appuyant sur le parallèle suivant :

- Un individu est lié à un environnement par son code d'ADN;
- Une solution est liée à un point par son indice de qualité;
- Une « bonne » solution à un problème donné peut être vue comme un individu susceptible de survivre dans un environnement donné.

L'algorithme.III.1 présente les différentes étapes de base d'un algorithme génétique.

Dans cet exemple, '**P(t)**' représente une population de solutions candidates pour un problème donné, à l'itération '**t**'.

1. Initialisation de $P(t)$;
 2. Evaluer chaque individu de $P(t)$;
 3. Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait Faire
 - $t = t + 1$
 - Sélectionner $P(t+1)$ de $P(t)$
 - Croisement $P(t+1)$
 - Muter $P(t+1)$
 - Evaluer $P(t+1)$
- Fin Tant que
4. Afficher le meilleur état rencontré au cours de la recherche

Algorithme. III.1 : Principe d'un algorithme génétique [55]

❖ **Muter :**

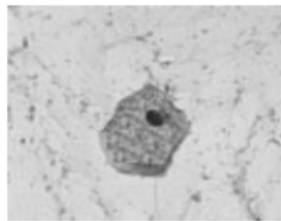
EN BIOLOGIE : subir une modification brusque et irréversible de son matériel génétique comme par exemple muter en une forme résistante aux antibiotiques.

❖ **Croisement :**

EN BIOLOGIE : reproduction sexuée par union (entre deux animaux ou deux plantes de races et d'espèces voisines).

- l'amélioration d'une race par croisement.

La figure suivante illustre la carte contours obtenue en appliquant un Algorithme génétique par P. Andrey (1997). [56]



(a) Image originale



(b) contours détectés par un algorithme génétique

Figure.51 : Contours détectés par un algorithme génétique [56]

III.4.2. Essaim Particulaires (EP) :

La méthode des essaims particulaire dite « **Particle Swarm Optimisation** »(PSO) a été développée en 1995 [67]. Son principe provient des comportements collectifs d'animaux. Elle s'identifie aux algorithmes génétiques car elle ne possède pas d'opérateur d'évolution mais une population de solutions potentielles est utilisée dans la recherche.

L'algorithme commence avec une initialisation aléatoire de l'essaim de particules dans l'espace de recherche. Puis, chaque particule est modélisée par sa position dans l'espace de recherche et par sa vitesse. Donc, à chaque instant, toutes les particules ajustent leurs positions et vitesses, c'est-à-dire leur trajectoire, par rapport à :

- ✓ Leurs meilleures positions.
- ✓ La particule ayant la meilleure position dans l'essaim.
- ✓ Leurs positions actuelles.

En réalité, chaque particule est influencée, non seulement par sa propre expérience, mais aussi par celle des autres particules.

La position et la vitesse d'une particule dans un espace de recherche à N dimensions sont définies par [57] : $\mathbf{P}_i = \mathbf{p}_{i,1}, \dots, \mathbf{p}_{i,N}$ et $\mathbf{V}_i = \mathbf{v}_{i,1}, \dots, \mathbf{v}_{i,N}$ respectivement

Chaque particule est caractérisée par sa meilleure position $\mathbf{L}_i = \mathbf{l}_{i,1}, \dots, \mathbf{l}_{i,N}$ à l'itération \mathbf{t} .

La meilleure position qu'atteint l'essaim est sauvegardée dans le vecteur $\mathbf{G} = \mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N$. La vitesse de chaque particule est mise à jour selon l'expression suivante :

$$\mathbf{V}_{i,j} = \mathbf{K} [\mathbf{w} * \mathbf{v}_{i,j}(\mathbf{t}) + \mathbf{c}_1 * \mathbf{r}_1 * (\mathbf{l}_{i,j} - \mathbf{v}_{i,j}(\mathbf{t})) + \mathbf{c}_2 * \mathbf{r}_2 * (\mathbf{g}_j - \mathbf{v}_{i,j}(\mathbf{t}))] \quad (\text{III.1})$$

Avec

$$K = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|} \quad (\text{III.2})$$

$$\varphi = C_1 + C_2 \quad \text{et} \quad \varphi > 4 \quad (\text{III.3})$$

\mathbf{W} : une constante appelée facteur d'inertie qui contrôle l'influence de l'ancienne vitesse sur la vitesse courante, afin de permettre aux particules d'éviter les minimax locaux.

\mathbf{c}_1 et \mathbf{c}_2 : des constantes appelées coefficient d'accélération, \mathbf{c}_1 contrôle le comportement de la particule dans sa recherche autour de sa meilleure position et \mathbf{c}_2 contrôle l'influence de l'essaim sur le comportement de la particule.

\mathbf{r}_1 et \mathbf{r}_2 des nombres aléatoires uniformément distribués dans l'intervalle [0,1] ; La position à l'itération $\mathbf{t}+1$ est alors :

$$\mathbf{p}_{i,j}(\mathbf{t}+1) = \mathbf{p}_{i,j}(\mathbf{t}) + \mathbf{v}_{i,j}(\mathbf{t}+1) \quad (\text{III.4})$$

Pour $\mathbf{j}=1, \dots, \mathbf{N}$

Les étapes de l'algorithme d'essaim particulaire sont données comme suit :

1. Initialisation la population de particules avec des positions et vitesses aléatoires
2. Evaluer la fonction objective pour chaque particule et calculer g
3. Pour chaque individu i , L_i est initialisée à P_i
4. Répéter jusqu'au critère d'arrêt
 - Mettre à jour les vitesses et les positions des particules
 - Evaluer la fonction objective pour chaque individu
 - Calculer les nouveaux g et L_i
5. Afficher le meilleur état rencontré au cours de la recherche

Algorithme.III.2 : Principe de l'algorithme d'essaim particulaire.

La figure suivante illustre la carte contours obtenue en appliquant un algorithme d'optimisation pas Essaim particulaire :



(a) Image originale



(b) Détection de contours par les particules

Figure.52 : Extraction de contours effectuée par Essaim Particulaire [59]

III.4.3. Réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones sont définis comme des modèles théoriques de traitement de l'information inspirés des observations relatives au fonctionnement des neurones biologiques et du cortex cérébral. Ceci est illustré par la figure suivante :

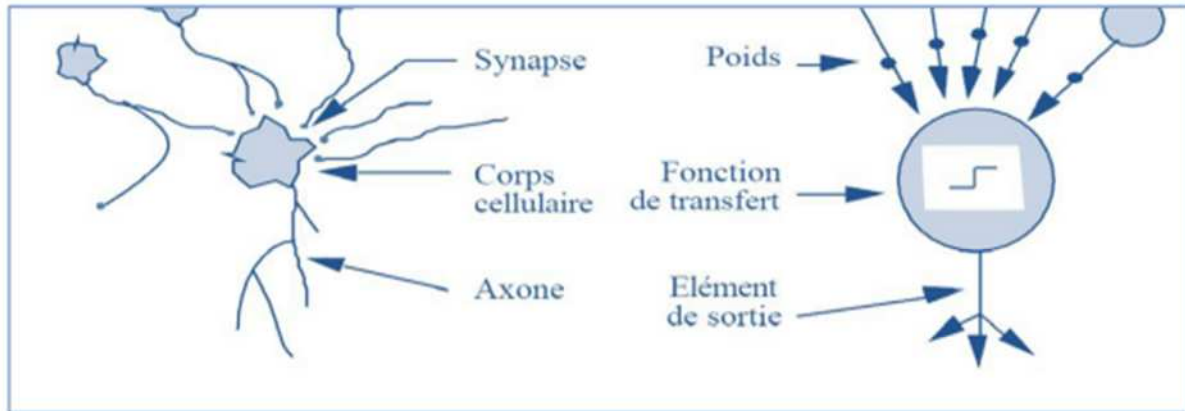


Figure.53: Mise en correspondance entre neurone biologique-artificiel

Par analogie aux neurones biologiques, les neurones artificiels ont pour but de reproduire des raisonnements «intelligents» d'une manière artificielle. Ces neurones peuvent adapter certaines qualités habituellement propres au biologique, c'est-à-dire, la généralisation, l'évolutivité, et une certaine forme de déduction.

Un réseau de neurones est composé généralement d'un grand nombre d'unités de calcul très simple appelés neurones formels qui sont interconnectés entre eux, de sorte que les signaux sortant (output) des neurones deviennent des signaux entrants (input) dans d'autres neurones. [60]

Chaque neurone artificiel est un automate binaire à deux états « actif » et « inactif ». Il reçoit un nombre visuel de signaux 'x' en provenance d'autres neurones. A chacun de ces signaux est associé un poids « w » représentatif de la force de la connexion. La figure ci-dessous illustre ce principe

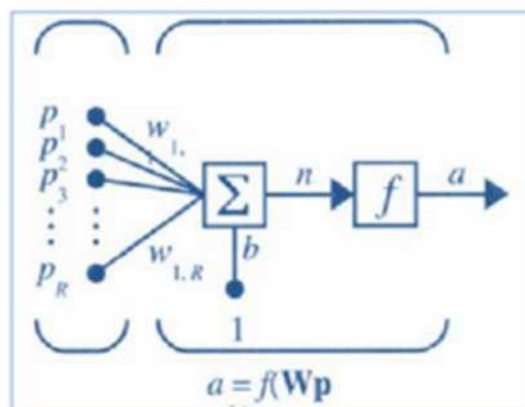


Figure.54 : Neurone formel

Le neurone change d'état suivant que la somme des connexions pondérées dépasse ou non un seuil d'activation "O", les fonctions d'activation sont illustrées par la figure suivante :

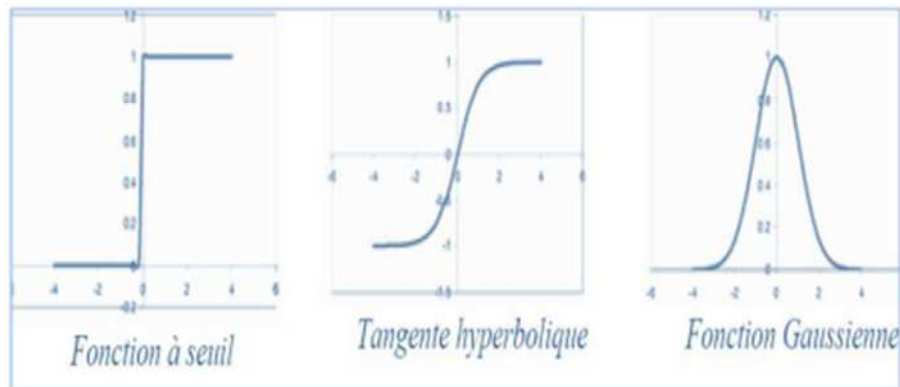
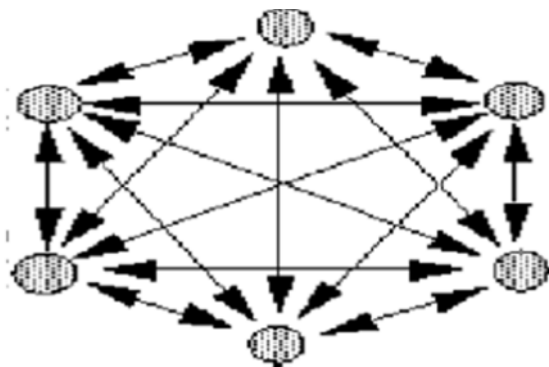


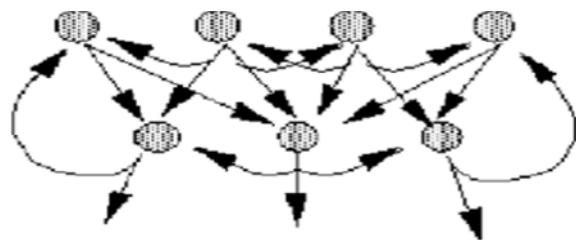
Figure.55 : Quelques fonctions d'activation

Un neurone artificiel est caractérisé par sa topologie illustrée dans la figure 56 et cinq paramètres qui sont :

1. La nature des entrées (booléennes ou réelles).
2. La fonction d'entrée totale, définissant le prétraitement effectué sur les entrées.
3. La fonction de seuillage (activation) du neurone définissant son état interne en fonction de la somme pondérée de ses entrées.
4. La fonction de sortie calculant la sortie du neurone en fonction de son état d'activation.
5. La nature des sorties du neurone.



(a) Réseau complètement connecté

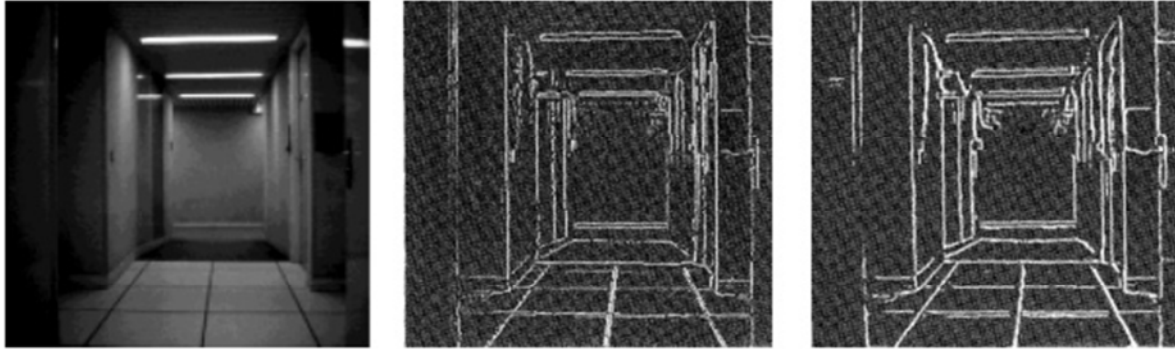


(b) Réseau en boucle, complètement connecté

Figure 56 : Quelques topologies de réseaux de neurones

Les cellules d'entrée du réseau correspondent chacune à un attribut des pixels (réduit au niveau de gris la plupart du temps). Par contre les cellules de sortie donnent la classe du pixel.

La figure suivante illustre un exemple de segmentation par réseaux de neurones :



(a) Image originale

(b) contours détectés par ondelettes

(c) contours détectés par ondelettes et neurones

Figure 57 : Détection de contours par ondelettes et réseaux de neurones [61]

III.4.4. Systèmes immunitaires :

Le système immunitaire est un processus de l'immunologie composé d'organes, de cellules et de molécules qui assure le maintien de l'intégrité de l'organisme qu'il défend.

Cette défense repose sur des concepts tels que la mémoire, la reconnaissance du «soi qui correspond à l'individualité biologique d'un être vivant», l'apprentissage, l'autorisation, la coopération et la spécificité.

La présence du «non soi qui correspond donc à tout corps étranger» au sein de l'organisme entraîne une ou plusieurs réponses du système immunitaire spécifiquement dirigées contre l'intrus. Il peut aussi éliminer les cellules du «soi» qui sont potentiellement dangereuses comme les cellules cancéreuses [14].

Ces systèmes sont modélisés pour être appliqués à différents problèmes dans l'intelligence artificielle, plus précisément à la classification de données.

Le réseau des systèmes immunitaires (AiNet) est un algorithme de classification inspiré du fonctionnement du système immunitaire des vertèbres. Les données à classifie sont vues comme

des antigènes qui stimulent le répertoire des anticorps. Chaque anticorps réagit à la stimulation de façons différentes en fonction de son degré de similarité avec l'antigène.

Les anticorps présentant une bonne correspondance auront tendance à se multiplier alors que les anticorps n'ayant pas réagi à un antigène depuis un certain temps auront tendance à disparaître : c'est le principe de la sélection par clonage.

Le répertoire des anticorps subit des mutations dirigées afin de pouvoir mieux répondre aux simulations futures: c'est le principe de la maturation d'affinité.

Plus la correspondance entre le gène et l'anticorps est grande, plus la mutation sera importante et inversement.

Afin de limiter la redondance dans le répertoire d'anticorps, une opération d'élimination aura lieu lorsque deux anticorps se ressemblent suffisamment: l'un des deux sera éliminé. Et enfin, le répertoire des anticorps résultant servira de déduire la classification résultante.

On peut résumer les mécanismes des systèmes immunitaires dans ce qui suit :

✓ **La reconnaissance de la forme de l'antigène :**

Elle est effectuée par des récepteurs, sur la surface des anticorps libérés par les cellules immunitaires. Pour lier un antigène aux différents anticorps, il faut que leurs structures aient des formes complémentaires. La force de cette liaison dépend de l'affinité entre antigènes et anticorps.

✓ **La réponse immunitaire :**

Elle est constituée par une réponse immédiate à l'attaque de l'antigène d'une part, puis une réponse adaptative d'autre part, spécifique à l'antigène et liée au processus de maturation d'affinité.

✓ **La sélection clonale :**

Quand les anticorps se lient à l'antigène, la cellule immunitaire s'active et commence à proliférer. De nouvelles cellules seront ensuite produites, copies conformes de la cellule parente, et spécifiques à l'antigène envahissant.

✓ **La maturité d'affinité :**

Elle garantit que le système immunitaire devient de plus en plus efficace face aux attaques des antigènes.

La figure suivante montre les résultats obtenus après application des systèmes humanitaires pour segmenter des images :

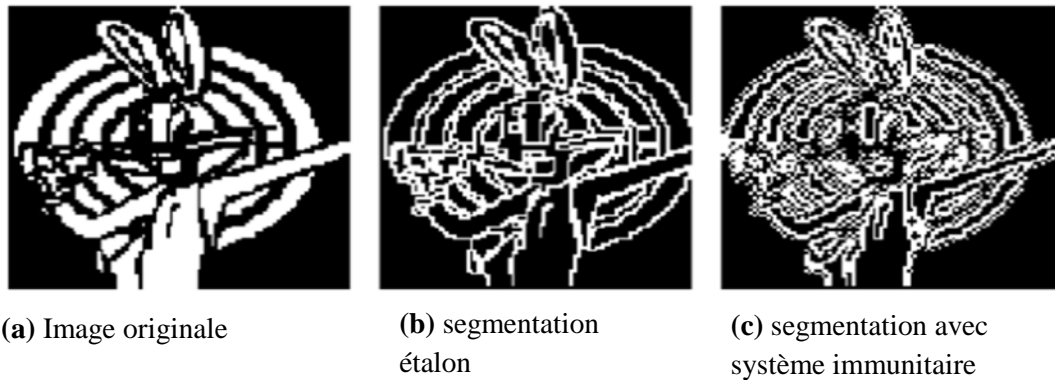


Figure.58 : Détection de contours par système immunitaire [62]

III.4.5. Colonies de fourmis artificielles :

Les fourmis comme d'autres insectes telles que les termites, les araignées et certaines espèces d'abeilles et de guêpes, constituent aussi des sources d'inspiration pour le développement de systèmes artificiels.

En particulier deux comportements collectifs ont été principalement étudiés chez les fourmis :

III.4.5.1. 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.

III.4.5.2. 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 [60].

La figure suivante montre la détection des contours par les fourmis artificielles :



(a) image originale



(b) contours détectés par les fourmis artificielles

Figure 59: Détection de contours par les colonies de fourmis artificielles [63]

III.4.6. Araignées sociales :

Les araignées sociales est un autre modèle social biologique, et une source d'inspiration pour la résolution collective des problèmes. Ce modèle concerne la construction collective de toile.

L'exemple des araignées 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.

L'état de la construction est le stimulus, et l'activité de construction constitue la réponse. Autrement dit, « l'œuvre guide l'ouvrier ». La stigmergie est beaucoup utilisée chez les fourmis (phéromone), et chez les araignées (soie).

L'hypothèse des biologistes est que les araignées sociales présentent des processus stigmergiques qui désignent que le comportement d'un individu est influencé par le résultat des actions passées des autres individus. Au fait, les araignées effectuent collectivement des activités

particulièrement impressionnantes: construction collective, prise de décision collective lors du transport de proie, synchronisation et coordination lors de la prédation.

Le modèle comportemental qui définit le comportement et la construction des araignées et qui a été utilisé pour les simulations informatiques est :

III.4.6.1. L'environnement:

Il s'agit d'une grille carrée où chaque case correspond à un piquet. Chaque piquet peut avoir une hauteur différente. Ils peuvent être reliés entre eux par des fils de soie toujours fixés en leur sommet.

Dans le cas des images, l'environnement est un carré de $N*N$ piquets dans lequel évoluent les araignées. Un piquet correspond à un ou plusieurs pixels de l'image d'origine. La hauteur d'un piquet correspond au niveau de gris du ou des pixels correspondants. Il peut donc y avoir 256 hauteurs différentes. Initialement, il n'y a pas de fils dans l'environnement, ils apparaîtront au fur et à mesure du déplacement des araignées.

III.4.6.2. Les agents et leur comportement :

Les agents correspondent aux araignées. Ils sont décrits par deux items comportementaux: le déplacement et la pose d'un fil d'une manière aléatoire. Lorsque le fil est fixé, il correspond au plus court segment entre le dernier piquet de pose et celui courant. Pour se déplacer à partir d'un piquet donné, une araignée a trois choix possibles :

1. Aller sur un piquet adjacent.
2. Aller sur un piquet en suivant un fil qu'elle a elle-même tissé.
3. Aller sur un piquet en suivant un fil tissé par l'une de ces congénères.

Pour chacun de ces choix, une pondération sera associée: constante en ce qui concerne les piquets adjacents, paramétrée pour les deux derniers choix par respectivement le coefficient d'attraction pour sa soie et le coefficient d'attraction pour la soie des autres.

Chaque piquet accessible est alors pondéré relativement aux manières d'y accéder. Ce poids une fois normalisée, fournit la probabilité pour l'araignée d'accéder à cette case.

III.4.6.3. La dynamique du système :

Elle est construite sur un principe stigmergique: les comportements des agents ont des effets sur l'environnement (pose des fils), en retour le comportement est influencé par le contexte de l'agent: plus il y a de fils vers une position donnée, plus cette position a des chances d'être choisie. En termes de résultat, la toile devient alors l'agrégation des piquets ayant une propriété commune relative à la hauteur du piquet [64].

Les résultats de l'application des araignées sont illustrés par la figure suivante : [64]



Figure.60: Extraction de contours par araignées sociales

III.5. Discussion :

Comme nouvelles sources d'inspiration des nombreuses méta-heuristiques, la nature et la biologie prennent place. Ainsi, les théories de l'évolution et les phénomènes observés dans les systèmes naturels ont permis l'élaboration d'algorithmes applicables pour tous les problèmes d'optimisation.

Dans le cadre de notre travail, on s'intéresse particulièrement à l'optimisation de la segmentation par une méthode à population qui consiste à utiliser les colonies d'araignées artificielles. Cette technique a prouvé son succès dans plusieurs problèmes de divers domaines comme l'imagerie médicale (IRM), le suivi d'objets par radar,...

Notre application se base entièrement sur les araignées artificielles pour la détection des régions des images à niveaux de gris, pour cela cette technique sera détaillée dans le prochain chapitre.

CHAPITRE IV

Optimisation de la segmentation par colonies d'agraines artificielles : applications, tests et résultats

IV.1. Préambule :

Les inspirations sociobiologiques ont donné naissance à une classe d'algorithmes appelée méthodes biomimétiques qui se basent sur le comportement des êtres vivant (animaux et insectes) pour aboutir à une solution. Ces animaux et insectes sont capables de réaliser collectivement des tâches complexes, comme la recherche de nourriture chez les fourmis qui utilisent les mécanismes d'interaction de phéromone pour s'entraider dans cette tâche. Un autre modèle social biologique également source d'inspiration pour la résolution collective de problèmes, est la construction collective de toiles chez les araignées sociales. L'hypothèse des biologistes est que les araignées sociales présentent, tout comme les insectes sociaux, des processus stigmergiques: le comportement d'un individu est influencé par le résultat des actions passées des autres individus. En effet, ces araignées effectuent collectivement des activités particulièrement impressionnantes: construction collective, prise de décision collective lors du transport de proie, synchronisation et coordination lors de la prédation. Ce chapitre expose la démarche de passage du naturel vers l'artificiel. Le cadre biologique initial concerne le processus de construction collective de toile chez les araignées sociales alors que l'artificiel concerne la segmentation des images à niveaux de gris par approche régions. Les araignées s'adaptent aux régions sur lesquelles elles se déplacent, puis effectuent des actions coopératives et compétitives produisant une segmentation collective de l'image.

IV.2. La Vie Artificielle, Inspiration des Systèmes Naturels :

La vie artificielle est un champ de recherche alliant informatique et biologie, mais avec des applications dans des domaines divers et variés tels que l'économie ou l'archéologie. Son objectif est de créer des systèmes artificiels s'inspirant de systèmes vivants, sous la forme de programmes informatiques. Ce terme a fait son apparition officielle en 1987 dans le premier séminaire ARTIFICIAL LIFE, où Christopher Langton présenta ses automates cellulaires [65], répliques artificielles de cellules vivantes, capables de se reproduire seules pour former des structures organiques proches des colonies de coraux.

Ces systèmes offrent un moyen de simuler des phénomènes collectifs. Ils permettent de mettre en relation des causes et des effets définis à des niveaux différents. Au niveau local, les comportements des individus sont exprimés. Au niveau global, c'est le comportement de la société qui est observé. Ces systèmes s'appuient sur une représentation de l'environnement, des agents, de leurs comportements et leurs modes d'interaction.

IV.3. Intelligence en Essaim [65]:

Depuis quelques années, la vie artificielle inspire beaucoup de chercheurs pour la conception de nouveaux systèmes informatiques. Ils essaient de puiser dans les comportements des êtres naturels de nouvelles approches pour la résolution de problèmes difficiles, en observant les mécanismes et processus qui régissent les comportements dits «intelligents» de ces individus. Ils extraient à partir de ces études des modèles implantables sur machines dont les résultats pourront être validés par rapport à ceux observés dans la nature.

En biologie, par exemple, de nombreux systèmes naturels composés d'individus simples autonomes ont des aptitudes à effectuer des tâches collectives complexes. De plus, ils peuvent s'adapter à leur milieu soit pour y survivre, soit pour améliorer le fonctionnement du collectif. L'intelligence en essaim consiste à construire des sociétés d'agents simples, capables, d'accomplir collectivement, des tâches complexes. Chaque agent n'a pas connaissance de tout le système (pas de vue globale), et décide de manière autonome de son comportement et de ses actions. Le système fonctionne donc de manière décentralisée où aucun agent ne coordonne les actions des autres.

Chaque agent est simple et n'a pas de raisonnement élaboré. La résolution du problème est due à l'interaction (stigmergie) des différents agents du système et à son dynamisme: l'intelligence naît de façon collective. Le résultat global du système est donc émergent et est constitué d'une succession de comportements des agents le constituant.

IV.4. Segmentation d'image et Vie artificielle:

La vie artificielle commence à faire son apparition en segmentation d'image. Nous pouvons citer Le travail de Garden [49] qui est basé sur les comportements de meutes de Reynolds, pour la détection de contour de région dans une image. Le travail de Liu [66] qui est inspiré des automates cellulaires et les différentes catégories d'agents pour segmenter une image. Il propose de générer une population d'agents réactifs et de l'adapter de génération en génération à la distribution de points rencontrés dans l'image. Il utilise des agents qui ont une perception très réduite de leur environnement et qui sont dotés de deux types de comportement : la diffusion et la reproduction de manière à s'adapter au mieux aux variations locales de l'image. Le travail de Bourjot [65] est inspiré du modèle des araignées sociales pour la détection de régions dans les images à niveaux de gris. Le travail de Ramos [67] est inspiré des modèles de sociétés de fourmis, pour détecter des contours. Alors qu'Oudafel [60]

propose une approche de colonies de fourmis artificielles, pour la détection de régions. Ces fourmis recherchent une solution globalement optimale selon la méthode d'estimation MAP (critère d'estimation Maximum A Posteriori). C'est une approche distribuée basée sur une population de fourmis considérées comme des agents réactifs. Chaque agent (fourmi) construit un ensemble de solutions possibles en utilisant l'information de la phéromone accumulée par les autres fourmis dans une matrice commune appelée matrice de phéromone. Dans l'article [71], les auteurs proposent une autre méthode pour la construction de régions homogènes et connexes en utilisant des agents qui coordonnent leurs activités et communiquent leurs résultats par des interactions stigmergiques. L'approche utilise deux types d'agents: détecteurs et système, les agents détecteurs se déplacent sur l'image et marquent leurs emplacements; au départ, les déplacements ne sont pas coordonnés (au hasard sur les pixels voisins), puis après l'apparition de quelques régions marquées, les déplacements deviennent guidés par le travail collectif et les réactions stigmergiques. Alors que les agents système gèrent la dynamique de phéromone, basée sur le modèle de croissance de régions.

IV.5. Approches Araignées :

IV.5.1. Le modèle biologique :

Dans la nature, il existe plus de 35.000 espèces d'araignées, cependant une quinzaine d'espèces sont considérées comme sociales. La majorité des espèces tissent des structures soyeuses communes, ce qui montre le travail collectif de ces espèces. Ces araignées ne présentent aucune particularité morphologique par rapport aux espèces solitaires. Elles présentent toutes les caractéristiques éthologiques des espèces solitaires et le phénomène social résulte simplement d'une coordination d'activités individuelles préexistantes chez les espèces ancestrales [65]

Ces araignées ont plusieurs activités collectives telles que le soin aux jeunes, la défense contre les prédateurs, l'émigration, la compétition intra-coloniale, l'adaptation du piège aux besoins de la colonie. Cependant, deux formes d'activités impressionnantes et qui retiennent l'attention sont la construction commune de toile et la capture des proies.

Comme exemple, nous pouvons citer l'araignée « *Anelosimus eximius* » qui ne mesure que 5mm, mais qui construit des toiles dépassant souvent 100 m³ de volume (les dimensions extrêmes s'étendent de 1 litre à 1200 m³) [65]. Ces toiles ont des formes simples, cependant très variables dues à l'influence des contraintes physiques imposés par l'environnement

végétal. Elles sont composées d'une nappe horizontale en forme de hamac, surmontée d'un réseau tridimensionnel de fils non gluants ayant pour fonction d'arrêter les insectes dans leur course (voir la figure 61).



Figure. 61 : Toile d'araignées *Anelosimus eximius* [65]

Dans ce qui suit, nous présentons une description du modèle comportemental de l'araignée *Stimulus eximius* qui a été utilisé pour les simulations informatiques en termes d'environnement; d'agents, de comportement et de la dynamique du système.

a) L'environnement :

L'araignée n'a qu'une vue partielle de son environnement. Ce dernier peut être vu comme une grille carrée constituée de cases correspondant à un ou plusieurs piquets (support végétal). Ces piquets peuvent être de hauteurs différentes, reliés entre eux par des fils de soie toujours fixés en leur sommet. La hauteur du piquet n'est pas exploitée sauf en 3D pour la visualisation seulement.

b) Les agents et leur comportement :

Les agents correspondent aux araignées. Ils sont décrits par deux items comportementaux pouvant chacun être effectué lors d'un cycle de simulation : le déplacement et la pose d'un fil. L'araignée se déplace en laissant toujours derrière elle un fil qui est fixé de manière aléatoire.

c) La dynamique du système :

Elle est construite sur un principe stigmergique : les comportements des agents ont des effets sur l'environnement (pose de fils). En retour, le comportement est influencé par le contexte de l'agent : plus il y a de fils vers une position donnée, plus cette position a des chances d'être choisie.

IV.5.2. Détection de régions par approche Araignée :

Le cadre biologique initial concerne les araignées, tandis que le passage vers l'artificiel concerne la détection des régions dans les images à niveaux de gris [65]. Le modèle s'obtient facilement en transposant chacun des éléments constituant le modèle biologique au modèle artificiel, en essayant, au mieux, de conserver le modèle d'origine: le principe de transposition suivi consiste à conserver au maximum ces éléments, à en adapter certains au problème posé, et éventuellement ajouter de nouveaux items comportementaux pour améliorer l'efficacité du système transposé. Dans ce cas, l'environnement représente une image. La pose d'un fil va être conditionnée par la hauteur du piquet (pixel ou ensemble de pixels) courant, et en ajoutant un nouvel item comportemental. En termes de résultat, la toile devient une région qui contient des pixels ayant une propriété commune (niveau de gris)

a) Environnement :

En entrée, une image à niveaux de gris est définie par une structure de pixels ayant chacun son niveau de gris. Cette dernière est un carré de ($N*N$) piquets dans lequel évoluent les araignées. Le piquet correspond à un ou plusieurs pixels de l'image d'origine. Chaque piquet est caractérisé par une hauteur qui correspond au niveau de gris du pixel ou des pixels correspondants. Il peut donc avoir 256 hauteurs différentes. Initialement, il n'y a pas de fils dans l'environnement, ils apparaîtront au fur et à mesure du déplacement des araignées. À la fin du traitement, une région est un ensemble de pixels, représentée par une toile(voir la figure 61).

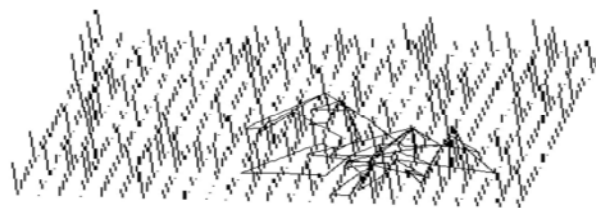


Figure. 62 : Vue sur le modèle d'environnement [65].

b) Agents :

Ce sont les araignées. Ils sont caractérisés par deux items comportementaux naturels :

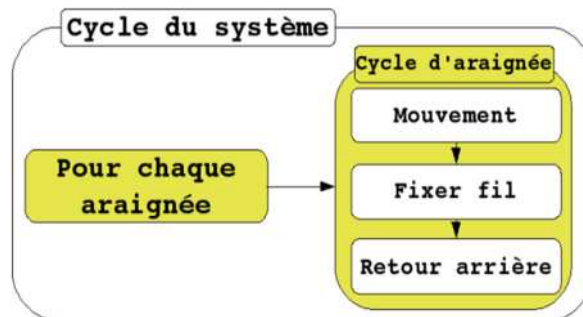


Figure. 63 : Vue d'ensemble du système

- ✓ **Déplacement :** l'araignée se déplace aléatoirement selon 3 stratégies possibles :
 - *aller sur un piquet adjacent :* lorsque l'araignée perçoit des piquets adjacents non marqués.
 - *aller sur un piquet en suivant un fil qu'elle a elle-même tissé :* lorsqu'il s'agit de la même région, c'est des piquets (pixels) partageant une propriété commune qui est le niveau de gris.
 - *aller sur un piquet en suivant un fil tissé par l'une de ses congénères :* lorsque l'araignée n'a plus de choix, tous les piquets adjacents sont marqués par la même araignée ou par une autre.
- ✓ **Pose de fil:** L'action dépend, de manière probabiliste de la hauteur du piquet (le niveau de gris du pixel) par rapport à une hauteur de référence. Plus la hauteur du piquet courant est proche de la hauteur de référence, plus il y a de chance de poser un fil. La hauteur de référence est un état interne de l'agent qui peut être soit la hauteur du piquet initial, soit la hauteur du dernier piquet filé ou soit la moyenne des hauteurs des 5 derniers piquets filés.
- ✓ **Retour (Homming) :** L'introduction de cet item pourrait se justifier par l'existence chez certaines araignées, d'un comportement dit de «homming» qui correspond à un retour, à une zone de la toile: le nid. Il a été introduit afin que l'araignée ne parcoure pas l'intégralité de l'image et ne tisse toutes les régions ayant le même niveau de gris. L'introduction de cet item pourrait se justifier par l'existence chez certaines araignées, d'un comportement dit de «homming» qui correspond à un retour, à une zone de la toile : le nid. Nous nous en sommes inspirés pour ce comportement de retour.

Il correspond à la probabilité de revenir sur le dernier piquet filé et intervient lorsque l'araignée n'a pas fixé son fil sur le piquet courant. Plus cette probabilité se rapproche de 1, plus l'araignée restera cantonnée dans une région donnée.

c) dynamique du mouvement :

Le modèle artificiel a les caractéristiques suivantes :

- ✓ Chaque araignée a sa propre couleur de fil et marque les piquets les plus similaires à sa référence, par sa couleur
- ✓ Plusieurs araignées peuvent détecter une même région
- ✓ Un niveau de gris est affecté à une araignée ou à un groupe d'araignées. Les comportements de ces araignées ont des effets sur l'environnement (pose de fils),
- ✓ En termes de résultat, chaque région est représentée par une toile, elle regroupe les pixels de même niveau de gris.
- ✓ Deux toiles se recouvrant complètement pourront correspondre à une même région, deux toiles distinctes correspondent à deux régions différentes.
- ✓ La construction de régions par les agents araignées se fait pixel par pixel (piquet par piquet), ce qui est assimilable en termes de technique de segmentation d'images, à une croissance par région, où la région sur l'image est obtenue par agrégation de pixels.

Pour comprendre le fonctionnement du modèle, il faut imaginer une grille plane en forme de damier. À chaque case de cette grille est affecté un niveau de gris particulier. Au départ, les araignées sont placées sur certaines cases, chacune étant donc associée à un niveau de gris donné. Le comportement des araignées est alors régi par une règle de déplacement et une règle de pose de fil. Le déplacement vers une autre case obéit à une loi de nature probabiliste, et la pose ou non-pose de fil également. La pose d'un fil est d'autant plus probable que la case sur laquelle se situe l'araignée est d'un niveau de gris proche de celui de sa case de départ.

IV.6. Principe général de l'algorithme d'araignées :

Les phénomènes collectifs en biologie sont une source d'inspiration pour la conception de méthodes multi-agents de résolution de problèmes. Ces phénomènes permettent l'élaboration de comportements individuels simples produisant collectivement des phénomènes complexes. Dans ce qui suit, nous allons exposer la démarche que nous avons suivie pour le passage du naturel vers l'artificiel. Le cadre biologique initial concerne un processus de construction

collective de toile chez les araignées sociales. Alors que l'artificiel concerne la détection de régions dans des images à niveau de gris.

L'algorithme des araignées suit le principe de l'incrémentation; les régions sont construites à partir du modèle incrémental de croissance de région. Au début, nous lançons des araignées en parallèle sur l'image. Leur positionnement initial est défini suite à une phase d'initialisation. Les araignées se déplacent sur l'image et marquent leurs emplacements par leur propre couleur.

L'apparition des régions est conditionnée par l'ébauche d'un marquage par une araignée dans l'environnement, celle-ci déclenchant et orientant le comportement des autres araignées détectant des régions du même niveau de gris.

IV.6.1. Phase d'initialisation :

Cette phase consiste à positionner les araignées sur l'image avant le traitement. Nous proposons deux stratégies d'initialisation :

- L'initialisation manuelle.

L'utilisateur a la liberté de choisir manuellement les positionnements initiaux des araignées. Selon ces positionnements, la segmentation est faite. Le but de cette option est d'offrir à l'utilisateur la possibilité de choisir les classes selon son expertise et sa vision.

- l'initialisation par histogramme.

Rappelons que l'histogramme est une structure de données décrivant la répartition des pixels de l'image selon le niveau de gris.

L'extraction des pics de l'histogramme se fait en 2 étapes :

1. Détection des maxima locaux.
2. Regroupement des pics les plus proches selon un seuil défini.

La détection des maxima locaux : on cherche à trouver un ensemble P_0 des maxima locaux. Cette recherche s'effectue en inspectant tous les pics de l'histogramme et en choisissant les pics satisfaisant la condition suivante :

$$h(i) > h(i-1) \text{ et } h(i) > h(i+1), 0 \leq i \leq 255 \quad (\text{IV.1})$$

Où $h(i)$ est la hauteur du niveau de gris i dans l'histogramme. L'ensemble P_0 est formé par les pics sélectionnés satisfaisant la précédente condition. Des niveaux de gris seront sélectionnés de l'ensemble P_0 .

Regroupement et suppression les pics: pour éviter une sur-segmentation, on raffine l'ensemble des pics par la suppression des plus petits. En effet, un petit pic représente un niveau de gris minoritaire dans l'image ce qui forme des régions non significatives. Alors une amplitude minimale A_m est introduite (les pics ayant une amplitude inférieure à $A_m\%$ de l'amplitude du plus haut pic seront éliminés) et les pics proches sont fusionnés. Deux pics voisins sont dits proches, si la différence entre leurs deux niveaux de gris est inférieure à un seuil donné S . L'algorithme suivant donne la procédure de détection de pics :

Procédure détection de pic (entier S , entier A_m)

```
//Recherche des maximas Locaux et les mettre dans P0
```

```
Initialiser la liste P0 à vide
```

```
Pour  $i=0; i<256$  faire
```

```
Si  $h(i) > h(i-1)$  ET  $h(i) > h(i+1)$  alors
```

```
P0.add (i);
```

```
Fin si ;
```

```
Fin pour;
```

```
//Regrouper et supprimer des pics
```

```
//Supprimer des pics ayant une hauteur inférieur à la  $A_m\%$  de la hauteur du plus grand pic
```

```
Pour chaque pic de P0 faire
```

```
Si hauteur P0(i)  $< A_m\%$  de l' hauteur du plus grand pic
```

```
Supprimer P0(i) ;
```

```
Fin si ;
```

```
Fin pour ;
```

```
//Regrouper les pics ayant une valeur proche
```

```
Pour chaque pic de P0 faire
```

```
Si  $||\text{hauteur (P0 (i))} - \text{hauteur (P0 (i-1))}|| < S$  alors
```

```
    Fusionner P0 (i) et P0 (i-1) ;
```

```
    Fin SI ;
```

```
Fin Pour.
```

Algorithme. IV.1 : Algorithme de détection de pics dans un histogramme.

L'utilisateur peut réajuster le nombre de pics détectés en changeant le seuil S de similarité. Ce dernier permet de fusionner deux pics ayant des valeurs proches. L'amplitude Am permet de supprimer des pics non significatifs pouvant fausser le résultat de la segmentation.

IV.6.2. L'environnement de l'araignée :

L'image est vue comme un environnement permettant à l'araignée de structurer ses comportements. L'environnement est un carré de (N*N) piquets dans lequel évoluent les araignées et qui correspond à l'image à analyser. Un piquet correspond à un ou plusieurs pixels de l'image d'origine. La hauteur d'un piquet correspond au niveau de gris du ou des pixels correspondants. Il peut donc y avoir 256 hauteurs différentes.

Initialement, il n'y a pas de fils dans l'environnement, ils apparaîtront au fur et à mesure du déplacement des araignées.

IV.6.3. Les araignées et leur comportement :

Une araignée correspond à un agent. Lors d'un cycle de simulation, l'araignée peut avoir trois comportements différents: déplacement, pose d'un fil et retour au nid. L'araignée se déplace en laissant toujours derrière elle un fil qui est fixé de manière aléatoire. Lorsqu'il est fixé, le fil correspond au plus court segment entre le dernier piquet de pose et celui courant.

Le comportement de retour n'apparaît pas dans la nature pour cette catégorie d'araignée, cependant, il a été introduit afin qu'elle ne parcoure pas l'intégralité de l'image.

a) Déplacement :

Pour se déplacer à partir d'un piquet donné, l'araignée choisit un pixel parmi les huit voisins non traités et non occupés par une autre araignée. Pour chaque pixel Vj dans le voisinage de Vi.

La probabilité de se déplacer vers Vj est :

$$p(\text{Déplacement vers } V_j) = \frac{\text{Poids}(V_j)}{\sum_{V_k \in \text{voisinage}(V_i)} \text{Poids}(V_k)} \quad (\text{IV.2})$$

Pour calculer Poids(Vj), nous distinguons les fils tissés par la colonie de l'araignée de ceux tissés par les autres colonies.

b) Pose de fil :

L'araignée ne pose un fil sur un pixel (elle le colorie) que s'il appartient, selon un certain critère de sélectivité, à la région détectée par cette araignée. La pose d'un fil est contextuelle. L'action dépend, de manière probabiliste de la hauteur du piquet (le niveau de gris du pixel) par rapport à une hauteur de référence qui peut être soit la hauteur du piquet initial, soit la hauteur du dernier piquet filé soit la moyenne des hauteurs des 5 derniers piquets filés. Mais quelques études ont prouvé que les meilleurs résultats sont obtenus lorsque la hauteur de référence est la hauteur du piquet initial (le niveau de gris du piquet initial) [65]. Plus la hauteur du piquet courant est proche de la hauteur de référence, plus il y a de chance de poser un fil. La pose de fil se fait de la manière suivante :

On calcule la différence entre le niveau de gris du pixel courant et celui du pixel visité. Si cette différence est inférieure à un seuil défini par l'utilisateur, on pose un fil et ce pixel ne peut être affecté à une autre région. Le seuil de sélectivité est paramétrable et permet ainsi de définir la sélectivité de la pose (voir l'algorithme IV.2)

Deux paramètres de simulation entrent en jeu, $Attraction_{MaColonie}$ et $Attraction_{AutresColonies}$ pour calculer ce poids. Ces paramètres sont respectivement la probabilité de tisser un fil par sa colonie et la probabilité de tisser un fil des autres colonies. Ces deux probabilités sont choisies empiriquement et doivent satisfaire la condition suivante:

$$Attraction_{MaColonie} + Attraction_{AutresColonies} = 1 \quad (IV.3)$$

Le calcul du poids de chaque pixel devient alors :

$$\begin{aligned} poids(MaColonie) &= Attraction_{MaColonie} \times F_0(MaColonie) \\ poids(AutresColonies) &= Attraction_{AutreColonies} \times F_0(AutresColonie) \\ Poids(V_j) &= Poids(AutresColonies) + Poids(AutresColonie) \end{aligned} \quad (IV.4)$$

Où $F_0(.)$ représente un critère dépendant du nombre de fils présents sur le pixel en cours d'analyse. Il peut être simplement le nombre de fils, c'est la procédure que nous avons retenue; mais on pourrait choisir de prendre en compte une variation locale des intensités entre la position courante de l'agent-araignée et le pixel candidat. Il serait aussi possible de combiner ces deux informations pour pondérer l'attraction entre les pixels.

Algorithme de sélection () :

Procédure sélectionner () :

Choisir parmi les huit pixels voisins un pixel non traité

Début

Si valeur absolue (niveau-gris (pixel voisin) – niveau-gris (pixel courant)) < seuil

 Marquer (pixel voisin) (mettre un booléen à vrai si le pixel est marqué)

 Poser fil sur le pixel voisin

Fin si

Fin

Algorithme IV.2 : Algorithme de Sélection.

c) Comportement de retour :

Le comportement de retour sur la toile n'apparaît pas dans la nature. Il a été introduit afin que l'araignée ne parcoure pas l'intégralité de l'image et ne tisse toutes les régions ayant le même niveau de gris. L'introduction de cet item pourrait se justifier par l'existence chez certaines araignées, d'un comportement dit de «homming» qui correspond à un retour, à un intervalle de temps relativement régulier, à une zone de la toile : le nid. Il correspond, dans notre cas, à la probabilité de revenir sur le dernier piquet filé et intervient lorsque l'araignée artificielle n'a pas fixé son fil sur le piquet courant. Plus cette probabilité se rapproche de 1 plus l'araignée restera cantonnée dans une région donnée. De ce fait, et pour que l'intégralité de la région soit détectée, nous avons opté pour une probabilité égale à 1. Cela revient à dire que l'araignée retourne sur ces pas à chaque fois qu'elle tisse un fil sur un piquet voisin.

d) Critère d'arrêt :

Un premier critère d'arrêt du traitement d'une araignée peut être un nombre d'itérations défini par l'utilisateur. L'algorithme des araignées étant de nature récursive, il peut mener à un débordement de pile et un épuisement de la mémoire.

Un deuxième critère d'arrêt est la mort de l'araignée suite à un blocage dû au fait que tous ses voisins soient marqués par la même araignée ou par une autre araignée.

e) Principe général de l'algorithme d'araignées:

Après la phase d'initialisation, et après le lancement de plusieurs araignées, les positionnements initiaux des araignées sont sauvegardés dans une structure. Pour chaque élément, le même traitement est effectué :

Chaque araignée suit un comportement aléatoire ; elle se déplace au hasard, à une case voisine (8-connexités), et elle la marque si cette dernière respecte un critère de sélectivité.

L'agrégation d'un pixel à une région marquée est mesurée par un critère d'homogénéité qui a pour effet de favoriser une croissance homogène de la région marquée. Ce critère mesure la différence entre le niveau de gris du pixel et le niveau de gris moyen de la région marquée.

Une initialisation manuelle ou aléatoire des araignées peut entraîner le lancement de plusieurs araignées dans la même région. Ces araignées vont détecter la même région, ce qui nous conduit à unifier leur travail et fusionner les régions détectées par ces araignées. Le principe de ce traitement est une comparaison des niveaux de gris des positionnements initiaux des araignées. Si la différence est inférieure à un certain seuil défini par l'utilisateur, nous jugeons que ce sont des araignées collaborant à la détection de la même région.

Ce principe est donné par l'algorithme suivant :

Procédure unifier ()

On garde les coordonnées du positionnement initial de chaque araignée dans un tableau de points :

```
Pour tout i = 1 à tableau.length faire
    Pour tout j = 1 à tableau.length faire
        Si (niveau-gris(tableau[i]) - niveau-gris(tableau[j]) < seuil)
            Tableau[i] et tableau[j] détectent la même région
            (Associer la même couleur à tableau[i] et tableau[j])
        Fin si
    Fin pour.
```

Algorithme IV.3 : Procédure d'unification

L'algorithme IV.4 donne le comportement de l'araignée dans son environnement ayant un emplacement initial (x, y).

Une araignée meurt si les cases voisines de son emplacement courant sont toutes marquées soit par elle ou bien par une autre araignée. Cette araignée va se trouver dans une situation de blocage. Dans ce cas l'araignée provoque l'arrêt de son traitement (voir la figure 64).

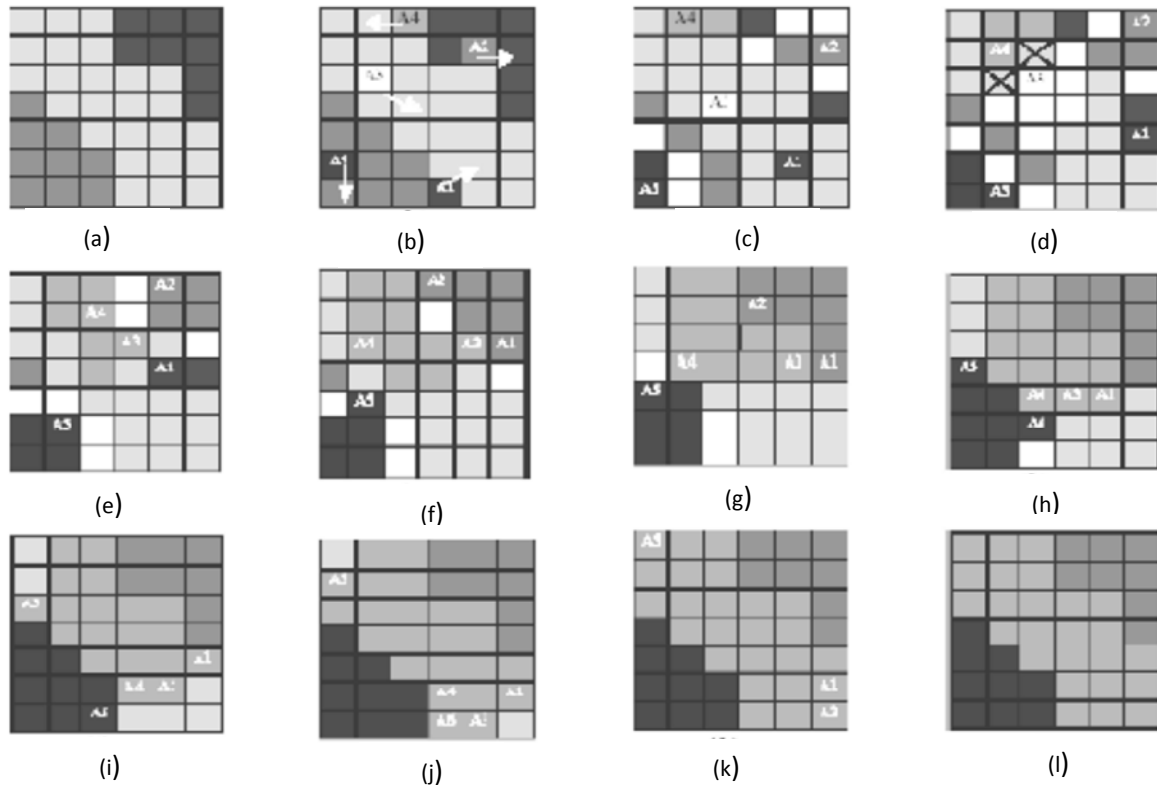


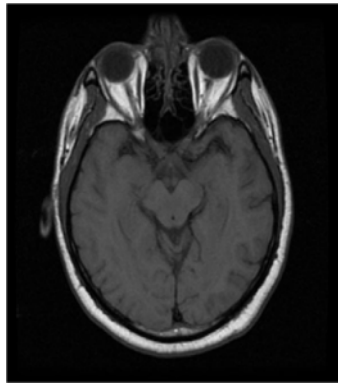
Figure.65 : Illustration de l'application de l'algorithme des araignées

La figure 64 illustre l'application de l'algorithme des araignées sur une image (a), après avoir initialisé cinq araignées : A1, A2, A3 A4 et A5 (b), trois premières régions commencent à apparaître (A5,A4,A2) tandis que les araignées A3,A1 n'ont toujours pas trouvé de pixels à agréger (c), deux araignées se rencontrent(d) ce qui provoque la mort de A3 (e), les araignées continuent leur travail (f), A2 est confrontée à une situation de blocage, elle est entourée par des régions marquée (g), ce qui provoque sa mort (h), les autres continuent leurs mouvements et la pose de leurs fils, (i), jusqu'à arriver à une situation de blocage (j) ce qui entraine leur morts (k). À la fin l'image résultat est obtenue.

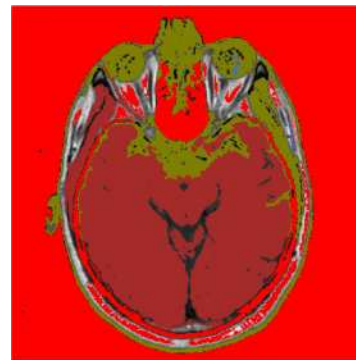
IV.7. Application et résultats :

Dans cette section, le résultat des tests effectués sur des images est présenté, ainsi que leur interprétation afin d'analyser et de commenter les différents résultats obtenus par l'application

de notre méthode sur les images médicales et pour notamment mettre en évidence ses limites et de proposer comme perspectives les améliorations possibles.



(a). image originale



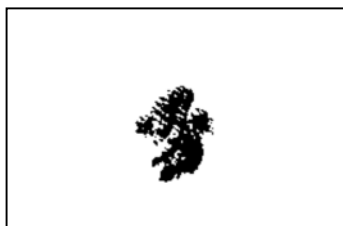
(b). image segmentée

Figure.66 : Résultat de segmentation d'une image IRM par l'approche des araignées pour une initialisation par histogramme.

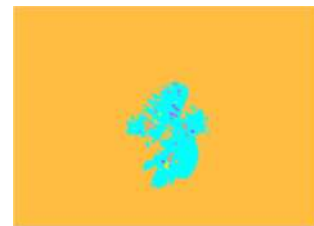
Un seuil de sélectivité « **Selectivity** » = 20, un nombre de pas « **NbreIteration** »=8000, et en choisissant la hauteur initiale comme hauteur de référence.



(a). image originale



(b). image résultante en binaire



(c). image résultante en RGB

Figure. 67 : Résultats de segmentation d'une image prise de la peau humaine qui détecte le mélanome l'approche des araignées pour une initialisation manuelle

❖ **Les paramètres de la méthode:**

Refllevel (la référence de l'objet à détecter)	255
Selectivity	20
Backpropability (la probabilité de retour en arrière)	1
Pdragline (probabilité de tisser un fil)	0.6
NbreIteration	8000
nbraraignee	5

Pour avoir un résultat meilleur il est nécessaire d'équilibrer ses paramètres manuellement.

IV.8. Discussion des résultats :

Les résultats obtenus par l'application de l'approche araignée sur des images IRM nous a conduits à faire une optimisation des différents paramètres pour pouvoir choisir les plus pertinents.

Par rapport à la phase d'initialisation, nous avons remarqué que l'intégralité de l'image n'est pas traitée pour les deux types d'initialisation (manuelle et par histogramme), avec cependant un pourcentage de pixels non segmentés plus important dans l'initialisation manuelle.

Pour le seuil de sélectivité, nous avons remarqué qu'en augmentant le seuil de sélectivité, nous obtenons un nombre plus grand de régions et beaucoup plus de détails.

Nous remarquons aussi que le nombre de régions est inversement proportionnel au nombre de pas.

Nous remarquons que le choix de la hauteur du dernier piquet comme hauteur de référence nous fournit une segmentation moins détaillée que celle du choix de la hauteur initiale comme hauteur de référence car le nombre de classes détectées est beaucoup plus réduit et des régions qui doivent être séparées sont regroupées.

IV.9. Avantages de l'approche

La segmentation par approche araignée est un modèle de coordination simple vu que les agents sont peu évolués qui subissent des règles de type stimulus-réponse probabilistes, valide quel que soit le nombre d'individus. De plus, il est robuste face aux variations de l'environnement (peu sensible au bruit) ce qui rend le processus capable d'extraire des régions sur des images réelles et bruitées et cela peut se faire d'une manière simultanée.

IV.10. Limites de l'approche

Cette méthode donne des résultats encourageants. On arrive à détecter les régions, cependant, elle présente plusieurs limites : [68]

- 1) Il est compliqué de détecter l'intégralité de la région (figure 66) dans certains cas, car il est difficile de déterminer un critère d'arrêt pour une araignée.

2) il faut déterminer d'une façon manuelle les paramètres d'entrée :

- ✓ Déterminer le nombre et le positionnement initial des araignées. D'après C. Bourjot et V. Chevrier [65] Il faut spécifier manuellement le point de départ de chaque araignée pour la forcer à détecter une région donnée.
- ✓ Choisir la hauteur de références: d'après les travaux de C. Bourjot et V. Chevrier [65], le meilleur résultat est obtenu lorsque la hauteur initiale est définie comme hauteur de référence.

IV.11. Discussion

Ce chapitre a permis d'introduire une nouvelle approche pour la résolution collective de problèmes de segmentation d'image, inspirée du mécanisme de tissage de toile chez les araignées sociales, qui a été adaptée avec succès à l'extraction de régions dans des images à niveau de gris.

Le modèle adopté pour notre approche transpose chacun des éléments constitutifs du modèle biologique au modèle artificiel avec le minimum d'adaptation, afin de conserver les propriétés du modèle d'origine (simplicité des comportements, décision probabiliste).

Conclusion générale:

Le domaine dans lequel s'inscrit notre travail est la segmentation d'image qui est une étape très importante dans la plupart des systèmes de vision par ordinateur. Elle permet l'extraction de données pertinentes de l'image en région et/ou contour pour un traitement de plus haut niveau. Elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision.

Notre travail a consisté à faire une étude d'une méthode de détection par région. La détection par région se fait par une approche inspirée du processus de construction de toiles chez les araignées sociales.

Les différents algorithmes, stratégies et formes de coopération implémentés ont été testés sur deux types d'images médicales : images de type IRM, et images prises de la peau humaine qui détecte une maladie dermatologique qui s'appelle le mélanome [Annexe E]. Les résultats obtenus sont satisfaisants par rapport aux contraintes rencontrées en particulier la phase d'initialisation c'est-à-dire les différents paramètres intervenant dans les algorithmes. Le temps de calcul est lent, la méthode étant récursive, ce qui entraîne une occupation d'espace mémoire importante.

Perspectives :

Les perspectives de ce travail peuvent être présentées comme suit :

- Exploiter le comportement de retour chez les araignées.
- Apporter des améliorations à l'algorithme d'araignées pour que l'intégralité de l'image soit traitée.
- Trouver une adaptation des paramètres de l'araignée aux caractéristiques de l'image à traiter vu que la définition des paramètres de traitement se fait d'une façon manuelle.

- ❖ **Produit de convolution** : est un opérateur mathématique qui permet de remplacer la valeur d'un pixel par combinaison linéaire de ces voisins.
- ❖ **Sous-segmentation** : intervient lorsqu'une région couvre plusieurs objets d'intérêt de classes différentes.
- ❖ **Opérateur de Robert:**
Permet de calculer le gradient le long de la diagonale de l'image.

0	1
-1	0

Le deuxième masque se déduit du premier par rotation de $\pi/2$:

1	0
0	-1

La figure. A.1 illustre l'application de l'opérateur de Robert.

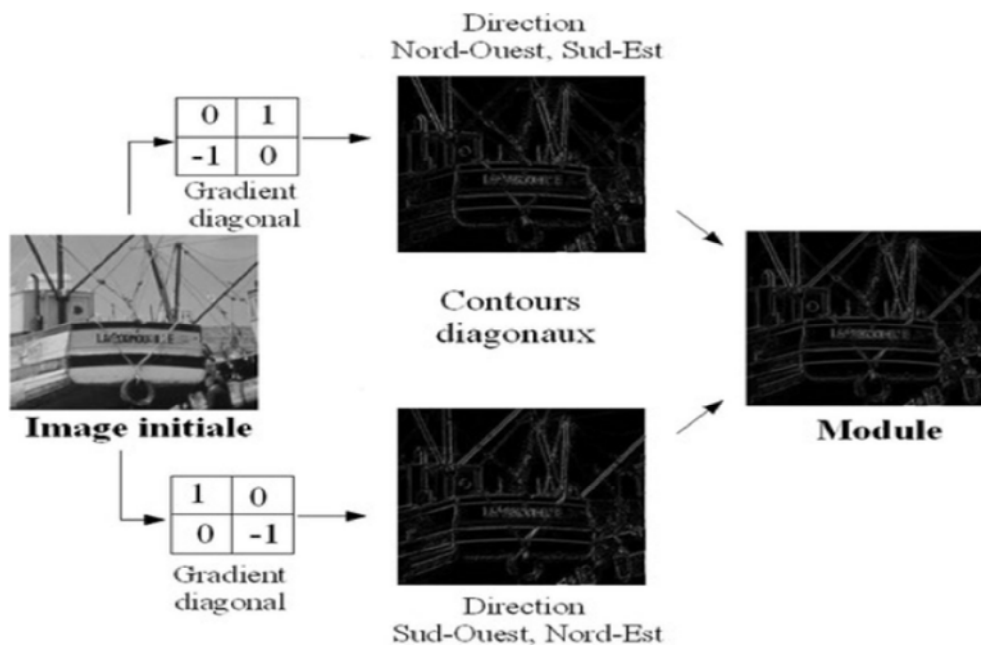


Figure. A.1: Exemple d'application de l'opérateur Robert

Mais le plus grand inconvénient c'est la sensibilité au bruit .pour pallier à cet inconvénient d'autres filtres ont été créés :

❖ Opérateurs de Prewitt et Sobel:

Le gradient est calculé par l'intermédiaire de deux masques, un effectuant un gradient horizontal et un autre le vertical.

$$\begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & c & 1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & -c & -1 \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline -c & 0 & c \\ \hline -1 & 0 & 1 \\ \hline \end{array}$$

Lorsque $c=1$, il s'agit de l'opérateur de Prewitt. Lorsque $c=2$ celui de Sobel. Par rapport aux précédents, ces masques ont l'avantage de produire deux effets. Outre le calcul du gradient dans une direction, ces masques effectuent un lissage dans la direction orthogonale. Ce lissage rend ces masques un peu moins sensibles au bruit que les précédents. La figure 39 illustre l'utilisation de l'opérateur Sobel.

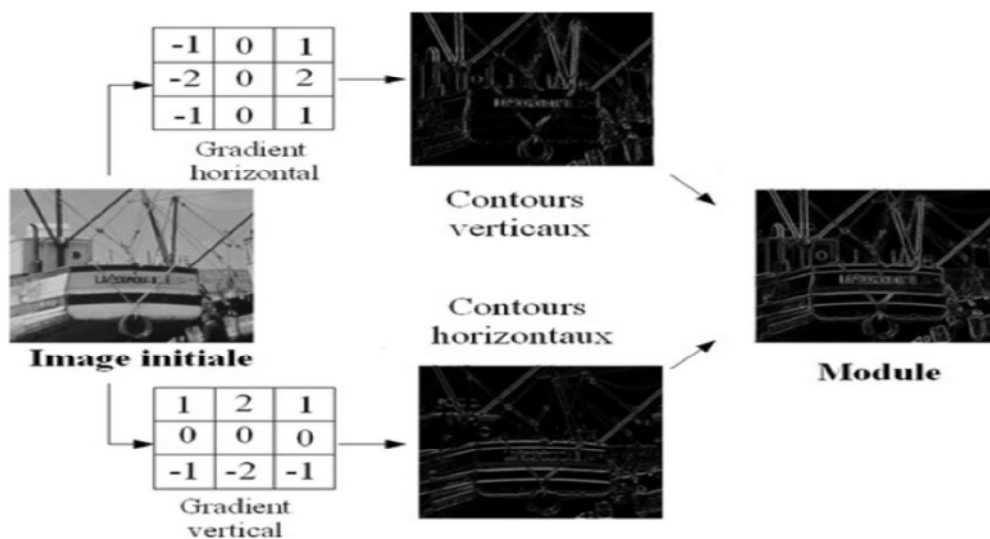


Figure. A.2: Exemple de l'application de l'opérateur de Sobel.

Filtre de Canny :

Les approches précédentes étaient basées sur une modélisation assez simple d'un contour. Cependant, ils ne permettent pas d'avoir une carte contour. C'est pour ça un nouveau filtre a été introduit le filtre de Canny qui une approche analytique qui effectue un filtrage optimal.

En effet, ce filtre est basé sur trois critères :

- Un critère de bonne détection garantissant une réponse forte en sortie du filtre même en présence de faibles contours sur l'image d'entrée.
- Un critère de bonne localisation du contour.
- Un critère d'unicité de la réponse permettant d'assurer une seule détection pour un contour et ainsi d'éviter les effets de rebond (changement de direction).

La figure. A.3 illustre la détection des contours par filtre de Canny :

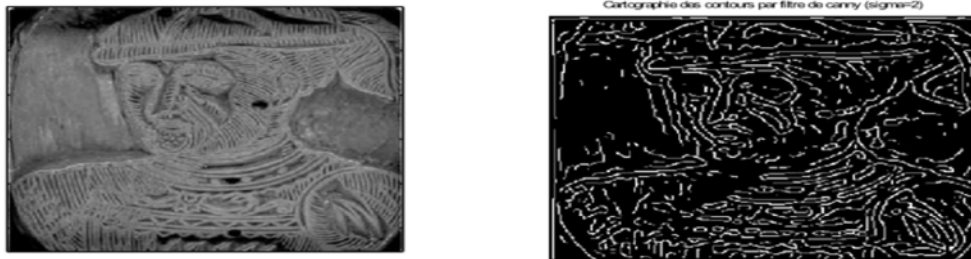


Figure. A.3: Segmentation de l'image utilisant le filtre de Canny

Diverses formes de coopération de segmentation se présentent :

a- Complémentarité entre les segmentations :

Les résultats des deux types de segmentation sont combinés pour obtenir une segmentation plus complète [41]. Un exemple de ce type de coopération est la combinaison entre les pixels-contours provenant d'une segmentation à l'aide d'un opérateur de gradient et les pixels des limites de régions obtenus à l'aide d'une croissance de région. Ces deux informations se complètent afin d'obtenir plus de contours détectés et d'assurer le raccordement entre les contours.

b- Consensus entre plusieurs segmentations :

Le but de cette forme de coopération est d'établir un consensus entre les résultats de diverses segmentations. Les résultats de ces diverses segmentations permettent la construction d'un graphe d'adjacence entre les régions indiquant, pour chaque paire de pixels, la probabilité d'appartenance à la même région (probabilité de cooccurrence). Les couples de pixels ayant une grande probabilité de cooccurrence sont ensuite groupés ensemble. Le résultat est un ensemble de régions contiguës. La coopération peut se trouver dans le consensus entre les résultats de segmentation par régions et par contours obtenus de différentes bandes. [42] proposent un algorithme dans ce sens. Des pondérations sont attribuées à chaque segmentation en fonction de leur degré de fiabilité. Toutes les segmentations sont transformées en cartes contours. Une procédure itérative, utilisant un estimateur de maximum de vraisemblance, est appliquée afin de converger vers un consensus.

c- Ajout d'un critère additionnel aux résultats de segmentation:

Les deux types de segmentation peuvent coopérer en ajoutant un critère additionnel aux résultats de segmentation obtenus. Le résultat de la segmentation par régions peut être amélioré, par exemple, en intégrant le résultat de la segmentation par contours. Les régions sont subdivisées suivant la carte de contours de sorte qu'aucune région ne contienne de contours. Les régions subdivisées de mêmes caractéristiques sont par la suite fusionnées en exploitant les informations sur les régions et sur les contours.

d- Ajustement des paramètres de segmentation :

La coopération peut contribuer à l'ajustement des paramètres de segmentation par comparaison des résultats de différentes techniques de segmentation. Cet ajustement peut être intégré dans un processus itératif [43]. Les itérations sont faites avec des critères de plus en plus tolérants jusqu'à la convergence vers des résultats cohérents et stables. La vérification de la cohérence est basée sur la minimisation de la dissimilarité entre les contours et les régions, jusqu'à la compatibilité entre les résultats contours et régions.

e- Évaluation des résultats de segmentation :

La coopération peut aussi pallier au problème de paramétrage des segmentations et d'absence ou d'insuffisance d'informations de réalité de terrain [44]. Par exemple, plusieurs segmentations par régions avec différents paramètres et seuils sont réalisées. Pour juger de la meilleure segmentation, les résultats sont comparés à une segmentation par contours. La segmentation dont les limites de régions sont les plus proches des contours sera retenue.

Le programme élaboré a été réalisé sous **MATLAB**, sous l'environnement **Windows**.

On peut rappeler que **MATLAB** est l'abréviation de « **MA**Trix **LAB**oratory ». C'est un logiciel de calcul scientifique dédié plus particulièrement aux applications numériques. A l'origine, il a été conçu pour manipuler des données matricielles, ce qui a fait de ce logiciel un outil majeur de l'analyse de données, du traitement du signal, du traitement d'images, de simulation numérique, etc. Il dispose d'une syntaxe spécifique mais elle est simple et intuitive.

MATLAB propose deux types de fonctionnement :

- Un fonctionnement en ligne de commande où **MATLAB** exécute les instructions au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur (**MATLAB commande**).
- Un fonctionnement via des scripts, dans ce cas, **MATLAB** exécute ligne par ligne un fichier texte que l'on désigne par programme (**MATLAB Editor**).

MATLAB propose également une aide très complète illustrée d'exemples, étant donnée le très grand nombre d'instructions utilisables, il est important de bien savoir l'utiliser.

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années, puisqu'elle a vu l'irruption de la machine. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies en offrant des images de l'intérieur du corps humain et de comprendre le fonctionnement de ces organes.

De nombreuses techniques d'imagerie médicale ont été développées, elles sont généralement classées selon la manière d'interaction physique entre le sujet et l'appareil d'acquisition. Il existe trois grands types d'imageries fréquemment utilisées, chacun utilise des propriétés physiques différentes :

1. La tomographie à rayon X :

L'imagerie tomographique, comme l'image standard à rayon X, est obtenue par la mesure de l'atténuation des rayons X à travers différents tissus. Cette atténuation dépend de l'épaisseur et de la composition des tissus traversés. De façon simple, les différents corps traversés sont l'air, la graisse, l'eau et l'os. Ces corps n'ayant pas la même composition atomique, ils répondent différemment aux faisceaux de rayons X: l'air atténue moins que l'os et l'eau plus que la graisse. Associée à des produits de contraste, cette image Scanographique donne une première idée de la localisation de la lésion.[77]



Figure. D.1 : Images à rayons X [77]

2. L'imagerie par résonance magnétique :

Cette imagerie exploite les propriétés magnétiques des tissus, elle permet distinction entre tissus et tissus pathologiques. Elle offre une précision spatiale supérieure à celle des images Scanographiques car elle fournit un point de vue de la tumeur utile pour le diagnostic. [77]



Figure. D.2: Appareil IRM [77]

Le principe de l'IRM met à profit la distribution aléatoire des protons qui possèdent des propriétés magnétiques. Le processus se fait en trois étapes. Dans un premier temps, l'IRM place le corps dans un champ magnétique très puissant (30000 fois plus puissant que celui de la terre) qui oriente tous les protons dans la même direction. Ensuite, les protons sont excités par des ondes radio qui modifient leur orientation. Enfin, la simulation est brutalement interrompue, et l'appareil recueille une onde dite de «résonance» par des antennes spécialement conçues. L'analyse informatique du signal transmis permet d'établir les images des organes internes. [77]

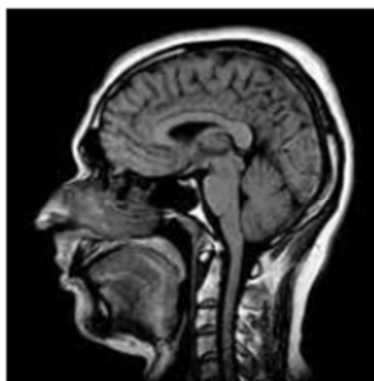


Figure. D.3 : Image IRM

3. Image nucléaire :

Il existe différentes techniques de médecine nucléaire. Elles se différencient par leur mode d'acquisition et l'élément radioactif mesuré. La Tomoscintigraphie, par exemple mesure les rayonnements, utilisée pour la détection des lésions cérébrales, l'image Scintigraphique peut s'avérer plus efficace que la Scanographique ou par résonance magnétique notamment dans les tumeurs récurrentes. [77]

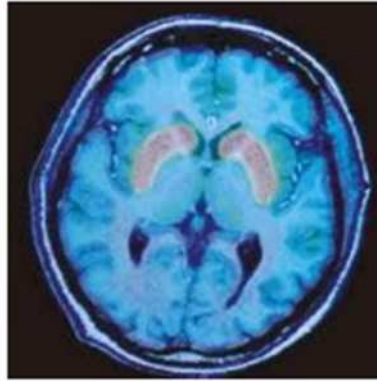


Figure. D.4 : Image nucléaire [77]

Le phénomène que nous veillons traiter est une image d'une maladie dermatologique (mélanome) qui touche la peau des êtres vivants.

1. Anatomie de la peau : [76]

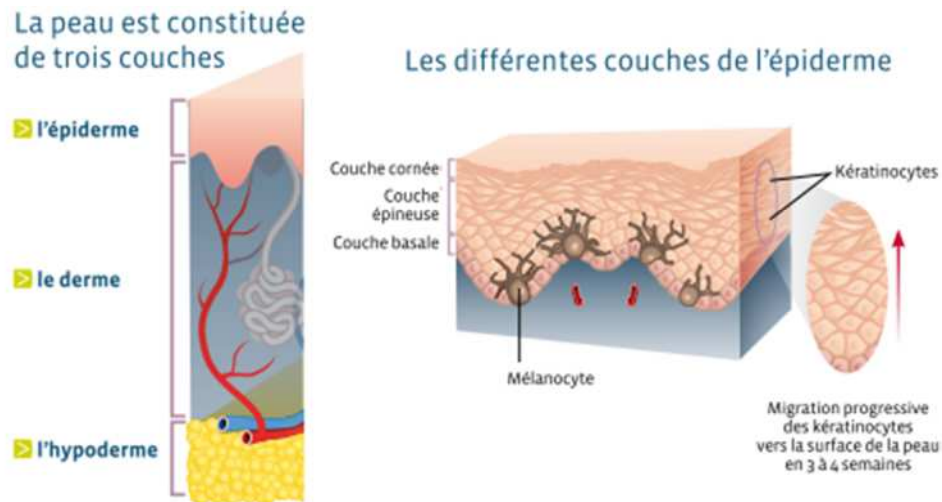


Figure. E.1 : la structure de la peau [76]

1.1. L'épiderme :

Est l'enveloppe externe de la peau. Il protège le corps des agressions extérieures comme les ultraviolets (UV). Il est composé de trois couches (cornée, épineuse et basale) et comporte principalement 2 types de cellules :

- **les kératinocytes** : qui fabriquent la kératine et jouent un rôle protecteur vis-à-vis des agressions extérieures. Ils se renouvellent sans cesse.
- **les mélanocytes** : qui produisent la mélanine, pigment qui donne sa couleur à la peau et protège du soleil. Ils sont situés au niveau de la couche profonde de l'épiderme. Lorsque la peau est exposée aux rayons ultraviolets, les mélanocytes sont stimulés et produisent une quantité plus importante de mélanine. Les mélanocytes produisent parfois une plus grande quantité de mélanine à certains endroits : c'est ce qui explique les taches de rousseur et certaines taches de vieillesse.

1.2. Le derme :

Se situe sous l'épiderme. Il est le principal tissu de soutien de la peau et est responsable de sa solidité. Il contient des vaisseaux sanguins et lymphatiques, des terminaisons nerveuses, les follicules pileux (qui forment la base du poil), les glandes sudoripares (qui produisent la sueur) et sébacées (qui produisent le sébum). Il assure l'hydratation et la nutrition de la peau et participe à la protection du corps contre les agressions extérieures : soleil, bactéries et virus ...

1.3. L'hypoderme :

Est situé sous le derme. Il est constitué de cellules grasses (les adipocytes). Cette couche de graisse stocke l'énergie, assure l'isolation pour conserver la chaleur du corps.

2. Le mélanome : [76]

Est une tumeur maligne qui se forme à partir de cellules appelées mélanocytes. Il se développe à partir d'une cellule normale qui se transforme et se multiplie de façon anarchique. Il apparaît le plus souvent sur une partie de peau saine mais peut aussi se développer à partir d'un **grain de beauté**.



Figure. E.2 : le mélanome [76]

❖ Un grain de beauté :

(Ou naevus) est une tumeur bénigne qui se développe à partir des mélanocytes. Sa teinte est uniforme et ses contours bien définis. Rond ou ovale, il mesure habituellement moins de 5 mm de diamètre. Il est plat ou légèrement bombé.

Le mélanome peut survenir à tout âge mais surtout chez les adultes, le plus souvent âgés de 50-60 ans. Il représente une minorité des cancers de la peau, mais c'est l'un des plus graves. Son évolution est d'autant plus favorable qu'il est détecté précocement, au tout début de son développement, et traité le plus tôt possible.

Lorsque des cellules cancéreuses apparaissent, elles sont d'abord peu nombreuses et limitées à la surface de la **peau**.

Tant que la tumeur se situe au sein de l'épiderme, on parle de mélanome in situ.

- En l'absence de traitement, la tumeur progresse en profondeur dans le derme et l'hypoderme, on parle alors de mélanome invasif.
- Les cellules cancéreuses du mélanome peuvent se développer à distance de la tumeur primitive au sein des **ganglions** lymphatiques, des poumons, de la peau, du foie ou encore du cerveau. On parle alors de métastase.

❖ Les ganglions :

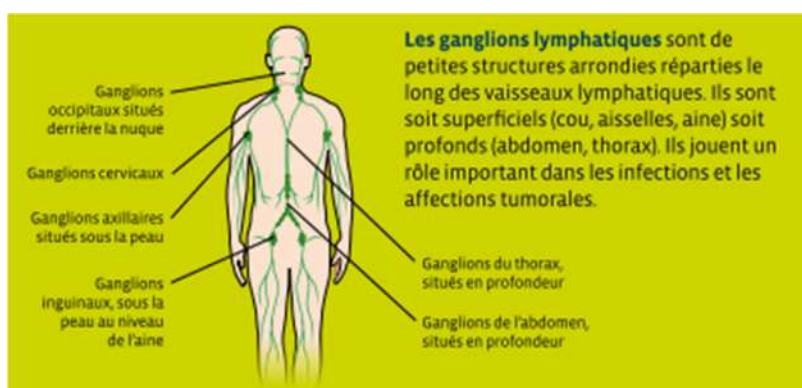


Figure. E.3 : représentation des ganglions [76]

Comment être sûr qu'il s'agit bien d'un mélanome :

Tout commence par la découverte d'une lésion suspecte soit par la personne ou son entourage soit par le médecin traitant ou le dermatologue, à l'occasion d'une consultation pour un autre motif, d'une consultation de dépistage ou de surveillance après la survenue d'un 1er mélanome ou chez les membres d'une famille à risque héréditaire.

L'examen de la peau par le dermatologue se fait généralement à l'œil nu mais parfois également à l'aide d'un appareil d'optique, le dermatoscope, sorte de loupe éclairante et très grossissante.

L'ABCDAire des lésions suspectes : [76]

pour distinguer un grain de beauté normal ou une lésion de peau non cancéreuse d'une lésion suspectée d'être un mélanome, on utilise la règle ABCDE (A comme Asymétrie, B comme Bords irréguliers, C comme Couleur non homogène,

D comme diamètre supérieur à 6 mm, E comme Evolution: changement rapide de taille, de forme, de couleur ou d'épaisseur).

Chez des patients qui ont de nombreux grains de beauté, la lésion suspecte apparaît différente des autres, c'est le « vilain petit canard ».



A comme
Asymétrie Forme
non circulaire, avec
deux moitiés qui ne
se ressemblent pas



B comme **Bords**
irréguliers Bords
dentelés, mal
délimités, avec parfois
une extension du
pigment sur la peau
autour de la tâche



C comme **Couleur**
non homogène
Présence de
plusieurs couleurs
(noir, bleu, marron,
rouge ou blanc)



D comme **Diamètre**
en augmentation, en
général supérieur à
6 mm

E comme **Evolution**

Figure. E.4 : les différents types de mélanome

Bibliographies:

- [1]: M. GONZALES, R.C. WINTZ: « Digital image processing, Addison-Wesley, 1977.
- [2]: BENAMROUZ Said, KETTANE Siham: «Segmentation d'images par les méthodes adaptatives basées sur les matrices de cooccurrences», UMMTO, Algérie, 2008/2009.
- [3]: Mémoire de fin d'étude présentée par Keddour Chakib et Aissa Brahim Salim(1999) La Compression des images fixes par Fractales basée sur la triangulation de Delaunay et la quantification Vectorielle.
- [4]: Jean Fruitet. « Outils et méthodes pour le traitement d'images par ordinateur ». Université de Marne Lavallée, soutiens de cours.
[URL:http://etudiant.univ-mlv.fr/~fruitet/Trait_image/an_imag.zip.](http://etudiant.univ-mlv.fr/~fruitet/Trait_image/an_imag.zip)
- [5]: Anwander A; « Segmentation d'images couleur par un operateur gradient vectoriel multi échelle et contour actif: application a la quantification des phases minéralogique du clinker du ciment ».Thèse pour l'obtention du grade de docteur. Ecole doctorale des sciences de l'ingénieur de Lyon.2001.
- [6]: Gosselin P.H; «Méthodes d'Apprentissage pour la Recherche de Catégories dans des Bases d'Images», Thèse pour l'obtention du titre de docteur Université de Cergy-Pontoise, 2005.
- [7]: Manzanera A; «Traitement d'images et vision artificielle», Cours ENSTA D9-2, Unité d'Électronique et d'Informatique 2008.
- [8]: Aubert G; Kornprobst P; cours de «Traitement des images numériques» encycloEPS, 2006.
- [9]: LAKHDARI Mohamed: «Segmentation d'images par contour actif en appliquant les algorithmes génétiques », I.N.I, Algérie, 2008.
- [10]: BELHAMRA Hadjira, MELZI Soumia: «La segmentation d'images par croissance de régions », E.S.I. Algérie, 2009/2010.
- [11]: SLIM Samir: «Environnement de segmentation d'images à base d'une approche biomimétique hybride », E.N.I, Algérie, 2007/2008.

[12]: Marine CAMPEDEL et Eric MOULINES. «Méthodologie de sélection de caractéristiques pour la classification d'images satellitaires ». CAP 2004. France.

[13]: Ehrler F. « Segmentation interactive pour la création d'images intelligentes basées sur les informations cachées », Thèse de Magistère au Département d'Informatique Stochastic Image Processing Group, université Genève, Février 2003.

[14]: Akrouf Nawel et Cahbi Lilia 2009 Bioseg une plateforme évolutive pour le développement d'Approches Biométriques en segmentation d'image .Thèse pour l'obtention de diplôme d'ingénieur d'état en informatique ESI.

[15]: Jean Loïc Rose «Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image » thèse de Doctorat à l'Institut National des sciences appliquées de Lyon, Décembre 2008.

[16]: Lopez-Ornelas E ; Sèdes F ; Génération de descripteurs images satellitaires à THRS, European Journal of Geography, 2007.

[17]: Jean-Christophe Baillie, cours de « segmentation » Module D9:traitement d'image et vision artificielle ENSTA, 2003.

[18]: Gonzalez and woods digital image processing" second edition.

[19]: Zouagi T ; « Approche Fonctionnelle Générique de la Segmentation d'Images », Thèse pour l'obtention du titre de Docteur de L'institut National des sciences appliqués de Lyon, Ecole doctorale : électronique, électrotechnique et automatique, 2004.

[20]: Rital S ; « Hypergraphe de voisinage Spatio-colorimétrique. Application en traitement d'images : Détection de contours et du bruit », Thèse pour l'obtention du Doctorat de l'Université de Bourgogne, Dijon, 2004.

[21]: S.Mavromatis et O.Coulon. « Detection de contour ».

« <http://www.esil.univmrs.fr/smavroma.> »

« <http://www.esil.univ-mrs.fr/ocoulon.> »

[22]: Stoclin. V : «développement de critères pour l'évaluation de filtres discrets de détection de contours dans les images numériques», Thèse pour l'obtention du titre de Docteur de l'université des sciences et technologie de Lille, 2000.

- [23]: Elomary. Y; « modèles déformables et multi résolution pour la détection de contours en traitement d'images».Thèse pour l'obtention du titre de Docteur de l'université Joseph Fourier – Grenoble1, 1994.
- [24]: Pierre Schwartz "Contours actifs" cours sur developpez.com publier le 5 mars 2008.
- [25]: Roussette. J ; « Les Contours Actifs, Une méthode de Segmentation: Application aux Images Médicales», Thèse pour l'obtention du titre de Docteur de l'université de Tours, 2003.
- [26]: Oulhadj. H; Makib A: et Siarry. P; «Segmentation d'Images par Maximisation de l'Entropie à Deux Dimensions Basée sur le Recuit Micro Canonique», Colloque GRETSI, Troyes, p 773, Créteil, France. 2007.
- [27]: Kristen PAPIN, 3ème année SIRAM & M2 Recherche ADiSiBi; Analyse comparative des algorithmes de traitement d'image ; Promo 06.
- [28]: C. Atae-allah et Gómez Lopera J.F; «Segmentation entropique des images océaniques » Télé-détection, 2002, vol. 2, n° 3, p. 193-201.
- [29]: PECAUD Christopher, LYNCEE Jean-Louis SEUILLAGE ET SEGMENTATION D'IMAGES TEXTUREES; DESS GEI Sorbonne Paris; 2000-2001.
- [30]: http://lagis-vi.univ-lille1.fr/~lm/CTD/segmentation_impression.pdf.
- [31]: Grimaud. J, Zhu YM, Rombauid M, Les techniques d'analyse quantitative des IRM cérébrales : application à la SEP. Rev Neurol (Paris),158 :3, 381-389. 2002.
- [32]: Sebari. I; He D.C, Les approches de segmentation d'image par coopération Régions-contours. Télé-détection, vol. 7 n°1-2-3-4 p 499-506, 2007.
- [33]: Nazif, A. M. and Levine, M. D. (1984) An Optimal Set of Image Segmentation Rules. Pattern Recognition Letters, vol. 2, p. 243-248.
- [34]: Bonnin. P, Hoeltzener-Douarin, B. and Pissaloux, E. (1995) A new way of image data fusion: the multi-spectral cooperative segmentation. P. 572-575, in Proceedings of the 1995 International Conference on Image Processing. Washington, 23-26 octobre 1995, IEEE Computer Society, Washington, D.C., 3572 p.
- [35]: Monga, O. et Wrobel, B.(1987) Segmentation d'images: vers une méthodologie. Traitement du signal, vol. 4, n° 3, p. 169-193.

- [36]: Mueller, M; Segl, K. And Kaufmann, H. (2004) Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, manmade objects in high-resolution satellite imagery. *Pattern Recognition*, vol. 37, p. 1619-1628.
- [37]: Gambotto, J.P. (1993) A new approach to combining region growing and edge detection. *Pattern Recognition Letters*, vol. 14, n° 11, p. 869-875.
- [38]: Bertolino, P. et Montanvert, A. (1996) Coopération régions contours multirésolution en segmentation d'image. P. 299-307, in *Actes du 10e Congrès AFCET/Reconnaissance des formes et intelligence artificielle*, Rennes, 16-18 janvier 1996, Association française pour la cybernétique économique et technique, Paris.
- [39]: Fan, J; Yau, D.K.Y; Elmagarmid, A.K. and Aref, W.G. (2001) Automatic Image Segmentation by Integrating Color-Edge Extraction and Seeded Region Growing. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, n° 10, p. 1454-1466.
- [40]: Muñoz, X; Cufí, X; J. Freixenet and Martí, J. (2000) A new approach to segmentation based on fusing circumscribed contours, region growing and clustering. P. 800-803, in *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing 2000 (ICIP'00)*. Vancouver, 10-13 septembre 2000, 1045 p.
- [41]: Ito, N; Kamekura, R; Shimazu, Y; Yokoyama, T. and Matsushita, Y. (1996).The Combination of Edge Detection and Region Extraction in Nonparametric Color Image Segmentation. *Information Sciences*, vol. 92, p. 277-294.
- [42]: Chu, C. and Aggarwal, J. (1993) The integration of image segmentation maps using region and edge information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, n° 12, p. 1241-1252.
- [43]: Kermad, C.D. and Chehdi, K. (2002) Automatic image segmentation system through iterative edge–region co-operation. *Image and Vision Computing*, vol. 20, p. 541–555.
- [44]: Cufi, X; Muñoz, X; Freixenet, J. and Marti, J. (2001) A Review on Image Segmentation Techniques Integrating Region and Boundary Information. P. 1-39, in P. W. Hawkes (réd.) *Advances in Imaging and Electron Physics*. Academic Press, San Diego, vol. 120, 344 p.
- [45]: Bellet, F; Salotti, M. et Garbay, C. (1995) Une approche opportuniste et coopérative pour la vision de bas niveau. *Traitement du signal*, vol. 12, n° 5, p. 479-494.

- [46]: Nazif, A. M. and Levine, M. D. (1984) An Optimal Set of Image Segmentation Rules. Pattern Recognition Letters, vol. 2, p. 243-248.
- [47]: Pony O., Descombes X., Zerubia J ; « Classification d'Images Satellitaires Hyper Spectrales en Zone Rurale et Périurbaine », Rapport de recherche n° 4008. Institut National De Recherche En Informatique et En Automatique, INRIA, Septembre 2000.
- [48]: CHAMI Djazia: «Une plate-forme orientée agent pour le data mining», Université Hadj Lakhdar–Batna, Algérie, 2009/2010.
- [49]: Grassé, La reconstruction du nid et les coordinations interindividuelles chez *Bellicositermes natalensis* et *Cubitermes* sp; La théorie de la stigmergie: essais d'interprétation du comportement des termites constructeurs. Ins. Soc. , 6: 41-84, 1959.
- [50]: MONMARCHE Nicolas: «Algorithmes de fourmis artificielles: application à la classification et l'optimisation », Université de Tours, Doctorat, 20/11/2000.
- [51]: ANDREY. P : «Segmentation d'images par algorithmes génétiques», thèse de Doctorat, université de Paris 7, Décembre 1997, France.
- [52]: BHANU B, LEE S, et DAS S: « Adaptive image segmentation using genetic and hybrid search methods ». IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, Volume 31, 1995.
- [53]: HOLLAND. J: « Adaptation in Natural and Artificial », University of Michigan Press, 1975.
- [54]: GOLDBERG. D: « Genetic algorithms in search optimization and machine learning», Addison, Wesley, 1989.
- [55]: NAKIB. Amir: « Conception de méta-heuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images: application à des images médicales », Thèse de Doctorat de l'université de Paris 12, VAL DE MERNE, Décembre, 2007.
- [56]: LASSOUAOUI Nadia, HAMAMI Latifa, NOUALI Nadia «Les Algorithmes Génétiques: application à la segmentation des images »,Division Informatique mobile Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique ; Ecole Nationale Polytechnique, Laboratoire Signal & Communications, Algérie,2004.

- [57]: KENNEDY. J and EBERHART.R.C: «Particle Swarm optimization», IEEE. Conference on Neuronal Networks, Pages (1942-1948), Volume 4, October 1995, Piscataway, Japan.
- [58]: NAKIB. Amir: « Conception de méta-heuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images: application à des images médicales », Thèse de Doctorat de l'université de Paris 12, VAL DE MERNE, Décembre, 2007.
- [59]: KHOUADJIA. M, KHANFOUF. H, MESHOUL. S: « Une approche adaptative pour la segmentation d'images: Implémentation sur la plate-forme Multi agents NetLoge », Equipe vision et infrarouge, Laboratoire LIRE, Université Mentouri, Constantine, Algérie.
- [60]: OUADFEL Salima: «Segmentation d'images basée sur la résolution collective par colonies de fourmis artificielles », Doctorat, Université Hadj Lakhdar, Batna, Algérie.
- [61]: FORTHOFFER Martiral, GIROD Jean Pierre et BREMONT Jacques: « Edge Detection Using Wavelet Transform and Neural Networks», Traitement du signal, volume 8, n° 6, 1999.
- [62]: ABASSENE.A, MASHOUL. S, BETOUCHE. M: «Segmentation d'images par émergence basée sur les automates cellulaires évolutionnaires », Université Mentouri de Constantine, Algérie.
- [63]: VERONICA Anna, BATERINA, CARLOS.M. OPPUS: « An Ant Colony Optimization Algorithm For Image Edge Detection », University Katipunan Avenue, Loyola Heights, Quezon City PHILIPPINES Issue 2 , Volume 4, 2010.
- [64]: DJEMAME Safia, BATOUCHE Mohammed: «Une approche biomimétique pour la segmentation d'images: Inspiration des Araignées Sociales », Université Ferhat Abbas, Sétif, Algérie.
- [65]: Christine Bourjot et Vincent Chevrier «MULTI-AGENT SIMULATION IN BIOLOGY: APPLICATION TO SOCIAL SPIDERS CASE» LORIA, UMR 7503 BP 239, 54506 Vandoeuvre Cedex ; France 2001.
- [66]: J. Liu, Y-Y. Tang, Adaptive image segmentation with distributed behavior based agents, in: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 6, June 1999, pp 544-551.

- [67]: V. Ramos, F. Almeida, Artificial Ant Colonies in Digital Image Habitats-A Mass Behavior Effect Study on Pattern Recognition, Second International Workshop on Ants Algorithmes, Ants2000, Bruxelles, .
- [68]: S. Mazouzi, Z. Guessoum, F. Michel, Une approche multi-agent pour la segmentation d'images de profondeur A Multi-agent Approach for Range Image Segmentation.
- [69]: Jones D ; Guide des araignées et des opilions d'Europe, delachaux et niestlé.
- [70]: Roberts, Michael J. Guide des araignées de France et d'Europe, delachaux et niestlé.
- [71]: Cocquerez J-P & al.1995, Analyse d'images, Filtrage et segmentation, Masson Paris.
- [72]: Carden T., 2002, Image Processing with Artificial Life, 2002.
- [73]: Langton C. & al, 1992, Preface. In C., editor, Artificial Life II, volume X of SFI Studies in the Sciences of Complexity, pages xiii-xviii. Addison-Wesley, New York.
- [74]: Bonabeau E. & al, 1994, Intelligence collective, Hermès, Paris.
- [75]: Bonabeau E. & al, 1999, Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems, New York, Oxford University Press.
- [76]: Dr Stéphane Dalle, J Pr Luc Thomas, Dr Cécile Pages, J Pr Céleste Lebbé, Dr Lucie Peuvrel, J Pr Brigitte Dreno «Conseil scientifique en dermatologie sue Le mélanome»
- [77]: FEKRACHE Dalila ; mémoire de fin d'étude master 2 télécommunications à l'UMMTO «sur la Segmentation d'images par colonies de fourmis artificielles hybrides »2012.