



MEMOIRE

Présentée par

NEMOURI Donized

Pour l'obtention de diplôme de

MASTER

Filière : Informatique

Spécialité : Systèmes Informatiques Intelligents

Thème

Une méthode coopérative pour la segmentation d'images

Soutenue le : 12/ 10 /2020

Devant le Jury composé de :

Qualité	Nom et Prénom	Grade	Université
Président	Mr Benmachiche Abdelmajid	MCB	Chadli Bendjedid El-Tarf
Rapporteur	Mme. Bougarne Imen	MCB	Chadli Bendjedid El-Tarf
Examineur	Mme.Matallah Majeda	MCB	Chadli Bendjedid El-Tarf

Année Universitaire : 2019/2020

Remerciements

Nous remercions d'abord DIEU, le Tout Puissant de nous avoir donné la force, la puissance et la volonté pour atteindre notre but, symbolisé par ce modeste travail.

*Merci à mon encadreur Dr **Bougarne Imen** pour tous ses conseils, sa précieuse assistance, sa disponibilité et pour le soutien qu'elle me a accordé tout au long de ce projet.*

Mon remerciement s'adresse aussi aux membres du jury qui ont accepté d'examiner mon travail.

*Merci A tous mes enseignantes, enseignants
du département informatique de l'Université Chadli Bendjedid*

Merci a mes parents pour leurs sacrifices et leur sens du devoir.

*Merci à toutes les personnes qui nous ont aidés pour la réalisation de ce travail de
prés ou de loin*

*Avant tout je rends grâce à dieu de m'avoir donné la force et le courage
d'achever ce travail, je dédie ce modeste travail à :*

A celui qui a fait des grands efforts pour mon bonheur

A celui qui a rêvé de voir cette journée

A celui qui m'a orienté et m'a pris les secrets de la vie : «mon cher Père Said »»

A celle qui m'a ouvert les portails et m'a donné la tendresse et le courage

A celle qui endeuillée pour me rendre heureuse

A celle qui attend chaleureusement ce jour : «ma chère Mère Halima»»

Que dieu les garde et les protège

A ma très chère sœur "Ouiam",

A mes chers frères "Alla Eddine", et "Nour El Islam" ».

*À toutes mes amies : "khadidja", "Malek ", "Roufaïda", "karima ", "Zineb",
"Ahlem" "Sara", " Hayat ", "Ibtissem", et "Hadjer"*

À toute la promotion 2020 du master 2 informatique.

À tous ceux m'ont aidé de prêt ou de loin

NEMOURI DONIAZED.

Table des matières

Remerciements	2
Dédicace	3
Table des matières.....	4
Tables des figures.....	7
Liste des acronymes	9
Introduction Générale	10
1. Contexte du projet et problématique.....	11
2. Motivations.....	11
3. Objectifs.....	11
4. Contenu du mémoire.....	12
Chapitre 1 : généralités sur la segmentation.....	13
1. Introduction	13
2. Notions.....	13
2.1 Définition d'une image	13
2.2 Image numérique	14
2.3 Types d'images	14
a) Image binaire	14
b) Image en niveaux de gris :	14
c) Image couleur :	14
d) Image à valeurs réelles.....	15
3. Chaîne de traitement d'images	15
4. Segmentation d'image	16
4.1 Définition de la segmentation	16
4.2 Le choix d'une technique de segmentation	17
4.3 Buts de la segmentation	17
5. Approches de segmentation	17
5.1 Approches contour	18

5.1.1 Le processus de détection de contour.....	19
5.1.2 Les méthodes d'approche contour	20
A. Les méthodes dérivatives	20
B. Les méthodes analytiques	21
C. Les méthodes déformables.....	22
5.1.3 Les limites de segmentation par contour	25
5.2 Approches régions	25
5.2.1. Définition de la segmentation par régions.....	25
5.2.2 les Approches de segmentation par régions.....	26
A. L'approche de classification	26
B. Segmentation par croissance de région	26
C. Approche par division-fusion.....	27
1. Segmentation par division de régions	27
2. Segmentation par fusion de régions	28
3. Segmentation par division-fusion.....	28
5.2.3 Limites de segmentation par région	29
5.3 Approches coopératives.....	29
5.3.1 Coopération séquentielle	30
5.3.2 Coopération des résultats	31
5.3.3 Coopération mutuelle	32
6. Conclusion.....	33
Chapitre 2 : Conception de système.....	34
1. Introduction	34
2. Architecture du système	34
3. les méthodes employées par la coopération	35
3.1 Segmentation par contour.....	35
3.1.1 Modèle de Mumford et Shah	35
3.1.2 La Méthode de Chan et Vese	36
a) Fonctionnelle d'énergie.....	36
b) Formulation du modèle avec les levelSets	37

c) Equation d'évolution.....	38
3.1.3 Description du modèle de chan-vese	38
3.1.4 Deroulement de l'algorithme chan-vese	39
3.2 Segmentation par région.....	39
3.2.1 Le principe de croissance des régions	40
3.2.2 Déroulement de l'algorithme de croissance de région	41
4. Description détaillée du système.....	42
4.1 Coopération séquentielle	42
4.2 Coopération des résultats.....	42
4.3 Fusion des résultats.....	43
5. Conclusion.....	44
Chapitre 3 : Implémentation et résultats.....	46
1. Introduction	46
2. Environnement du travail	46
2.1 Environnement matériel.....	46
2.2 Environnement logiciel	46
3. Base de données	47
4. Implémentation	48
4.1 Présentation de quelques interfaces de notre application	48
5. Tests et résultat expérimentaux	50
6. Evaluation.....	58
7. Interprétation et discussion des résultats :	58
8. Conclusion.....	59
Conclusion générale.....	60
Références	61
B. Références Web (Techniques).....	63

Tables des figures

Figure 1.1 : Représentation d'une image numérique.....	15
Figure 1.2 : Chaîne de traitement d'images.....	16
Figure 1.3 : Exemple de segmentation d'une image.....	17
Figure 1.4 : Approches de segmentation d'images.....	19
Figure 1.5 : Modèles de contour.....	20
Figure 1.6 : Processus classique de détection de contours.....	20
Figure 1.7 : Méthodes de segmentation par approche contour.....	21
Figure 1.8 : Principe de contour actif.....	24
Figure 1.9 : Segmentation par contours actifs.....	24
Figure 1.10 : Évolution du contour de la méthode Level Sets.....	25
Figure 1.11 : Visualisation 2D et 3D de levelsete.....	26
Figure 1.12 : Croissance progressive des régions.....	27
Figure 1.13 : Exemple de segmentation par division de régions.....	28
Figure 1.14 : Exemple de segmentation par fusion de région.....	29
Figure 1.15 : Exemple de segmentation par (division/fusion) de régions.....	30
Figure 1.16 : Principe de la coopération séquentielle.....	31
Figure 1.17 : Principe de Coopération des résultats.....	33
Figure 1.18 : Principe de la coopération mutuelle.....	33
Figure 2.1 : Architecture général de système.....	35
Figure 2.2 : Segmentation par chan-vese selon les cas de la position de la courbe.....	38
Figure 2.3 : Organigramme présente le principe de l'algorithme de chan-vese.....	40
Figure 2.4 : Organigramme présente le principe de la croissance de régions.....	42
Figure 2.5 : L'information de contour guide la croissance de région.....	43
Figure 2.6 : Principe de coopération des résultats.....	44
Figure 2.7 : Principe de coopération des résultats.....	45
Figure 3.1 : Interface d'envirement matlab.....	48
Figure 3.2 : Base de données.....	49
Figure 3.3 : Interface d'application.....	50
Figure 3.4 : Interface fonctionnelle de l'application.....	50
Figure 3.5 : Téléchargement d'une image.....	51
Figure 3.6 : Résultats de segmentation par chan-vese.....	52
Figure 3.7 : Résultats d'influence de critères d'homogénéités.....	53

Figure 3.8 : Résultats d'influence de position du germe initial	53
Figure 3.9 : Exemple la segmentation séquentielle	54
Figure 3.10 : Résultats de coopération séquentielle.....	55
Figure 3.11 : Etapes de segmentation de coopération des résultats	56
Figure 3.12 : Résultats par coopération de résultats	57
Figure 3.13 : Etapes de fusion des résultats	58
Figure 3.14 : Quelques résultats de fusion	58

:

Liste des acronymes

2D	Deux dimensions
3D	Trois dimensions
IRM	Magnetic Resonance Imaging
RGB	Red, Green, Blue
RVB	Rouge, Vert, Bleu
CV	Chan vese

Introduction Générale

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui voit son début en 1920. Il a connu un grand développement depuis quelques dizaines d'années (1960 avec le développement des ordinateurs). On désigne par *traitement d'images* l'ensemble des techniques permettant de modifier une image afin d'améliorer ou d'extraire des informations, à l'heure actuelle il n'existe que peu de domaines où le traitement soit totalement absent. Il joue un rôle important dans de nombreux domaines tel que :

Dans l'industrie, il est couramment intégré dans des processus de contrôle de chaînes de production. En robotique, certaines machines sont maintenant dotées de véritable système de vision artificielle qui guide leurs manipulations, leurs mouvements leurs déplacements. Le traitement d'image est également de plus en plus utilisé en médecine comme une aide dans le diagnostic de pathologie. Elle est utilisée en imagerie médicale afin d'analyser et de quantifier les différentes structures anatomiques présentes dans les images. Où l'opération la plus importante dans la chaîne de traitement d'images est **la segmentation**, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. C'est une étape primordiale en traitement d'image, Son objectif consiste à partitionner l'image en sous-ensembles ou régions homogènes de sorte que l'intersection entre ses sous-ensembles soit vide et leur union constitue l'image initiale.

De plus, Il existe diverses méthodes ont été proposées dans la littérature, Cette diversité est en rapport avec le type d'image à traiter, sa complexité en termes de forme, de texture et de l'espace de représentation ainsi que la nature de bruit qu'elle renferme. Où il y'a des méthodes qui déterminent les régions dans l'image et d'autres qui cherchent à déterminer les frontières (contours) de ces derniers. Les approches de segmentation par région agissent en partitionnant l'image en un ensemble de régions, Chaque région va définir un ou plusieurs objets connexes. Cependant, ces approches ont tendance à déformer les frontières naturelles des objets. Alors les meilleurs résultats de segmentation sont obtenus en faisant coopérer des méthodes distinctes. La coopération est une approche plus efficace, car les inconvénients d'une méthode peuvent être surpassés par les avantages d'une autre méthode.

Pour cela, nous avons proposés deux méthode de coopération région-contour la première est une coopération séquentielle (détection de contour suivi d'une méthode de détection de région) et la deuxième est une coopération des résultats, et pour améliorer notre segmentation nous avons adopté sur la technique de la fusion afin d'obtenir un meilleur résultat.

1. Contexte du projet et problématique

Le problème de la segmentation d'image est un cas particulier du problème de partitionnement et d'extraction des données. Elle peut être exprimée sous la forme générale d'un problème d'optimisation.

Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation d'images. Toute technique n'est efficace que pour un type d'images donné, pour un type d'applications donné et dans un contexte informatique donné. En raison de ces contraintes, plusieurs stratégies de Segmentation ont été proposées.

2. Motivations

La segmentation d'image est une étape essentielle dans le processus de traitement d'image ,et l'interprétation des résultats .En imagerie médicale, la segmentation est une étape primordiale qui consiste à extraire, à partir de l'image, un ou plusieurs régions formant la zone d'intérêt. La caractérisation de la qualité d'une approche de segmentation est de plus en plus un défi persistant. Pour un bon diagnostic et une prise décision, nous proposons une nouvelle méthode de segmentation basée sur la fusion du deux approche de coopération (séquentielle et par résultats). Ces deux méthode sont étudiés individuellement et de façon combinatoire pour l'amélioration et l'augmentation de la visualisation des images.

3. Objectifs

Plusieurs travaux sont dirigés vers la segmentation par contours ou par régions et afin d'améliorer les résultats de segmentation, la nouvelle méthode de coopération région-contour a été proposé.

Dans notre travail nous avons développé un système visant à offrir plusieurs fonctionnalités, peuvent être énumérés comme suit :

- Une segmentation par approche contours.
- Une segmentation par approche régions.
- Une segmentation par coopération contours- régions de type séquentielle.
- Une segmentation par coopération des résultats.
- Une fusion des résultats obtenus par les deux types de coopération.

4. Contenu du mémoire

Ce manuscrit est organisé comme suit : une introduction générale, trois chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail, et une conclusion avec des perspectives.

Le premier chapitre intitulé : « *Généralités sur la segmentation* » : présente un état de l'art de la segmentation d'image et ces différentes approches, soit par approche contour ou par région ou par approche coopérative avec les limites de chaque approche.

Le deuxième chapitre intitulé « *Conception de système* » consacré à la présentation de l'architecture de notre système avec une description détaillée de différentes étapes.

Le troisième chapitre intitulé « *Implémentation et résultats* » présente l'implémentation sous MATLAB de différentes méthodes de notre application avec quelques résultats expérimentaux obtenus.

Finalement, nous terminons ce travail par une conclusion générale avec quelques perspectives.

Chapitre 1 : généralités sur la segmentation

1. Introduction

La segmentation d'images est un vaste sujet d'étude. Elle fait partie des grands thèmes de recherches. Dans ce premier chapitre, nous présentons dans un premier temps la notion d'image qui correspond au support sur lequel nous avons travaillé. Puis, dans un deuxième temps, nous allons vers La segmentation d'image qui est une étape importante dans le processus de traitement d'images. Elle constitue le cœur de tout système de vision. Donc on va présenter la segmentation sous ses deux approches les plus connues :

L'approche par frontières (contours) et l'approche par régions. De nombreuses méthodes ont été proposées, il est impossible de les citer toutes. D'autre part, la complémentarité de ces approches a suscité le développement d'une technique de coopération.

2. Notions

Avant de présenter les méthodes et les techniques utilisées pour résoudre le problème de segmentation, il est utile de bien définir l'ensemble et le type de données sur le quel nous allons travailler. Où il n'y a pas une seule définition unanime et fixe pour définir l'image. Pour ce faire voici quelques définitions très populaires liées à l'image :

2.1 Définition d'une image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film ... , etc.

C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après l'affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction (x, y) de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Pour cela, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation. [1]

Selon [2], Une image est définie comme étant la reproduction exacte ou la reproduction analogique d'une scène réelle, elle est aussi désignée comme une scène tridimensionnelle sur un support en deux dimensions. Elle contient en point, l'intensité lumineuse perçue par une caméra ou autre capteur (scanner, appareil photo, satellite... etc.) [2]

2.2 Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur un papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits). [3]

L'image numérique est l'image dans la surface est divisée en éléments de Tailles fixes appelées cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou une couleur prélevée a son l'emplacement correspondant. La numérisation d'une image est l'opération de conversion de celle-ci de son état Analogique en une numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeur numérique $f(x,y)$. [4] Comme la montre la figure (1.1) où x,y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau d'intensité.



140	144	147	140	140	155	179	175
144	152	140	147	140	148	167	179
152	155	136	167	163	162	152	172
168	145	156	160	152	155	136	160
162	148	156	148	140	136	147	162
147	167	140	155	155	140	136	162
136	156	123	167	162	144	140	147
148	155	136	155	152	147	147	136

Figure 1.1 : Représentation d'une image numérique [4]

2.3 Types d'images

on peut distingué les types suivants :

a) Image binaire : sont les images les plus simples. Bichromes (dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1) .Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un pixel blanc. Donc Le niveau de gris est codé sur un seul bit. [3]

b) Image en niveaux de gris : en général, les images en niveaux de gris sont des images de profondeur 8 bits, donc chaque pixel peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle [0 ... 255], où la valeur 0 représente la brillance minimale (le noir) et 255 la brillance maximale (le blanc). Ce type d'image est utilisé pour reproduire des photos en noir et blanc ou du texte. Dans plusieurs applications professionnelles de photographie et d'impression ainsi qu'en médecine et astronomie.

Généralement 8 bits par pixel n'est pas suffisant, pour cela il existe d'autres types d'images en niveaux de gris de profondeur 12, 14 ou 16 bits. [6]

c) Image couleur : L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est-à-dire que le mélange entre différentes couleurs donne une nouvelle couleur. La plupart des images

couleurs sont basées sur trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), et utilisent typiquement 8 *bits* pour chaque composante de couleur, donc chaque pixel nécessite $3 * 8 = 24$ *bits* pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle [0 ... 255].

La conversion d'une image RVB en niveaux de gris possible selon plusieurs méthodes, la plus simple est de faire : $gris = (bleu+vert+rouge)/3$

c'est équivalent d'affecter la couleur gris à chacune des trois composantes RVB. [5]

d) Image à valeurs réelles : Pour certains calculs sur les images, le résultat peut ne pas être entier, il est donc préférable de définir l'image de départ et l'image résultat comme des images à valeurs réelles. D'une manière générale, une image à valeurs réelle est telle que le niveau de gris est un réel compris entre 0.0 et 1.0. On a dans ce cas pour une image à niveaux de gris : $p(i, j) \in [0.0, 1.0]$. Pour une image couleur, la relation devient $pR(i, j) \in [0.0, 1.0]$, $pV(i, j) \in [0.0, 1.0]$, $pB(i, j) \in [0.0, 1.0]$. [6]

3. Chaîne de traitement d'images

Le traitement d'images regroupe l'ensemble des processus visant à Améliorer les caractéristiques d'une image [4]. Le processus de traitement d'image organisé sous (se décompose en) plusieurs étapes, la figure suivante présente la chaîne de traitement d'images. [7]

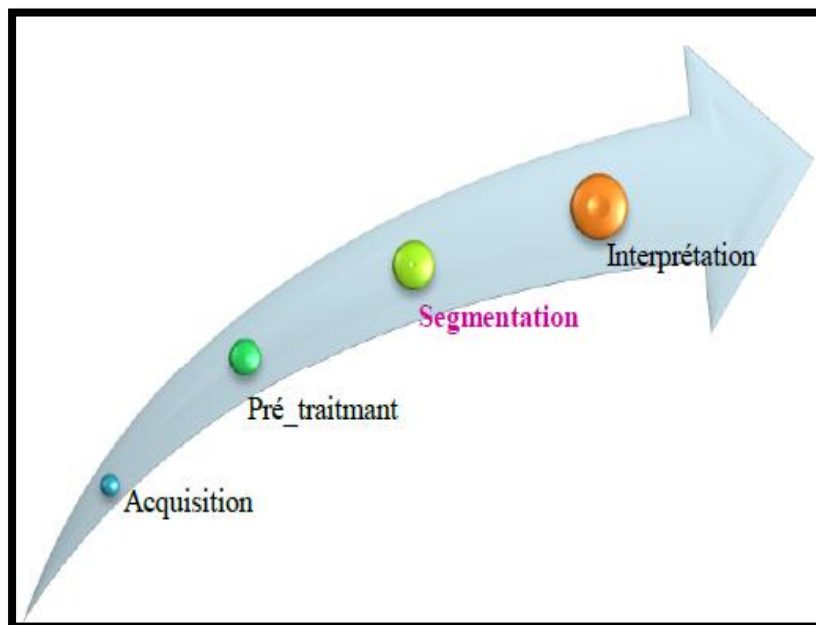


Figure 1.2 : Chaîne de traitement d'images [7]

- **Acquisition d'une scène (image) :** permet de discrétiser l'image réelle afin d'être traitée par l'ordinateur.
- **Prétraitement :** permet d'améliorer la qualité de l'image acquise.

- **Segmentation** : La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image observée en un certain nombre de région.
 - **Interprétation** : consiste à étiqueter les régions détectées dans l'étape de segmentation.
- [5]

Dans notre travaille on s'intéresse à la phase de segmentation. Alors qu'entend-on par la segmentation ?

4. Segmentation d'image

Il n'est pas facile de trouver une seule définition de la segmentation car cette tâche est souvent Confondue avec la classification ou l'étiquetage. Voici quelques définitions de la segmentation

4.1 Définition de la segmentation

"La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une région est définie comme un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines." [8]

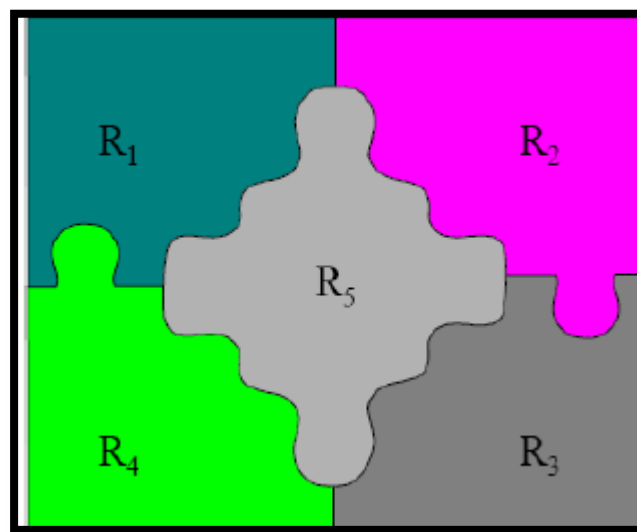


Figure 1.3 : Exemple de segmentation d'une image. [1]

La segmentation est considérée comme une étape de traitement, bas niveau de l'image.

Elle consiste à partitionner l'ensemble des pixels de l'image en différents groupes et chaque groupe est supposé correspondre à un "objet" de l'image .C'est une étape importante pour l'extraction des informations qualitatives de l'image. Elle consiste aussi à découper une certaine image en un certain nombre de régions disjointes ayant une homogénéité selon un critère

prédéfini (niveau de gris, la couleur, la texture ...) et il existe de très nombreuses approches permettant ce découpage [9].

4.2 Le choix d'une technique de segmentation

Le choix d'une technique de segmentation est lié aux suivants :

- La nature de l'image (éclairage, contours, texture, etc).
- Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, Mesures, etc).
- Aux primitives à extraire (droites, régions, textures, etc).
- Aux contraintes d'exploitation (temps réel, espace mémoire, etc).
- les conditions d'acquisition (bruit). [7]

4.3 Buts de la segmentation

La segmentation d'image a pour but de :

- Fournir des régions homogènes (selon un critère donné).
- Extraire les entités d'une image.
- Pour y appliquer un traitement spécifique.
- Délimiter (localiser) de manière précise les contours des régions.
- L'étude et l'interprétation des structures anatomiques.
- Réduction de bruit . [7]

5. Approches de segmentation

Plusieurs méthodes ont été développées pour la segmentation d'images, selon le domaine d'application. Ces méthodes s'intègrent généralement dans trois approches principales : approche par contours (La *discontinuité*), approche par régions (la *similitude*), et approche coopérative. [10]

Alors Nous avons essayé de proposer une classification de ces méthodes selon la figure (1.4) suivant :

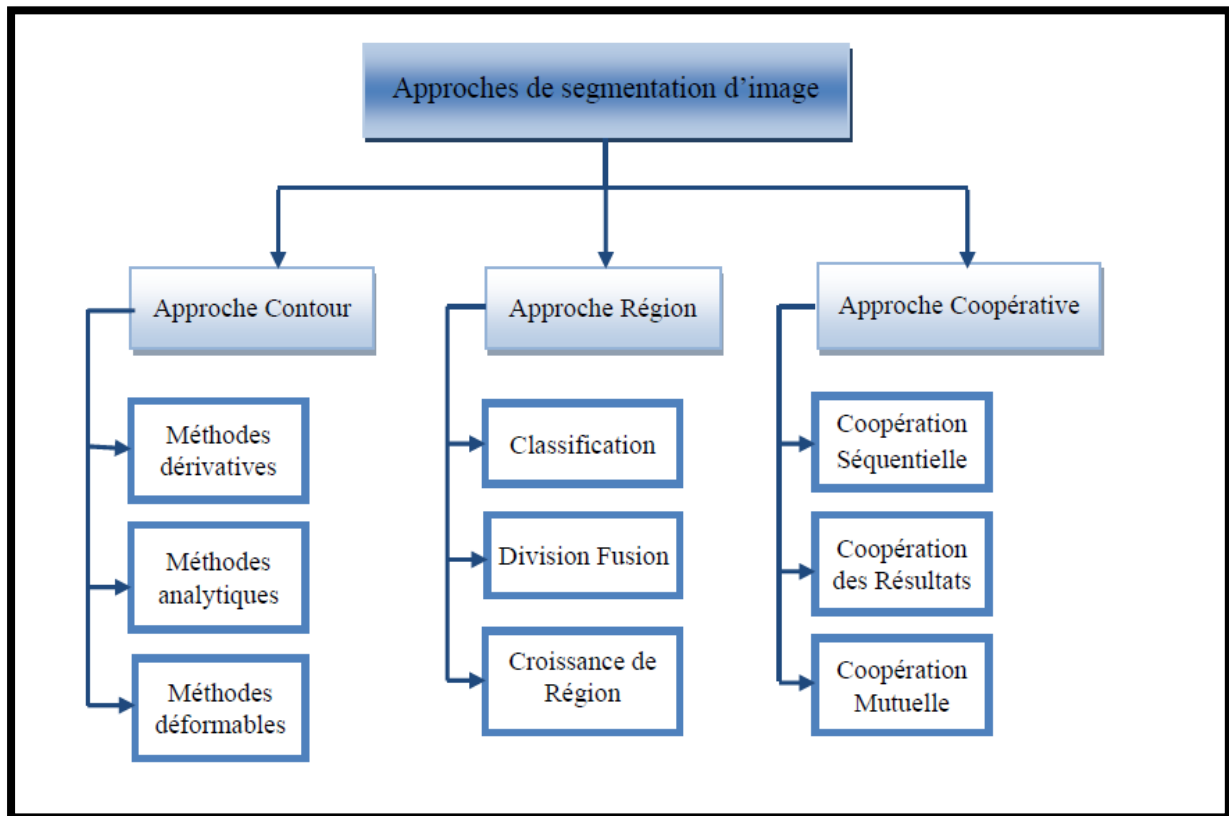


Figure 1.4 : Approches de segmentation d'images .

Dans ce qui suit, on va présenter une description de ces différentes approches :

5.1 Approches contour

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un Changement brutal de l'intensité lumineuse. [1]

Les méthodes basées sur les contours sont parmi les méthodes les plus classiques en segmentation d'images. L'approche contour consiste à identifier les changements entre les régions. En général, un élément du contour est un point de l'image appartenant à la frontière entre deux ou plusieurs objets ayant des niveaux de gris différents (région). En effet, une frontière est définie comme étant un endroit de l'image où la transition en niveaux de gris est assez importante. Ces frontières constituent le contour des objets. [11]

On peut distinguer trois types de contours simples :

- Marche d'escalier : le contour est net .
- Rampe : le contour est plus flou.
- Toit : est une ligne sur un fond uniforme.

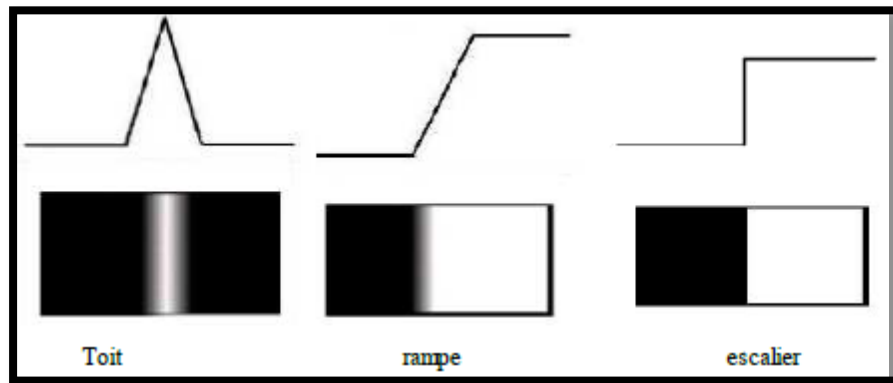


Figure 1.5 : Modèles de contour. [11]

5.1.1 Le processus de détection de contour

Classiquement, le processus de détection de contours suit les étapes suivantes :



Figure 1.6 : Processus classique de détection de contours. [1]

-**La mise en évidence des contours** : permet de marquer les contours. Cela peut se faire par exemple, par une différenciation de l'image.

- **La réduction des contours** : consiste à réduire l'épaisseur du contour à un seul pixel car la définition d'un contour n'est pas uniquement subordonnée au dépassement d'un seuil mais dépend des voisins.

- **La binarisation des contours** : elle permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef. Elle définit quels sont les contours que l'on considère comme importants et quels sont ceux que l'on rejette.

- **La description des contours** : consiste à organiser les points de contours en structures simples (segments de droites, arcs de cercles...) et à séparer les contours fermés détectés. [1]

Nous présentons dans ce qui suit les différentes méthodes utilisées pour la détection des contours. Pour ces dernières, trois familles de méthodes sont distinguées :

5.1.2 Les méthodes d'approche contour

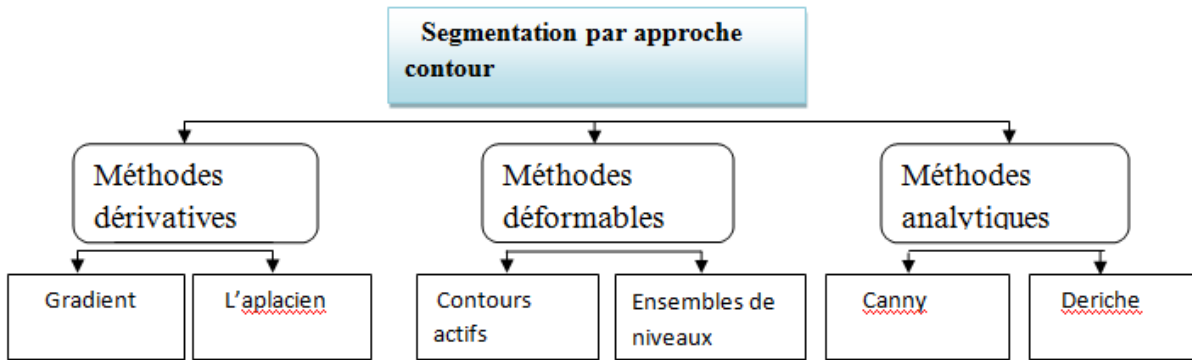


Figure 1.7 : Méthodes de segmentation par approche contour.

A. Les méthodes dérivatives

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées pour détecter les transitions d'intensité. Elles consistent à calculer la dérivée (Première et deuxième dérivé) en chaque point de l'image afin de mettre en évidence les variations en niveau de gris [12].

Ces méthodes sont très faciles à l'implémentation ainsi que leur temps de calcul est court, et leur résultat satisfaisant pour des images non bruitées. Leur inconvénient principal est qu'elles sont très sensibles au bruit. [7] Globalement, elles peuvent être classées en deux grandes catégories : l'approche *Gradient* et l'approche *Laplacien*.

1. L'approche Gradient

Ce détecteur se base sur la première dérivée de l'image **I** en chacun de ces points dans les deux directions horizontale et verticale. Un point de contours aura une amplitude $A(i,j)$ et une direction $Dir(i,j)$ [13]

$$\frac{\delta I(i,j)}{\delta x} = I_x(i,j); \quad \frac{\delta I(i,j)}{\delta y} = I_y(i,j); \quad (1.1)$$

$$A(i,j) = \sqrt{(I_x(i,j) * I_x(i,j)) + (I_y(i,j) * I_y(i,j))}. \quad (1.2)$$

$$Dir(i,j) = \arctg(I_y(i,j)/I_x(i,j)). \quad (1.3)$$

La détermination des points contours est ramenée dans un premier temps à la recherche de filtre linéaire permettant d'estimer le gradient en chaque point.

Il existe nombreux opérateurs qui sont apparus dans la littérature parmi lesquels nous pouvons citer les masques de Sobel, Prewit, Robertetc. . [13]

2. L'approche Laplacien

Le détecteur de contour de type laplacien se base sur la dérivée seconde de l'image. Il est défini par :

$$\Delta^2 = \frac{\delta^2}{\delta x^2} + \frac{\delta^2}{\delta y^2} \quad (1.4)$$

Le Laplacien (contrairement au gradient), permet d'obtenir des contours fermés et d'un pixel d'épaisseur, par contre il a l'inconvénient d'être plus sensible au bruit que le gradient. Il est déterminé en chaque point de l'image par filtrage linéaire. Alors Les points contours sont assimilés au passage par zéro du Laplacien. [9]

L'opérateur *Laplacien* peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\Delta f(x, y) = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + f(x, y + 1) + f(x, y - 1) - 4f(x, y) \quad (1.5)$$

Ces deux approches (Approche Gradient et Laplacien) semblent inefficaces, si l'amplitude du gradient aux points de contours varie fortement selon les parties de l'image. Il n'existe pas de seuil s permettant la sélection des points contour sans sélectionner ceux dus au bruit. Et Etant que Le Laplacien s'agit d'une méthode dérivative alors il augmente le bruit présent dans l'image. [13]

3. Les limites de l'approche dérivatives

Les limites principales des méthodes dérivatives sont les suivants :

- Les contours extraits ne correspondent pas souvent aux contours des objets;
- Les méthodes citées utilisent l'information locale définie autour d'un voisinage et il n'y a pas d'information globale;
- Le processus de fermeture des contours produit parfois des discontinuités et génère donc des lacunes dans l'image;
- Il est souvent difficile d'identifier et de classer les contours parasites. [14]

B. Les méthodes analytiques

1. Approche de Canny

Le détecteur de contour de Canny [1986] est le plus utilisé. Il est basé sur les trois critères suivantes

1. Une bonne détection : l'opérateur donne une réponse au voisinage d'un contour.
2. Une bonne localisation : optimisation de la précision avec laquelle le contour est détecté.
3. Unicité de la réponse : le contour doit provoquer une réponse unique de l'opérateur.

La solution qui vérifie ces trois critères, proposée par Canny est la suivante [15]:

$$f(x) = a_1 e^{ax} \sin(wx) + a_2 e^{-ax} \cos(wx) + a_3 e^{ax} \sin(wx) + a_4 e^{-ax} \cos(wx). \quad (1.6)$$

Les coefficients a_i , w sont déterminés à partir de la taille du filtre. Le paramètre est un Paramètre de grande importance que nous retrouverons dans tous les autres filtres dérivé de l'approche de Canny. C'est un paramètre d'échelle qui indique en-deçà de quelle distance deux contours parallèles seront confondus en un seul. Canny montre que la dérivée d'une Gaussienne est une bonne approximation de son filtre. [16]

2. Approche de Deriche

Au filtre de Canny, nous préférons souvent le détecteur de Deriche [17], qui répond exactement aux mêmes critères de qualité que celui de Canny, mais qui possède une réponse impulsionnelle finie. Donc Il a pu être synthétisé de façon récursive particulièrement efficace. Le filtre de Deriche peut être exprimé en générale sous la forme :

$$f(x) = -c e^{-ax} \sin(wx). \quad (1.7)$$

a , w , et c sont des réels positifs. [18]

C. Les méthodes déformables

Les algorithmes de segmentation qui utilisent les modèles déformables ont l'avantage, de fournir des contours ou surfaces fermés, parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux. [1]

Les modèles déformables qui ont été introduits par Kass [19] sont aussi connus sous les noms de « snakes » ou « contours actifs ».

Le but principal des contours actifs est de détecter des objets dans une image en utilisant les techniques d'évolution de courbes. L'idée principale est de partir d'une courbe initiale, qui est généralement un carré ou un cercle, et de la déformer jusqu'à obtenir le contour de l'objet.

En effet, celui-ci présente quelques inconvénients tels que la sensibilité à l'initialisation, au bruit, et le réglage difficile de ses différents paramètres. [19]

1. Les contours actifs

Un contour actif (souvent nommé *Snake*) est une structure dynamique constituée d'une série de points, que l'on va déplacer pour leur faire épouser une forme d'un objet d'intérêt, sous l'action de plusieurs forces [10] (voir la figure 1.8). Il s'agit d'une technique d'extraction de données introduite par Kass et Witkin en 1987 [19]. Elle est utilisée en segmentation d'images par approche contour. [20]

- Une énergie interne $E_{interne}$ permettant de régulariser le contour
- Une énergie potentielle E_{image} liée à l'image dont l'objectif est de plaquer la courbe sur le contour à détecter.
- Une énergie externe $E_{externe}$ introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème posé.

Ces forces permettent au contour actif d'évoluer pour rechercher la position d'énergie minimale qui sera ainsi un compromis entre les diverses contraintes du problème.

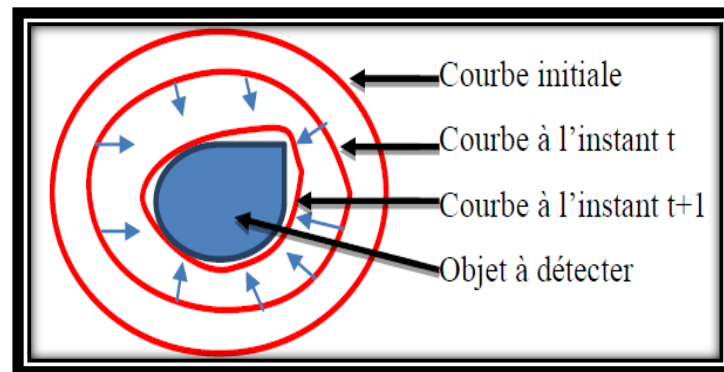


Figure 1.8 :Principe de contour actif .[21]

Le contour est représenté par une courbe (ouverte ou fermée) $C = v(s, t)$, paramétrée par l'abscisse curviligne s tel que $S \in [0,1]$ et t représente le temps. Le processus de déformation est lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, notée E .

Où l'énergie totale du contour C s'exprime sous la forme :

$$E(c) = \int_0^1 \left((E_{interne} (v(s)) + E_{image} (v(s)) + E_{externe} (v(s))) \right) ds \quad (1.8)$$

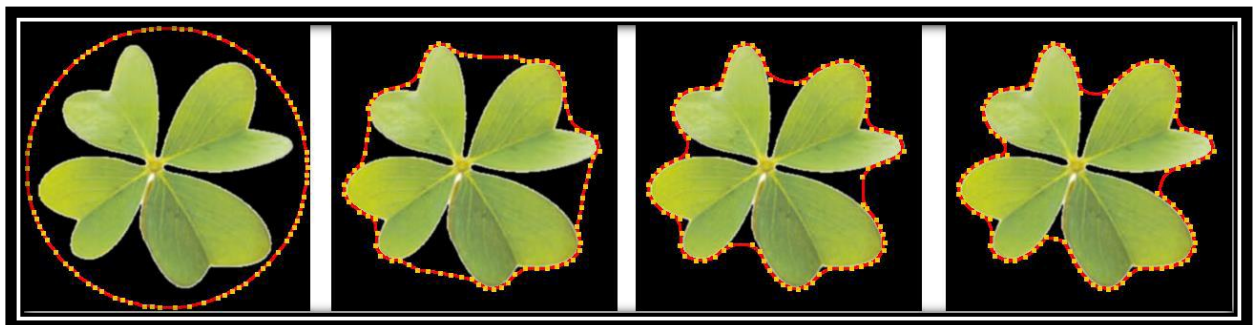


Figure 1.9 : Segmentation par contours actifs. [21]

2. Les ensembles de niveaux

Les ensembles de Niveaux (Level Sets), c'est une méthode introduite par « *Stanley Osher et James A., Sethian 1988* », représente une variante des contours actifs. Ils permettent de pallier au problème de changements de topologie. Par exemple, un contour simple peut évoluer en deux contours séparés, comme deux contours séparés peuvent fusionner (voir la figure 1.10). De plus, son extension aux dimensions supérieures est aisée (exemple : passage au 3D (voir la figure 1.11)) [10]

La fonction level-set $\Phi(x, y, t)$ permet l'évolution du contour au cours du temps. Elle est habituellement égale à la distance euclidienne signée entre le point (x, y) et la courbe (contour) $C(t)$. Cette fonction a les propriétés suivantes : [23]

- $\Phi(x, y, t) > 0$ si (x, y) est à l'extérieur de la courbe.
- $\Phi(x, y, t) < 0$ si (x, y) est à l'intérieur de la courbe.
- $\Phi(x, y, t) = 0$ si (x, y) est sur la courbe.

Telle que la courbe est définie comme: $C(t) = \{(x, y) / \Phi(x, y, t) = 0\}$. (1.9)

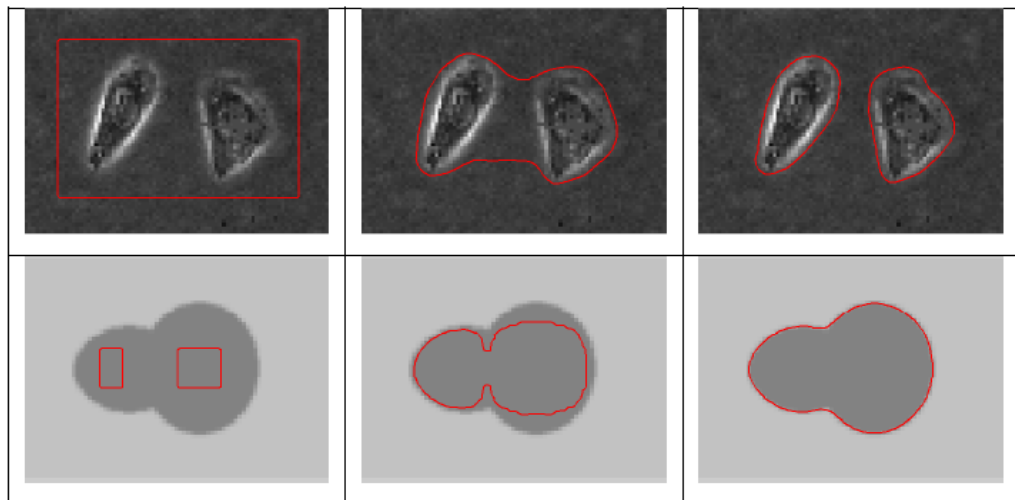


Figure 1.10 : Évolution du contour de la méthode Level Sets au cours du temps (éclatement et fusionnement). [23]

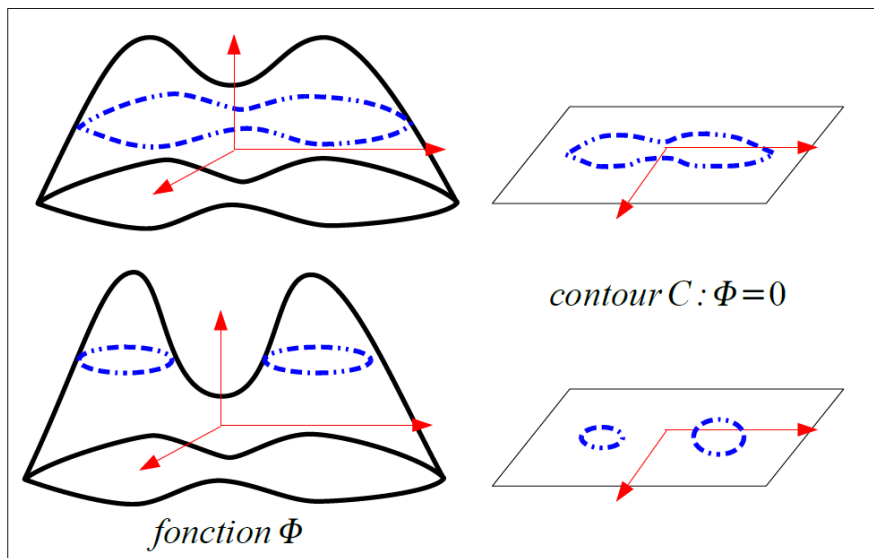


Figure 1.11: Visualisation 2D et 3D de la fonction $\Phi(x, y, t)$ et du contour C [23].

✚ **Les avantages suivants peuvent être tirés de la méthode Level sets :**

- Prise en compte automatique des changements de topologies.
- les grandeurs géométriques intrinsèques (courbure...) de cette méthode sont faciles à calculer.
- Extension à la 3D simple.

✚ **On peut relever quelques inconvénients de cette méthode tel que:**

- Difficulté de fixer la fonction initiale $\Phi(x, y, t=0)$.
- le temps de calcul est énorme.
- la détection de plus de deux régions est un peu difficile. [23]

5.1.3 Les limites de segmentation par contour

La segmentation par contour a quelques inconvénients et limites comme :

la difficulté d'identification et de classement des contours parasites. De plus, cette segmentation n'empêche pas l'existence de faux contours qui peuvent se générer dans des endroits où il y'a de faibles variations d'intensité. Cependant, Les difficultés de la détection des contours proviennent essentiellement du bruit important présent dans les images (bruit du capteur, bruit d'échantillonnage, irrégularité des surfaces des objets...). [10]

5.2 Approches régions

5.2.1. Définition de la segmentation par régions

Cette approche consiste à découper l'image en régions homogènes. Contrairement à l'approche contour, les méthodes de cette approche (région) s'intéressent au contenu de la région. Où une région est définie comme un ensemble des pixels connexes possédant les mêmes propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné.[25]

Il existe plusieurs méthodes telles que la segmentation par classification, par croissance de région, par division de région, et par fusion de région que nous présentons ci-dessous.

5.2.2 les Approches de segmentation par régions

A. L'approche de classification

Cette méthode sert à regrouper et à classer les pixels d'une image en classes en fonction de leurs propriétés. A chaque point de l'image est associé un vecteur d'attributs. La classification est alors effectuée sur ces vecteurs d'attributs de façon à aboutir à un nombre restreint de régions homogènes au sein de l'image.

Donc elle est définie comme une procédure dans laquelle les pixels similaires d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe. Il existe deux grandes tendances:

- **Une classification non supervisée** : Cette tendance vise à séparer automatiquement l'image en clusters sans aucune connaissance a priori sur les classes. elle se base sur une mesure de distance entre les vecteurs d'attributs. Parmi les algorithmes de cette catégorie les plus fréquemment cités dans la littérature : K-means, Isodata, et Fuzzy c-means... [13]
 - **Une classification supervisée** : Elle s'opère à partir de la connaissance de chacune des classes définies par une approche probabiliste. Elle se base sur l'apprentissage de propriétés discriminantes sur un échantillon de données déjà classées. Parmi les algorithmes de cette catégorie on peut citer : Minimum-Distance-to-Means, Likelihood et Parallelopiped.
- ✚ **L'inconvénient major des méthodes de classification** : est qu'elles sont très sensibles au bruit. [13]

B. Segmentation par croissance de région

La segmentation par croissance de régions est une méthode ascendante. Elle se base principalement sur la notion de germe. Où un germe (*seed*) est un pixel ou un ensemble de pixels (région), défini manuellement (par l'utilisateur) ou d'une manière automatique.

À partir de ce germe, des régions sont construites par agrégation de pixels adjacents et homogènes (en niveau de gris, similarité colorimétrique...etc.) [26]. Ce processus s'arrête lorsque tous les pixels ont été traités (affectés à une région)



Figure 1.12 : Croissance progressive des régions. [3]

✚ Cette technique a comme avantages les suivantes :

- La simplicité et la rapidité de la méthode.
- La segmentation d'objet à région de l'image.

✚ Mais, elle présente quelques inconvénients comme :

- L'influence du choix des germes initiaux et du critère d'homogénéité sur le résultat de la segmentation.
- Une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.
- la possibilité d'avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés. []

C. Approche par division-fusion

1. Segmentation par division de régions

La division de régions (*Regionsplitting*) est une méthode de segmentation descendante. Elle consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon un critère donné (voir la figure 1.13). Le principe de cette technique est de considérer l'image elle-même comme région initiale, qui par la suite est divisée en régions. Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région (issue de la division) jusqu'à l'obtention de classes homogènes.[27]

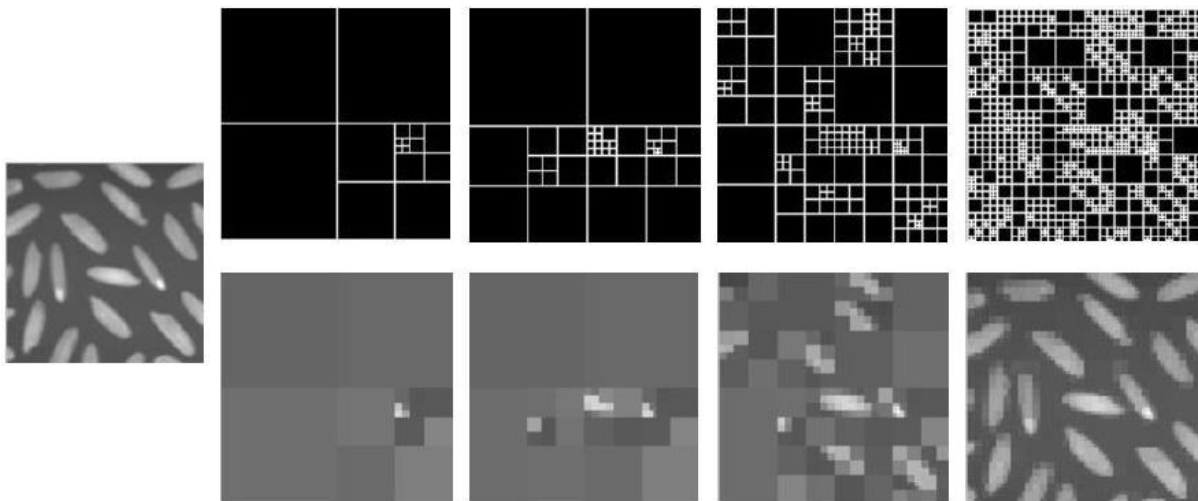


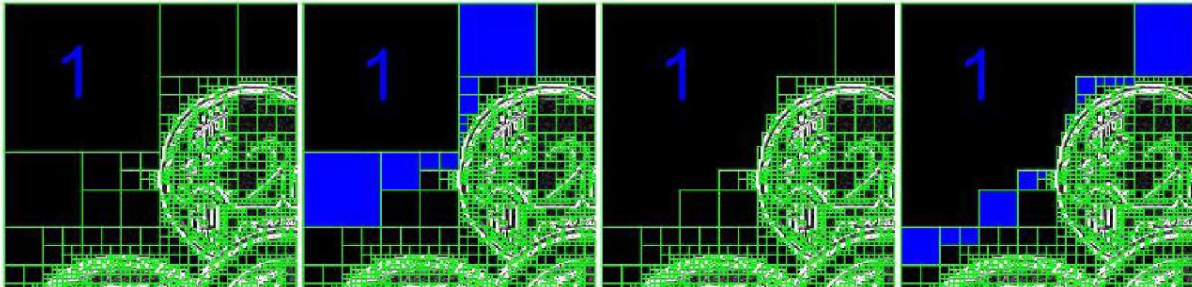
Figure 1.13: Exemple de segmentation par division de régions. [1]

Le principal inconvénient de cette technique est la *sur-segmentation*, qui peut être résolue en utilisant la méthode de division-fusion (*Split and Merge*) que nous présentons dans ce qui suit.

2. Segmentation par fusion de régions

Les techniques de fusion (*Region Merging*) sont des méthodes ascendantes . Où chaque pixel de l'image constitue une région élémentaire. La méthode consiste à fusionner progressivement les régions connexes qui vérifient un prédicat P donné [27].

Le processus est réitéré jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt (généralement, le parcours de toute l'image) [19] (voir la figure 1.14).



Agrégation itérative des blocs similaires au bloc 1.

Figure 1.14 : Exemple de segmentation par fusion de régions. [19]

Cette méthode peut introduire l'effet de *sous-segmentation* dû principalement au mauvais choix de conditions de fusion.

3. Segmentation par division-fusion

C'est une méthode hybride qui consiste, en une combinaison des deux dernières méthodes (division –fusion) afin de pallier à leurs inconvénients. Une étape de division est effectuée en premier lieu. Puis son résultat (division) est injecté au deuxième processus (fusion de régions similaires) qui permet de corriger l'effet possible de *sur-segmentation* introduite par le 1er processus . [10]

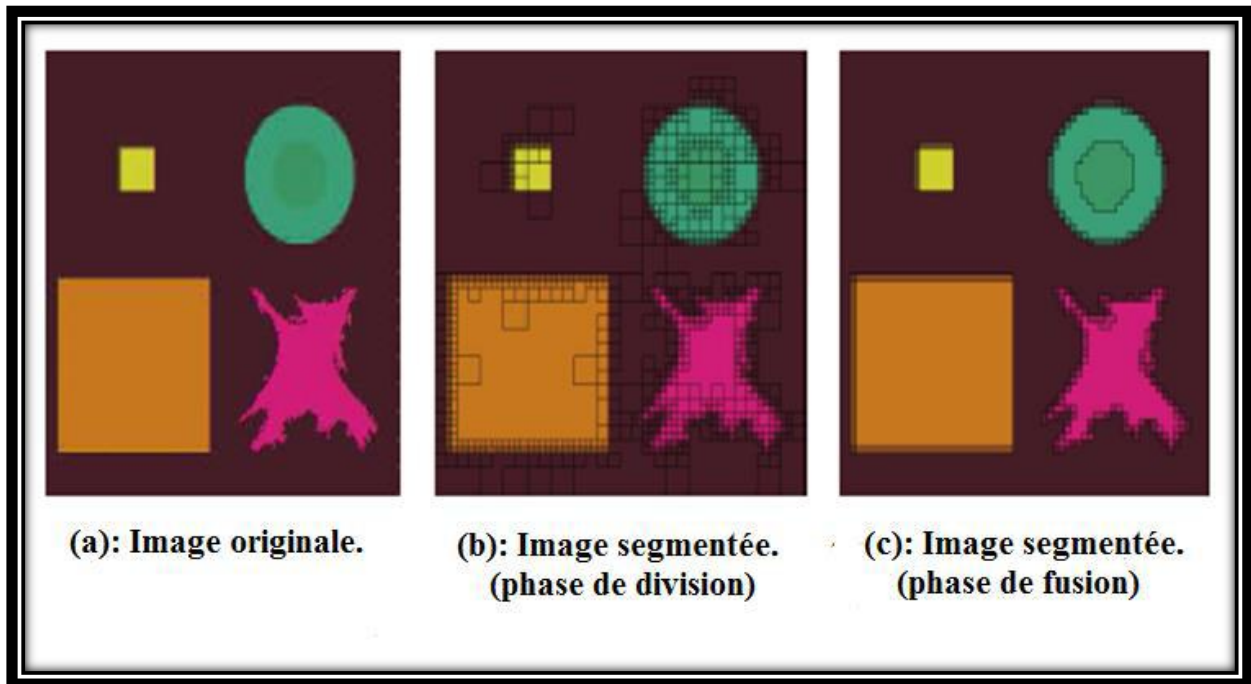


Figure 1.15 : Exemple de segmentation par (division/fusion) de régions. [10]

5.2.3 Limites de segmentation par région

La segmentation par région présente quelques inconvénients que nous présentons ci-dessous :

- Les régions obtenues ne correspondent pas toujours aux objets représentés dans l'image.
- Les limites des régions obtenues sont généralement inexactes et ne correspondent pas exactement avec les limites des objets de l'image.
- La difficulté d'identifier des critères pour l'agrégation de pixels ou pour la fusion et la division des régions.

5.3 Approches coopératives

Comme nous l'avons vu précédemment, les approches région et contour présentent toutes les deux des avantages et des inconvénients. Les chercheurs ont essayé de tirer avantages des points forts des deux approches et de la dualité des notions contour et région, et ont donné naissance à ce qu'on appelle la segmentation coopérative.

Ainsi, le but de l'instauration de la coopération régions-contours est d'optimiser les résultats de segmentation en exploitant la complémentarité existante entre ces deux approches individuelles de segmentation d'images. Elle permet de combiner les avantages de chacune des approches individuelles prise séparément : la *fermeture des frontières* et la *densité de l'information extraite* de la segmentation par région, la *précision* et la *rapidité* de la segmentation par contour [10].

La segmentation par coopération régions-contours exploite les avantages de ces deux types de segmentation afin d'aboutir à un résultat de segmentation plus précis que celui obtenu à l'aide

d'une seule technique. Elle contribue à une meilleure prise en compte des caractéristiques des entités de l'image et, par conséquent, à une meilleure segmentation. Elle peut ainsi pallier les faiblesses de chacune des deux approches : la faible précision du contour (approche région) et l'obtention de régions non fermées (approche contour).

Généralement, les algorithmes combinant les techniques de segmentation basées sur les régions et celles basées sur les contours prennent avantage de la nature complémentaire de l'information sur la région et sur le contour. L'intégration de ces deux types des segmentations peut être réalisée à différents niveaux, et qui peut être catalogué en trois classes : *coopération séquentielle*, *coopération des résultats* et *coopération mutuelle*.

5.3.1 Coopération séquentielle

Le principe de la coopération séquentielle est : l'une des techniques, par région ou par contour, est exécuté en premier lieu. Puis son résultat est exploité par la deuxième approche. L'utilisation de l'information venant de la segmentation par contour dans une segmentation par région est l'une des formes de coopération les plus courantes (Figure1.16). Mais, l'information sur les régions peut aussi être utilisée dans une segmentation par contour. Nous allons présenter certaines formes de coopération séquentielle [24]

La figure suivante présente le principe de la coopération séquentielle :

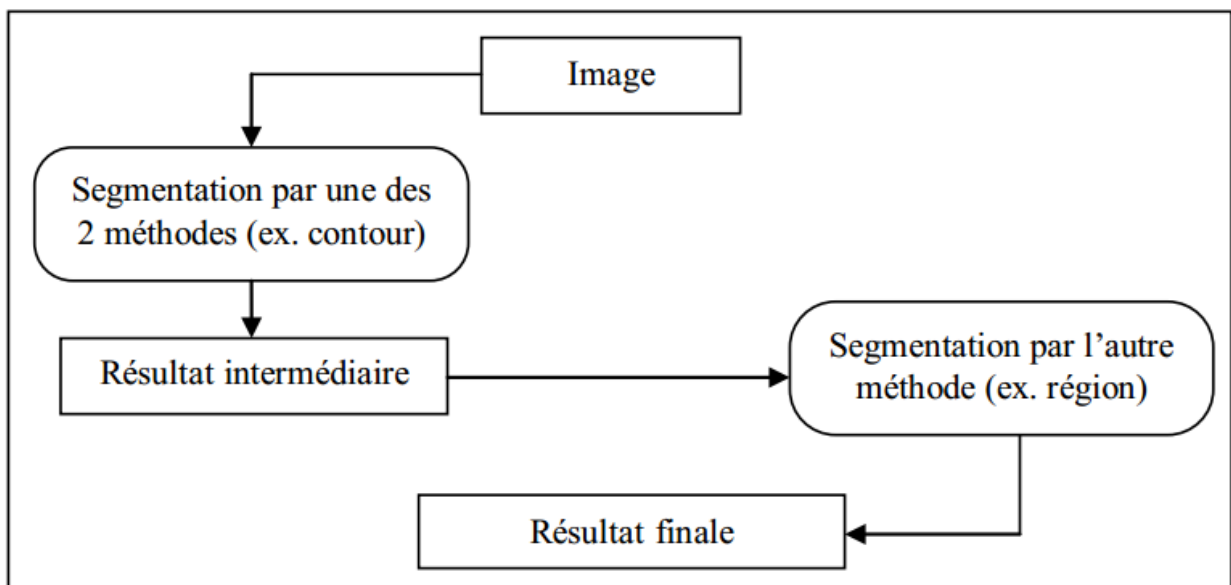


Figure1.16 : Principe de la coopération séquentielle.

La coopération séquentielle peut avoir différentes formes Selon son but :

1. Contrôle de critère de décision

Les contours représentent une contrainte supplémentaire pour la croissance de régions. Pour cela, la méthode de croissance de régions va être guidée par des informations de type contours, préalablement extraites [10]

a) Méthodes basés sur la méthode division-fusion

Le critère d'homogénéité est généralement basé sur l'analyse chromatique de la région. On définit une région qu'elle est homogène lorsque l'intensité de ses pixels a un écart type suffisamment petit. Cependant, l'intégration d'information de contour permet à un nouveau critère d'être défini: une région est considérée homogène quand elle est totalement exempte de coupures. Ce concept peut être substitué ou ajouté au critère d'homogénéité généralement utilisé.

Bonnin et al (1989) ont proposé un algorithme split-merge guidé par un détecteur de contour,

Le critère d'homogénéité est complet quand les contraintes. [7]

b) Méthodes basés sur la méthode de croissance de région

Ces méthodes sont basées sur le critère d'homogénéité du pixel courant avec la région. Malgré ça, il n'est pas facile de décider quand la différence est assez petite (ou grande) pour prendre une décision. Par conséquent, la carte de contour fournit un critère supplémentaire pour la prise de décision. [7]

2. Placement des germes

L'information de contour est employée comme un guide pour déterminer l'emplacement du germe initial du processus de croissance de région. Le placement des points initiaux de germe influe sur le résultat de croissance de régions. En général, ce choix est fait de manière aléatoire. Afin d'améliorer la segmentation, l'information de contour peut être utilisée pour décider la position du germe initial. Il faut éviter de positionner le germe sur les frontières entre les régions parce que ce sont des zones instables. Les germes doivent être placés dans des endroits éloignés des contours. De plus, les germes placés doivent être également éloignés les uns des autres [3]

5.3.2 Coopération des résultats

Contrairement à la coopération séquentielle, dans la coopération des résultats, les deux techniques de segmentations sont exécutées d'une façon parallèle et indépendante. La coopération se fait au niveau de leurs résultats respectifs (figure 1-17). Cela, dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule technique. [10]

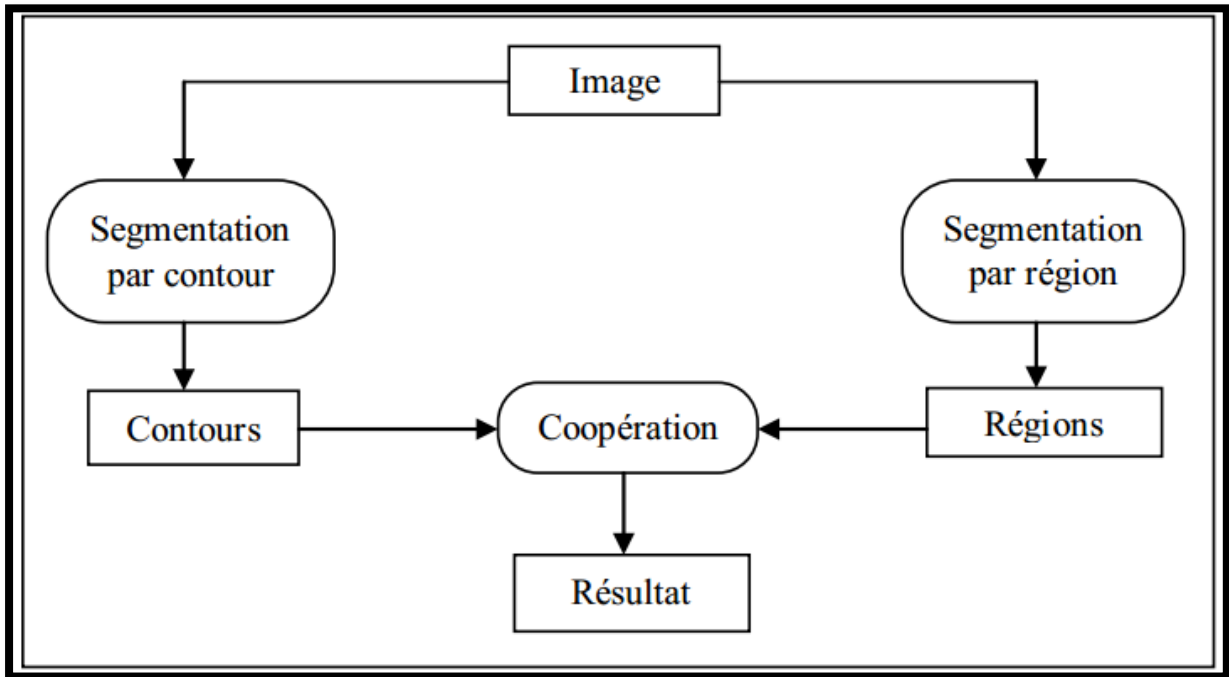


Figure 1.17 : Principe de Coopération des résultats.

5.3.3 Coopération mutuelle

Dans ce type de coopération, les deux types de segmentation coopéreront mutuellement au cours de leur processus d'exécution. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables. Le principe de la coopération mutuelle consiste à ce que les différentes techniques de segmentation employées s'exécutent parallèlement, tout en s'échangeant mutuellement des informations (figure 1-18). Ainsi, La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables. [10]

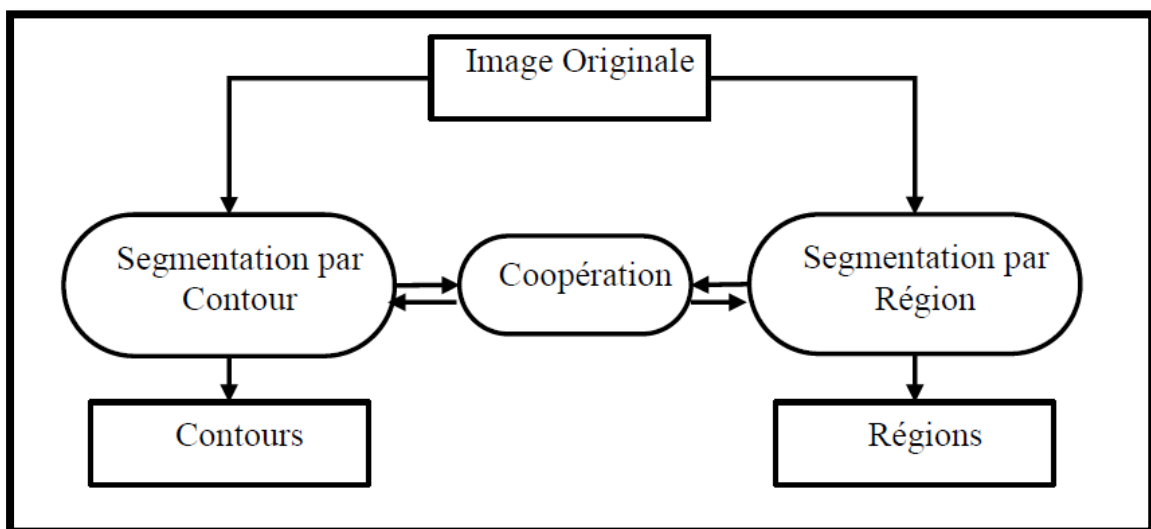


Figure 1.18 : Principe de la coopération mutuelle .

6. Conclusion

La segmentation d'image est un domaine très complexe, ou il existe plusieurs approches de la segmentation mais il est difficile de décider qu'elle est la meilleure par rapport aux autres. Pour cela, il est très difficile de définir de manière absolue, une bonne segmentation.

Dans ce chapitre, nous avons présenté la notion d'image, puis nous avons présenté la segmentation d'image en se concentrant sur les méthodes et les approches de segmentation d'image les plus connues, C'est une présentation générale à savoir celles de l'approche contour, de l'approche région et de l'approche coopérative.

Dans les chapitres suivants, nous présenterons tout d'abord l'architecture proposé du notre système en générale, ainsi que les méthodes employées.

Chapitre 2 : Conception de système

1. Introduction

Après avoir les différentes méthodes de segmentation, La coopération régions –contours donne un meilleur résultat car elle prend en compte les caractéristiques des entités de l'image. En effet, les méthodes coopératives prennent l'avantage de la nature complémentaire de l'information sur la région et sur le contour et elles combinent les techniques de segmentation basées sur les régions et celles de contours.

Nous apprendrons à connaître plus sur cette dernière à travers l'étude que nous entreprendrons dans cette partie, où nous étudions d'abord l'architecture de notre système, puis les méthodes proposés et employées. Notre système est composé de trois étapes principal : une coopération séquentielle puis une coopération des résultats et en fin une fusion des résultats obtenues.

2. Architecture du système

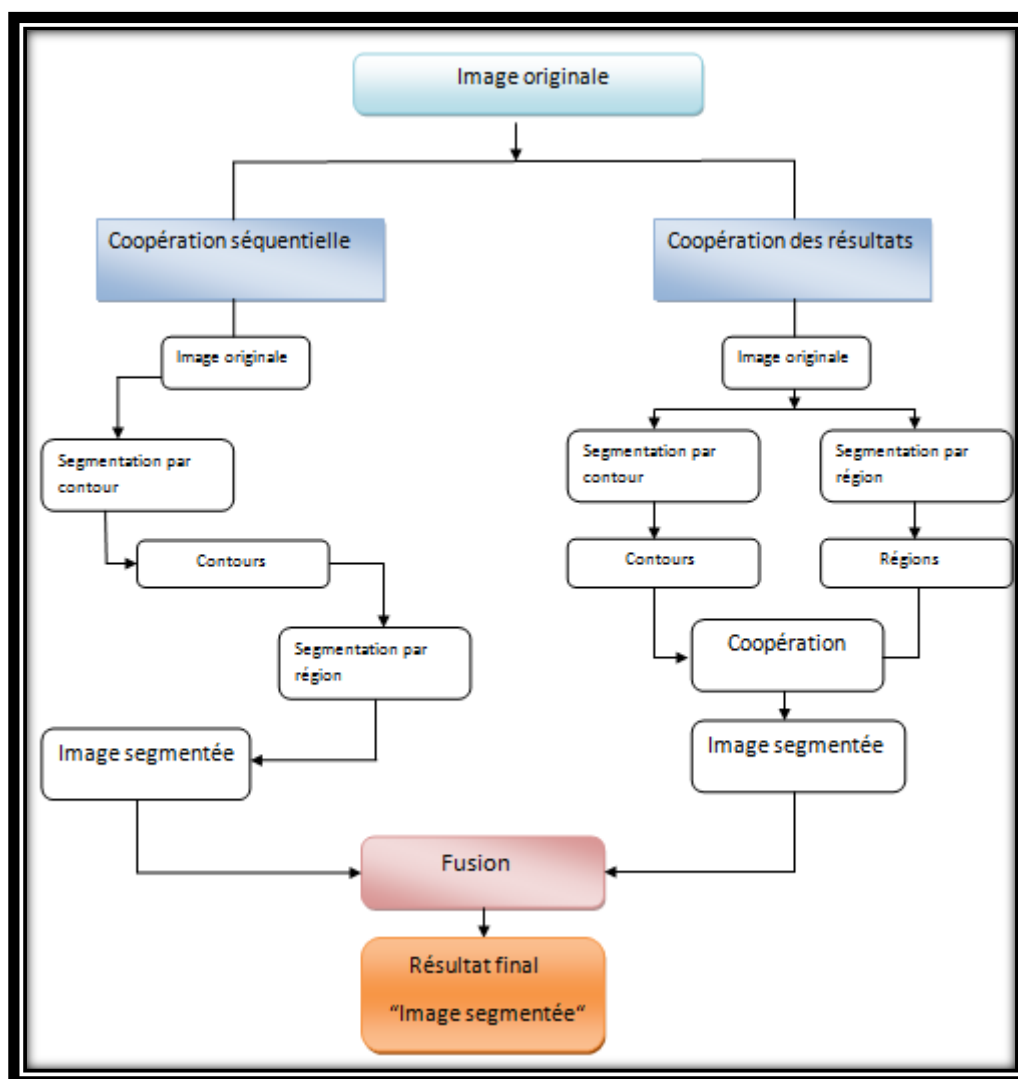


Figure 2.1 : Architecture générale de système.

Comme nous avons mentionné ci-dessus , Le système développé est composé de trois principaux modules représentant les trois phases de notre application , qui sont les suivantes : La première phase concerne la coopération séquentielle, où l'image est d'abord segmenter en contours on utilisons la méthode du chan-veese (contour actif), les résultat obtenues sont des contours, ces derniers représentent des entrés à la deuxième approche de segmentation qui est la segmentation par région ,(qui est basée sur la méthode de croissance des régions).

la deuxième phase concerne la coopération des résultats, où la coopération se fait au niveau des résultats obtenus par chaque approche (contour et région) indépendamment, on obtient une image segmentée basée sur les résultats des deux approches précédentes. Finalement, notre application recourt à fusionner (combiner) les résultats obtenus aux deux étapes précédentes afin d'obtenir une image segmentée de manière satisfaisante.

3. les méthodes employées par la coopération

Maintenant, nous allons décrire les méthodes qui nous avons utilisées pour faire la coopération en détaille.

3.1 Segmentation par contour

Pour réaliser la segmentation coopérative, il faut segmenté l'image originale en contours, et pour cela, nous implémentons un algorithme de contour actif plus précisément le modèle de Chan-Vese, et comme nous connaissons le but principal des contours actifs est de détecter des objets dans une image en utilisant les techniques d'évolution courbes , ce modèle base aussi sur la fonction Mumford-Shah et des LevelSets . Il peut détecter des objets qui n'ont pas de bordure et qui ne sont pas forcément définis par le gradient. [28]

3.1.1 Modèle de Mumford et Shah

Le principe de cette méthode est de diviser une image en régions homogènes dont les frontières sont régulières. Mumford et Shah proposent d'approcher une image $I(x,y)$ par une fonction régulière par morceaux $f(x,y)$ en minimisant la fonctionnelle d'énergie suivante :

$$F^{MS}(I, C) = \alpha \int_{\Omega} (f(x, y) - I(x, y))^2 dx dy + \beta \int_{\Omega/c} \nabla I^2 dx dy + \nu \int_c ds. \quad (2.1)$$

Avec α et β poids respectifs des deux premiers termes et le support de l'image excepté L'ensemble des frontières des régions R_i noté C , en effet $\Omega = \bigcup_i R_i \cup C$.

Le minimum de cette fonctionnelle correspond à l'ensemble C des frontières des différentes régions R_i de support Ω_i . Dans l'équation (2.1) dans les econdmembre ,le premier terme est une intégrale de domaine qui caractérise la fidélité par rapport à l'image d'origine $I(x,y)$. En effet, l'image $f(x,y)$ étant une approximation de (x,y) , c'est donc une version régularisée de

l'image originale. Le deuxième terme exprime la régularité des régions homogènes de l'image et le dernier terme, la régularité des contours. [29]

3.1.2 La Méthode de Chan et Vese

La méthode de Chan et Vese (1981) ou contours actifs sans bords (active contours without edges) est la restriction de la fonctionnelle de Mumford et Shah à deux régions : région interne (Ω_{in}) et région externe (Ω_{out}). [29]

Le modèle Chan-Vese pour les contours actifs est une méthode puissante et flexible qui est capable de segmenter de nombreux types d'images, y compris certaines qui seraient assez difficile à segmenter au moyen de la segmentation «classique» - c'est-à-dire en utilisant des méthodes de seuillage ou de gradient. Ce modèle est largement utilisé dans le domaine de l'imagerie médicale, en particulier pour la segmentation du cerveau, du cœur et de la trachée. Le modèle est basé sur un problème de minimisation d'énergie, qui peut être reformulé dans la formulation de l'ensemble de niveaux, conduisant à un moyen plus simple de résoudre le problème. [30].

a) Fonctionnelle d'énergie

Les régions ont des intensités constantes égales à la moyenne des intensités dans l'image originale à savoir, C_1 et C_2 respectivement pour les régions Ω_{in} et Ω_{out} d'où :

$$f(x, y) = f_1(x, y) = c_1 \quad \text{dans la région } \Omega_{in}. \quad (2.3)$$

$$f(x, y) = f_2(x, y) = c_2 \quad \text{dans la région } \Omega_{out}. \quad (2.4)$$

$f_1(x, y)$ et $f_2(x, y)$ restriction de respectivement à la région Ω_{in} et la région Ω_{out} .

Finalement la fonctionnelle d'énergie de Chan et Vese est présentée comme suit:

$$E(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_{in}} (c_1 - I(x, y))^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_{out}} (c_2 - I(x, y))^2 dx dy + \mu \text{longueur}(C) + \nu \text{Aire}(\text{interieur de } C). \quad (2.5)$$

Avec, $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ et ν des paramètres positifs.

On cherche le contour C et les valeurs de c_1 et c_2 qui minimisent l'énergie $F(C, c_1, c_2)$. On note, le terme d'attache aux données :

$$F_1(c) + F_2(c) = \int_{\Omega_{in}} (c_1 - I(x, y))^2 dx dy + \int_{\Omega_{out}} (c_2 - I(x, y))^2 dx dy. \quad (2.6)$$

L'objet est détecté si :

$$\inf_c \{F_1(c) + F_2(c)\} \approx 0 \approx F_1(c) \approx F_2(c). \quad (2.7)$$

On peut distinguer plusieurs positions possibles de la courbe par rapport à l'objet à détecter

- Si la courbe est à l'extérieur de l'objet, alors on a : $F_1(c) > 0$ et $F_2(c) \approx 0$ (2.8)
- Si la courbe est à l'intérieur de l'objet, alors on a : $F_1(c) \approx 0$ et $F_2(c) > 0$ (2.9)
- Si la courbe se chevauche l'intérieur et l'extérieur de l'objet, alors on a :
 $F_1(c) > 0$ et $F_2(c) > 0$. (2.10)
- Si la courbe est sur la frontière de l'objet, alors on a : $F_1(c) \approx 0$ et $F_2(c) \approx 0$. (2.11)

Pour cela, voici une illustration qui permet de mieux comprendre

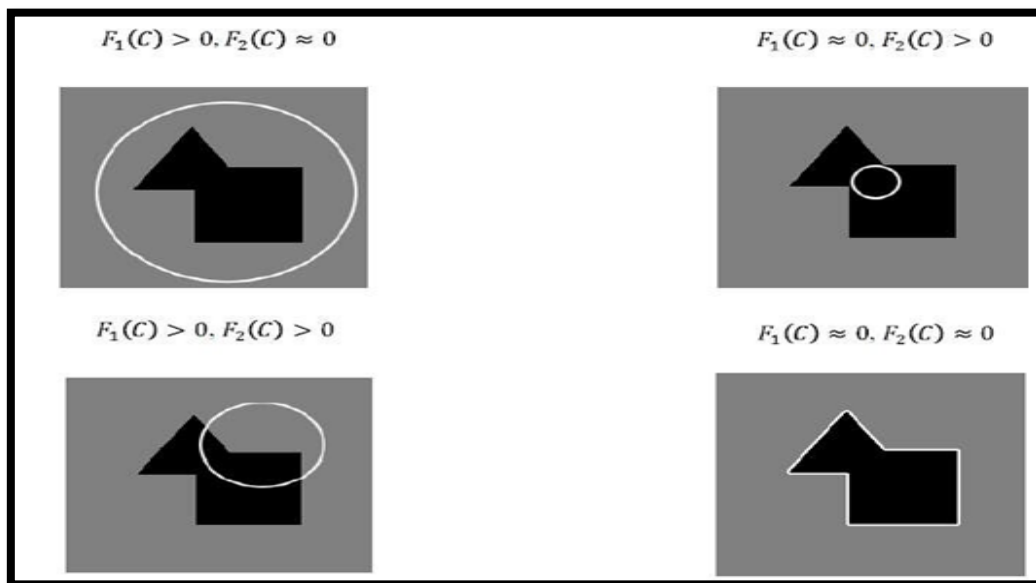


Figure 2.2 : Segmentation par la méthode de Chan et Vese ; selon les cas possibles de la position de la courbe [29]

Dans ce modèle, Chan et Vese ont introduit deux termes de régularisation pour minimiser la longueur de la courbe et la surface interne de la courbe C , ce qui introduit la fonctionnelle d'énergie E (équation). Alors notre but est de minimiser l'énergie E . Ce problème de minimisation peut être formulé et résolu en utilisant la méthode des LevelSets.

b) Formulation du modèle avec les levelSets

Pour gérer les changements de topologie automatiquement on introduit la technique des ensembles de niveaux ou level sets. On définit une fonction level set $\Phi(x, y)$ telle que C soit son niveau zéro:

$$C = \partial\Omega_{in} = \partial\Omega_{out} = \{(x, y) \in \Omega / \Phi(x, y) = 0\}. \quad (2.12)$$

$$\Omega_{in} = \{(x, y) \in \Omega / \Phi(x, y) > 0\}. \quad (2.13)$$

$$\Omega_{out} = \{(x, y) \in \Omega / \Phi(x, y) < 0\}. \quad (2.14)$$

On réécrit l'équation de l'énergie en introduisant la fonction échelon de Heaviside $H(\Phi)$ et la

fonction impulsion de Dirac $\delta(\Phi)$.

$$H(x) = \begin{cases} 1; & \text{if } x \geq 0 \\ 0; & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

$$\delta(x) = \frac{\delta}{\delta_x} H(x) \quad (2.16)$$

$$\text{Longueur}(C) = \int_c ds = \int_{\Omega} |\nabla H(\Phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla \Phi(x, y)| dx dy. \quad (2.17)$$

$$\text{Aire}(C) = \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (2.18)$$

$H(\Phi(x, y))$ fonction Heaviside de $\Phi(x, y)$ et $\delta(\Phi(x, y))$ la fonction Dirac de $\Phi(x, y)$. En gardant Φ fixe, et en minimisant l'énergie F selon c_1 et c_2 , on peut exprimer les constantes c_1 et c_2 en fonction de Φ à partir de l'équation de l'énergie $F(C, c_1, c_2)$. Avec :

$$C_1 = \frac{\int_{\Omega} I H(\Phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy} \quad (2.19) \quad C_2 = \frac{\int_{\Omega} I (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy} \quad (2.20)$$

En faisant de même pour les autres termes de l'énergie, l'équation de l'énergie devient:

$$E(c_1, c_2, \Phi) = \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) (c_1 - 1)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y))) (c_2 - 1)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} \delta(\Phi(x, y)) |\nabla H(\Phi(x, y))| dx dy + v \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (2.21)$$

c) Equation d'évolution

Minimiser $F(c_1, c_2, \Phi)$ revient à résoudre l'équation d'Euler-Lagrange correspondante $\nabla F = 0$ déterminée par calcul variationnel, la résolution de cette dernière se fait itérativement par une descente de gradient, d'où l'équation d'évolution:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta_t(\Phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - v - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (2.22)$$

3.1.3 Description du modèle de chan-veze

Dans cette partie on va décrire le modèle de chan-veze (fonctionnement) qui suit les étapes suivantes pour détecter les contours

Nous commençons par télécharger l'image, puis nous ajustons les paramètres initiaux ($\text{maxIter}, \lambda, \mu, \epsilon, t$). après ça l'algorithme commence à fonctionner là où le contour initial commence à se déplacer vers une structure étroite. dans cette étape on regarde l'évolution de déplacement du contour si il va vers la convergence, donc on attendons jusqu'à la fin pour avoir des contours finaux. Sinon, nous réinitialisons la

structure étroité jusqu'à la convergence. la figure (2.3) montre ça .

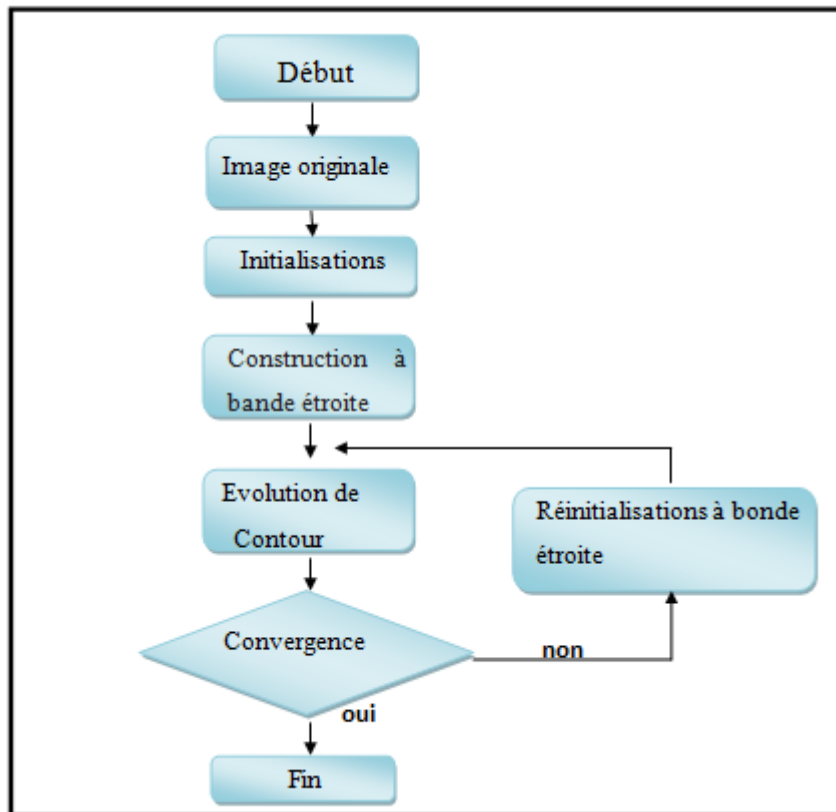


Figure 2.3 :Organigrame présente le principe de l’algorithme de chan-vese.

3.1.4 Deroulement de l’algorithme chan-vese

D'abord l'image qui doit être segmentée à importer en tant qu'image en niveaux de gris. Cela peut être fait par les commandes Matlab `imread` et `rgb2gray`

```
u0 = double (rgb2gray (imread ('image.jpg')));
```

Ensuite, vous devez créer un contour ϕ initial. Cela peut être fait via la fonction de boîte à outils `createPhi2D`, qui crée ϕ comme le maximum de différentes fonctions de cercle. Par exemple 8 cercles horizontaux et 7 cercles verticaux de rayon 15 :

```
phi = createPhi2D (u0, 8, 7, 15, vrai);
```

Utilisez `ChanVese2D` pour la segmentation :

Faire une pause ;

```
ChanVese2D (u0, phi, 1, 1, 0,01, 20);
```

3.2 Segmentation par région

La segmentation en régions consiste à partitionner l'image en des régions homogènes. où une région est un ensemble de pixels connexes possédant les mêmes propriétés (niveaux de gris, couleur, texture, mouvement) au sens d'un prédicat d'homogénéité donné.[31]

Dans notre travaille on s'intéresse à la méthode de croissance des régions qui fonctionne comme suite :

3.2.1 Le principe de croissance des régions

Une première phase d'initialisation consiste à choisir le point de départ (germe initial), puis le déroulement de la propagation s'effectue en parcourant l'image pixel par pixel jusqu'à la fin de l'image.

Lors d'une itération du processus, les pixels voisins du pixel initial sont étudiés, donc dans un premier temps on va calculer la différence entre la valeur d'intensité du premier pixel avec ses voisins (calculer la distance entre le pixel cible et ses voisins).

Puis on va choisir le minimum des distances. Si ce dernier vérifie le critère d'homogénéité alors le pixel sera affilié dans la région, pour plus de détaille voir la figure (2.4).

Lorsqu'une région intègre un nouvel élément, une mise à jour de la moyenne sera faite, à chaque fois on va recalculer la moyenne tel que :

$${}^1\text{reg_mean} = (((\text{reg_mean} * \text{reg_size}) + \text{neg_list}[\text{index}][2]) / (\text{reg_size} + 1)) \quad (2.13)$$

Dans la prochaine itération la différence sera calculée avec la nouvelle valeur de la moyenne, La croissance de région s'interrompt lorsque tous les pixels voisins à la région ont été affectés. [24]

1

reg_mean : c'est la moyenne.

reg_size : la taille de la région.

neg_list : la liste des voisins.

t : distance d'intensité (critère d'homogénéité)

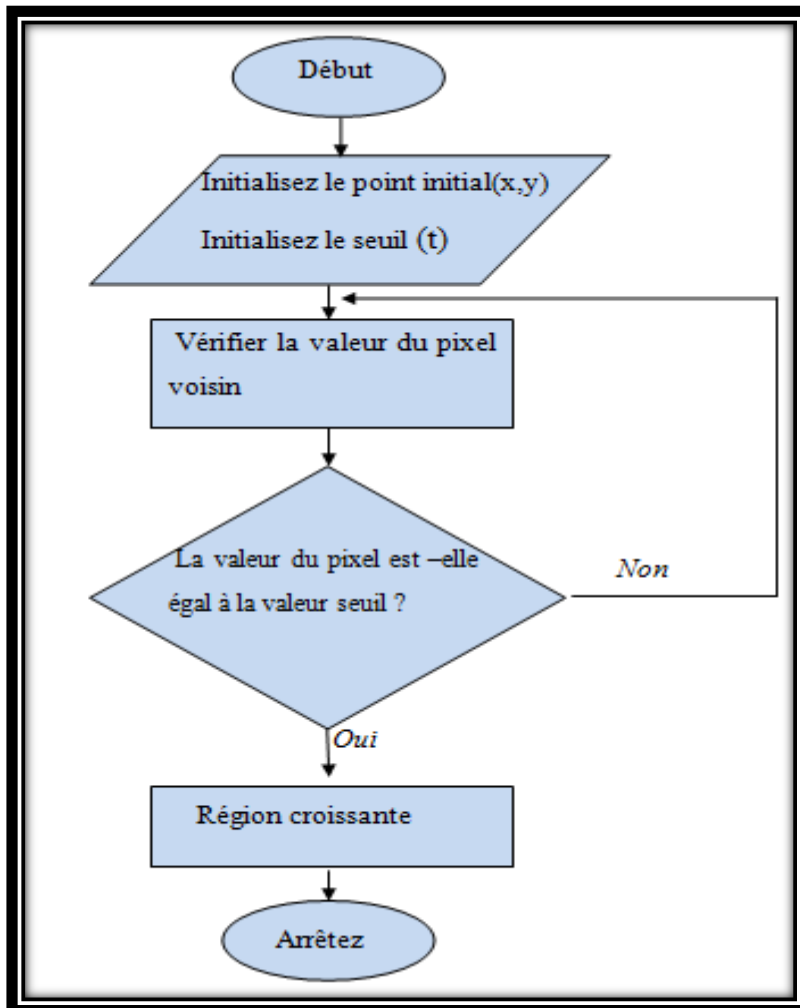


Figure 2.4 : Organigramme présente le principe de la croissance de régions.

3.2.2 Déroulement de l'algorithme de croissance de région

Cette fonction effectue une "croissance de région" dans une image à partir de :

I : image d'entrée ,

J = région croissante (I, x, y, t)

J: image de sortie logique de la région

x, y: la position du point de départ (s'il n'est pas donné, utilise la fonction *getpts*)

t: distance d'intensité maximale (par défaut à 0,2)

La région est agrandie de manière itérative en comparant tous les pixels voisins non alloués à la région. La différence entre la valeur d'intensité d'un pixel et la moyenne de la région, est utilisé comme mesure de similitude. Le pixel avec la plus petite différence mesuré de cette manière est attribué à la région respective .Ce processus s'arrête lorsque la différence d'intensité entre la moyenne de la région et nouveau pixel devient plus grand qu'un certain seuil (t) .

4. Description détaillée du système

Nous allons détailler chaque phase de notre système séparément comme suit

4.1 Coopération séquentielle

A ce stade , nous téléchargeons l'image que l'on veut traiter, puis on applique un algorithme de détection des contours représenté par l'algorithme de chan-veise, après quelques nombres de itérations (où chaque image dépend d'un nombre d'itérations c'est à dire que le nombre d'itération s'accorde avec les composantes de l'images « la complexité »). Les résultats obtenus sera des contours. Ces contours représentent une contrainte pour la croissance de régions, qui est la 2ème méthode de segmentation implémentée pour détecter les régions. Par conséquent, la méthode de croissance de régions va être guidée par des informations de type contours, qui sont extraites préalablement.[1]

Et comme la méthode de croissance de régions basée sur le critère d'homogénéité du pixel courant avec la région. Cependant, il n'est pas facile de décider quand la différence est assez petite (ou grande) pour prendre une décision. Dans ce cas, la carte de contour fournit un critère supplémentaire pour la prise de décision, elle aussi permet d'illuminer les faux segmentations.

Finalement et après la collection des informations données par les deux détecteurs (chan-veise et croissance des régions) on résulte une image segmentée avec des contours et régions. Comme la montre la figure suivante :

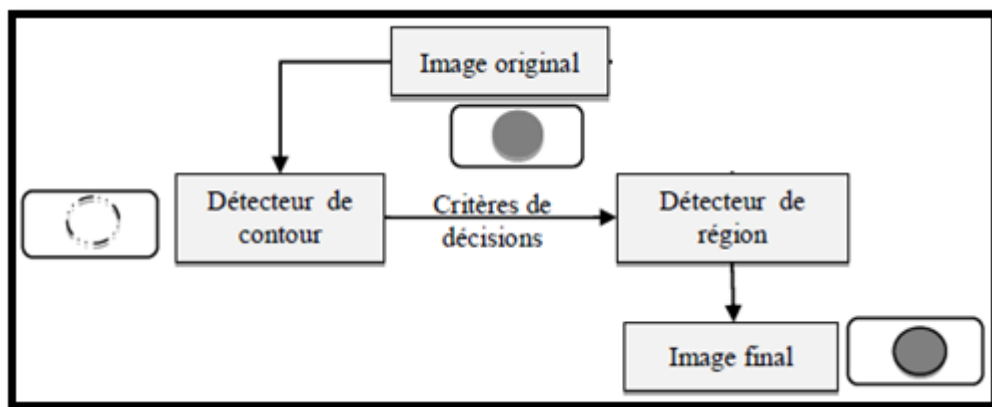


Figure 2.5: l'information de contour guide la croissance de région.

4.2 Coopération des résultats

Dans cette phase on a utilisé les deux méthodes de segmentation (chan vese et croissance de région). Où chaque approche s'exécute séparément. Cette catégorie de coopération exploite les résultats de deux types de segmentations précédentes (contour-région afin d'aboutir à un meilleur

résultat. Ces deux informations se complètent afin d'obtenir plus de contours détectés et d'assurer le raccordement entre les contours. La figure suivante illustre principe de fonctionnement

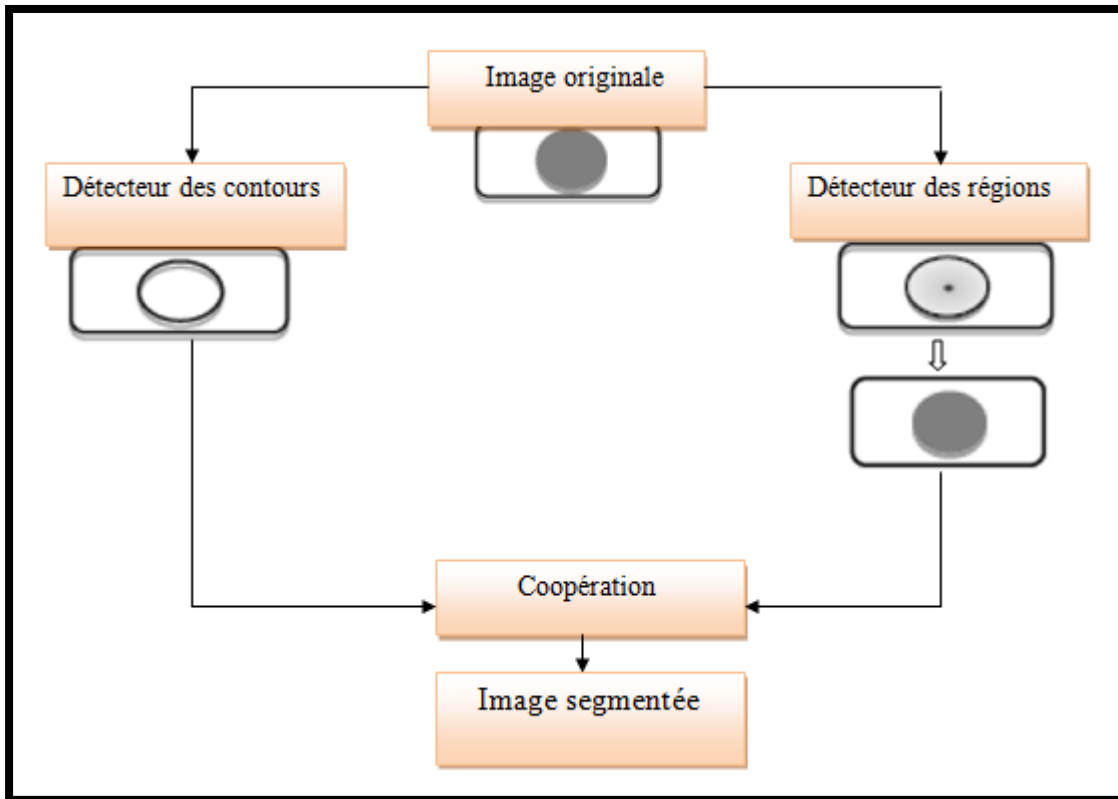


Figure 2.6 : Principe de coopération des résultats

4.3 Fusion des résultats

Cette étape consiste à fusionner les résultats obtenus par les deux types de coopération (séquentielle et résultats). Nous nous intéressons à cette étape pour améliorer les résultats obtenus précédemment et c'est ce qui a poussé à fusionner les résultats et ainsi obtenir un meilleur segmentation qui nous permet d'extraire facilement les informations contenues dans l'image

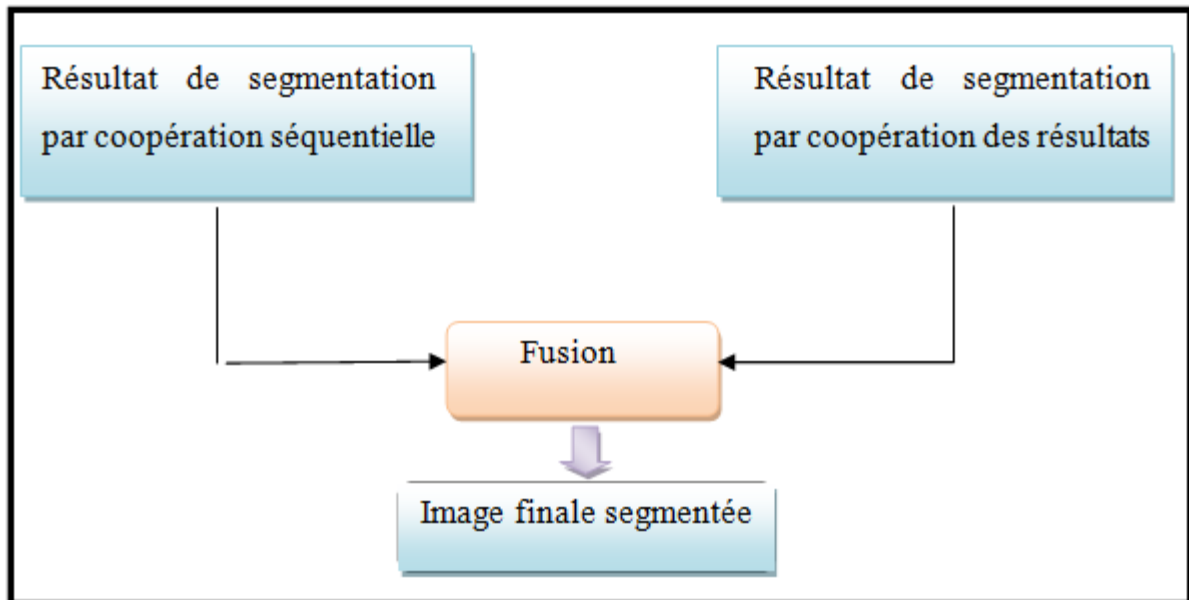


Figure 2.7 : le principe de la fusion.

5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons mis en relief les différentes phases de notre système ainsi les méthodes employés. nous avons fixé comme objectif la réalisation de deux types de coopération régions-contours (séquentielle et résultats) reposant principalement sur deux méthodes de segmentation l'une basé sur les contour actif pour la détection des contours et l'autre sur la croissance du régions pour la détection des régions appliqués sur les images médicales .

Enfin nous avons étudié comment faire la fusion des résultats des deux types de coopération précédents , et pour la assurer un bon fonctionnement nous nous accomplirons la réalisation de notre système dans le chapitre qui suite.

Chapitre 3 : Implémentation et résultats

1. Introduction

L'idée principale derrière cette augmentation était celle de «segmentation d'images ». En effet, après avoir présenté dans le chapitre précédent une conception détaillée de notre système, et pour évaluer les méthodes proposées dans cette mémoire, nous avons fait quelques expériences tel qu'on donne les résultats en détail des tests effectués sur l'ensemble d'images. Ainsi notre système est basé sur la coopération de la détection des contours et des régions afin de segmenter une image. Pour cela, nous avons implémenté deux schémas de segmentation :

Une par coopération région-contour de type séquentiel et l'autre par coopération région-contour de type résultats. Ces approches se basent sur les mêmes détecteurs de contour et de région. Enfin on fusionne ces deux types de coopération pour obtenir un meilleur résultat.

2. Environnement du travail

Afin d'assurer l'exactitude des expériences, deux types de plateformes sont à présenter ici, au niveau de la plateforme matérielle, on va vous présenter la machine auquel on a réalisé et tester notre système, avec une description de la configuration matérielle de l'ordinateur utilisée pendant le développement et durant les tests. Une plateforme logicielle représente les outils et les langages de programmation.

2.1 Environnement matériel

Pour la réalisation de cette application nous avons utilisé un ordinateur personnel TOSHIBA qui possédant les caractéristiques suivantes :

- Processeur: Intel ® Core TM i3-2348M CPU @ 2.30 GHz 2.30 GHz.
- Mémoire installé (RAM) : 4,00 Go.
- Type de système : système d'exploitation 64 bit.
- OS : Windows 7 professionnel

2.2 Environnement logiciel



Pour ce travail, nous avons utilisé l'environnement MATLAB. MATLAB_ (Matrix LABORatory) est un logiciel interactif basé sur le calcul matriciel. Pour réaliser le développement de notre projet, nous avons utilisé MATLAB Release 2009a. Développé par MathWorks ©, MATLAB est un langage de calcul évolué et aussi un environnement de programmation interactif pour le développement d'algorithmes, l'analyse de données, la visualisation et le calcul

numérique et matriciel.L'interface Matlab se compose d'une fenêtre principale divisée en quatre sous-fenêtres.

- Une fenêtre Workspace qui permet de gérer les variables utilisées.
- Une fenêtre Command History qui indique les dernières commandes effectuées.
- Une fenêtre Command Windows. permettant d'interaction avec Matlab.
- Une fenêtre CurrentFolder qui contient la hiérarchie du dossier de travail Matlab.

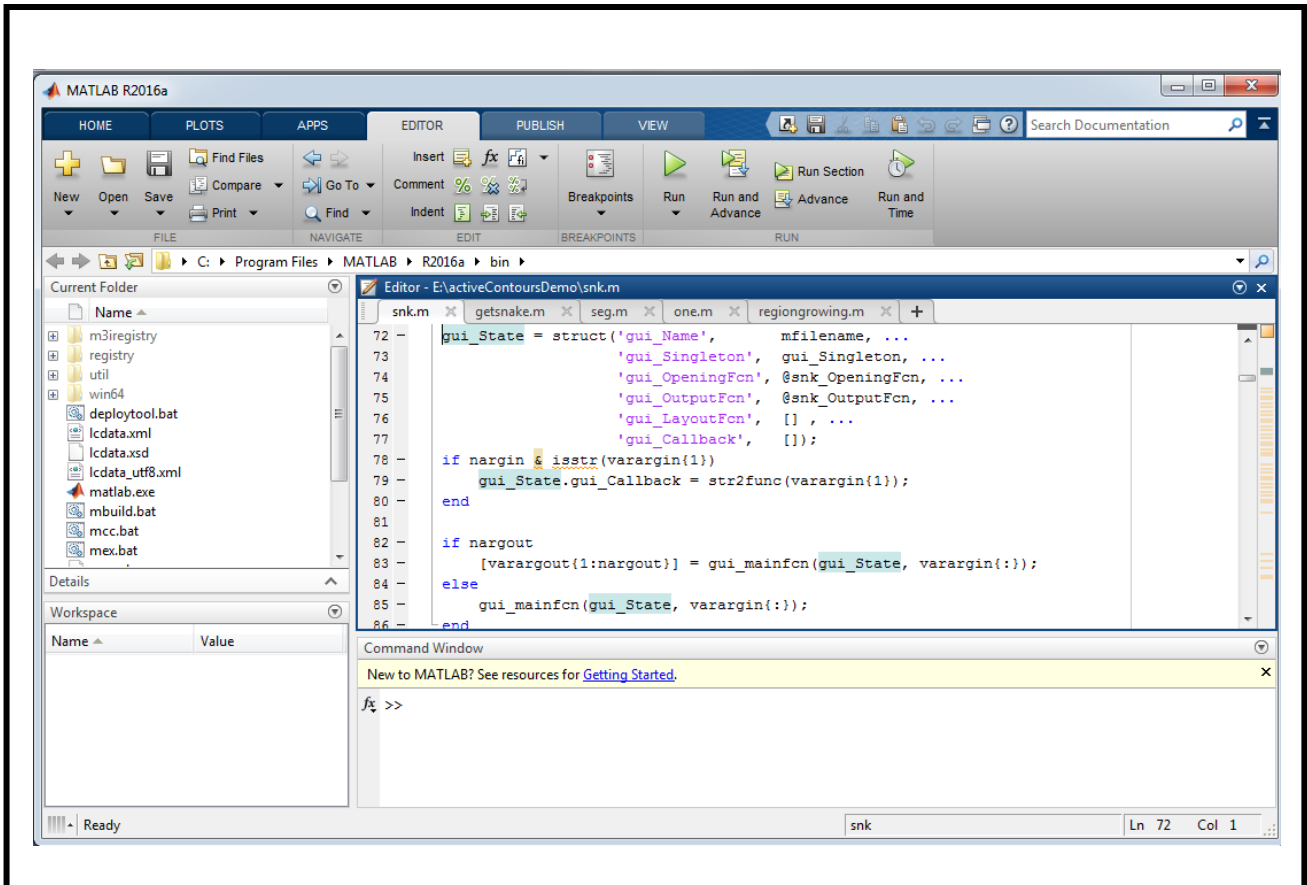


Figure 3.1 :Environnement de Matlab

3. Base de données

Pour tester l'efficacité de notre application ,nous avons choisis un ensemble d'images médicales(imagerie médicale) afin d'appliquer les différents modèles de notre application .ce sont des image de type « PNG »



Figure 3.2 : Quelques images de notre base de donnée

4. Implémentation

Dans cette partie nous présentons les différentes interfaces de notre application, les différents résultats du traitement et les interprétations de ces résultats.

4.1 Présentation de quelques interfaces de notre application

Dans ce travail nous avons développé une application destinée à la segmentation des images médicales .elle est composé de deux interfaces :

une fenêtre principale qui s’affiche à l’écran le titre du système proposé comme le montre la figure (3.3) ,et une deuxième fenêtre contient les différentes fonctionnalités de notre application présenté par la figure (3.4).



Figure 3.3 : interface principale

Une fois en appuyant sur le bouton « **Start** », elle s'affiche sur l'écran la deuxième fenêtre.

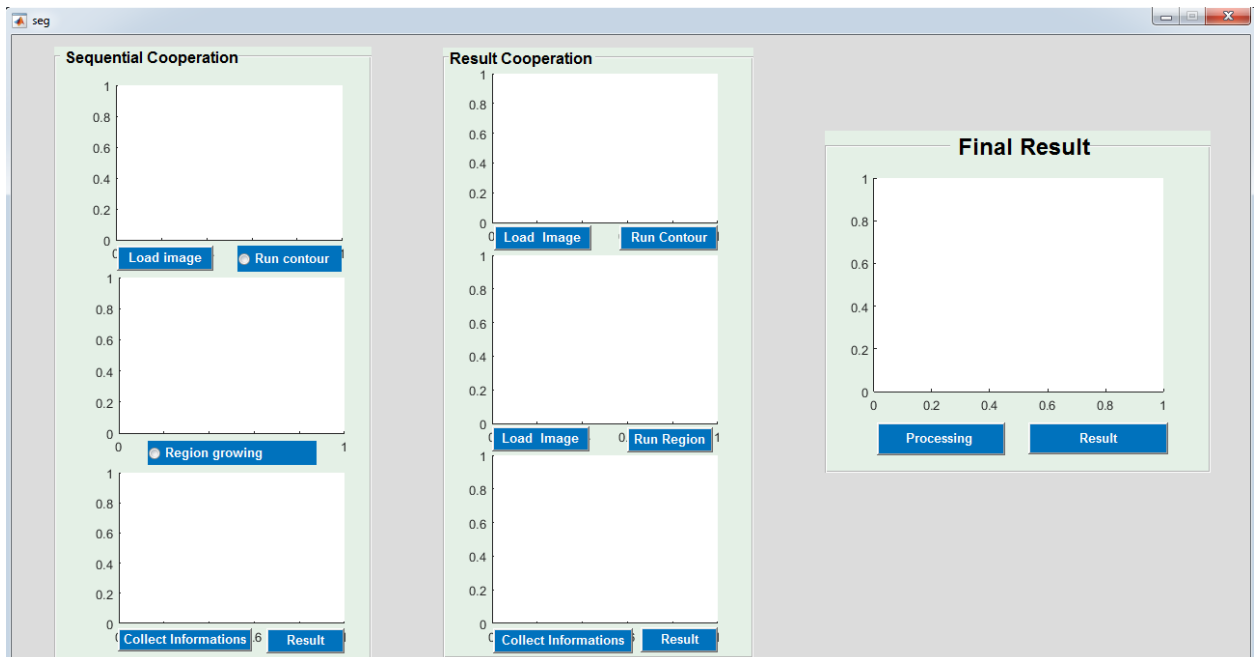


Figure 3.4 : les différentes fonctionnalités notre application

5. Tests et résultat expérimentaux

Chargement d'une image

D'abord ,nous chargeons une image médicale grâce au bouton « Load image » qui existe dans l'interface principale de l'application. Ceci permet d'ouvrir une boite de dialogue pour choisir un fichier image à partir d'un emplacement local. Comme montre la figure (3.5) suivante :

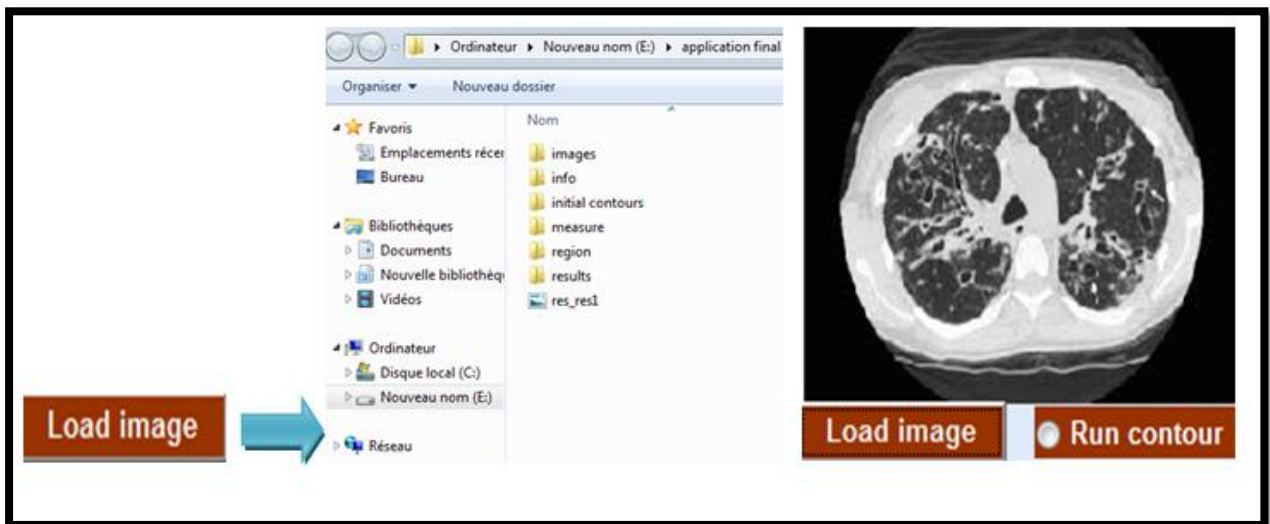


Figure 3.5 : Chargement d'une image

Après avoir chargé l'image ,nous pouvons maintenant appliquer les diverses méthodes de segmentation fournies par notre système .

1.Test 1 : « Segmentation par contour »

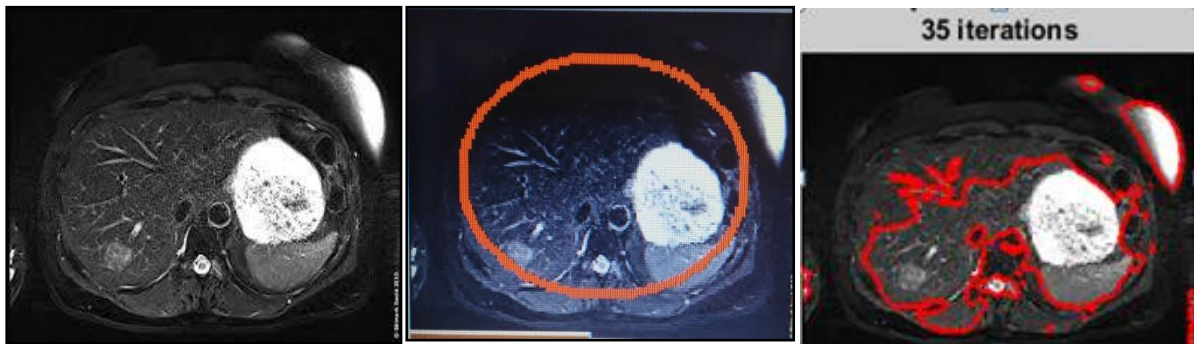
Après le chargement d'image et pour lancer le détecteur de contour , il suffit d'appuyer sur le bouton « Run Contour » ,l'image se transforme en type binaire , puis le contour initial qui est dans notre cas un cercle apparaît dessus de l'image automatiquement ,et il commence à déplacer vers les régions d'intérêts selon un nombre d'itérations jusqu'à ce obtienne les contours finals d'image. Les contours finals liés avec le nombre d'itérations initialisés. Les images suivantes expliquent la méthode



a :image originale

b :contour initiale

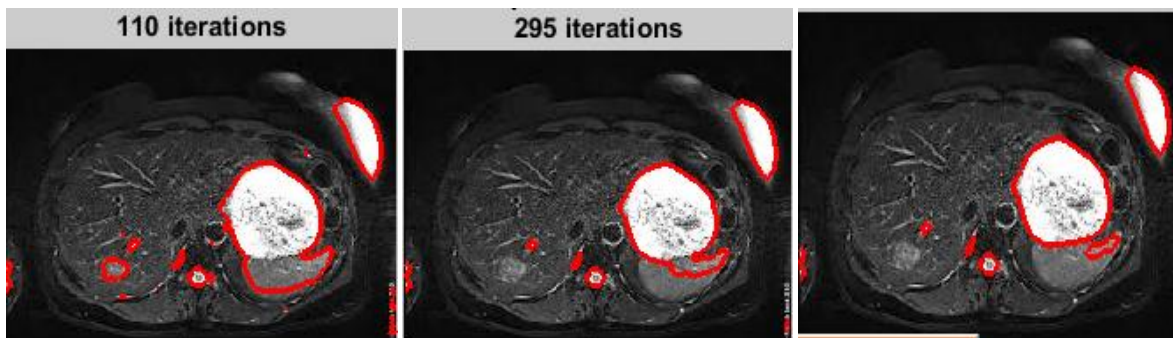
c :contours final



a :image originale

b :contour initiale

c : après 35 itérations



d :après 110 itérations

e : après 295 itérations

f :contours finale

Figure 3.6 : résultats de segmentation par chan-veze

2.Test 2 : «Segmentation par région »

Pour le détecteur de région, après le chargement de l'image il suffit d'appuyer sur bouton (Run Region) ,puis sélectionné le point de départ. Le processus de segmentation commence à détecter. Nous avons deux paramètres principales sont le seuil (critère d'homogénéité) et le placement du germe initial (point du départ) .ces deux paramètres influencent sur les résultats de la segmentation. Voici quelques exemples qui montrent ça :

❖ Influence du critère d'homogénéité (seuil)

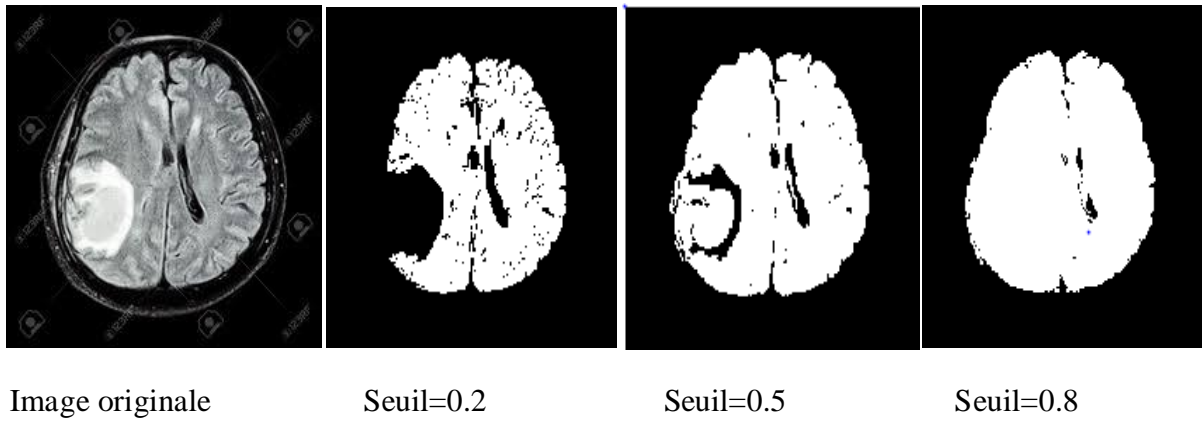
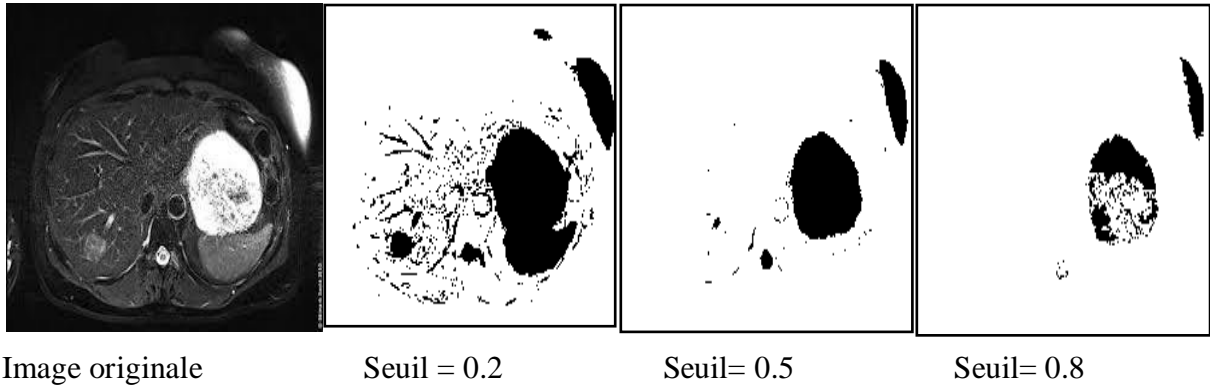


Figure 3.7 :Résultats d'influence de critères d'homogénéités.

❖ **Influence du placement du point de départ (Germe initial)**

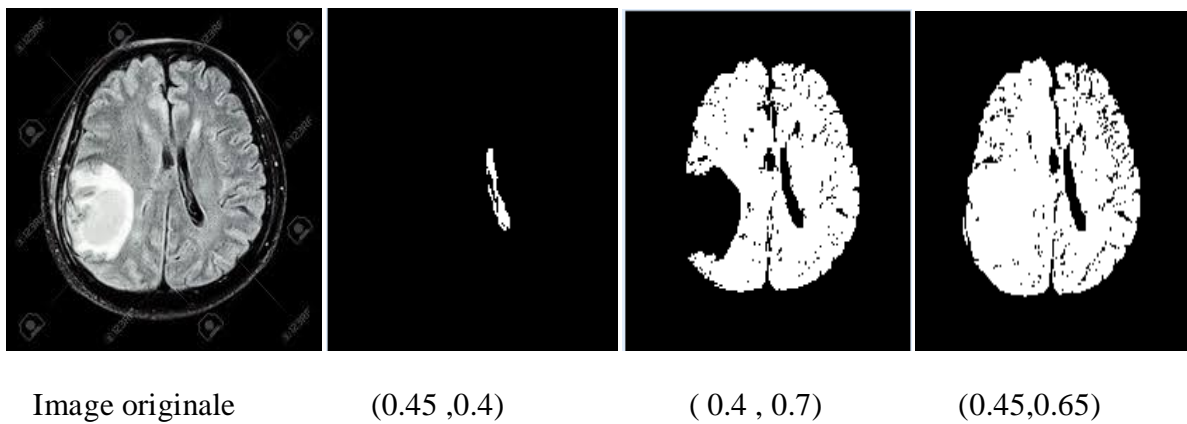
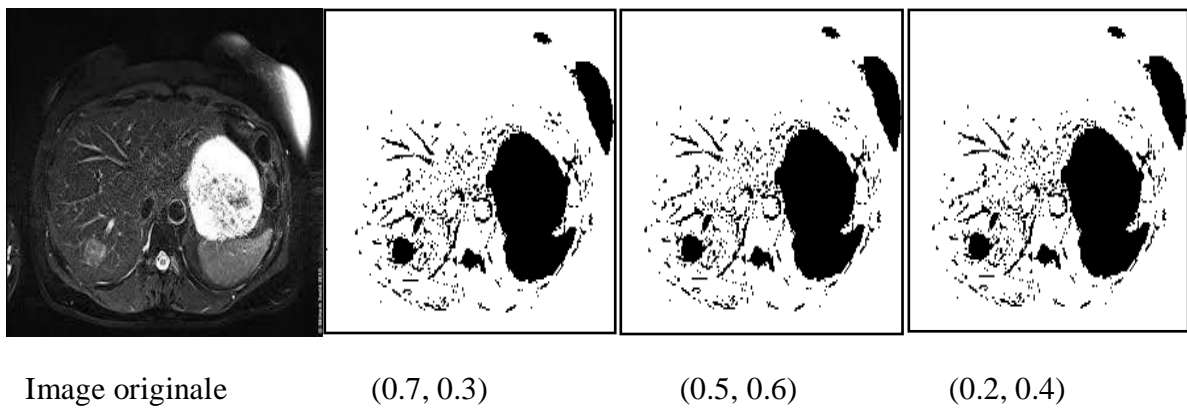
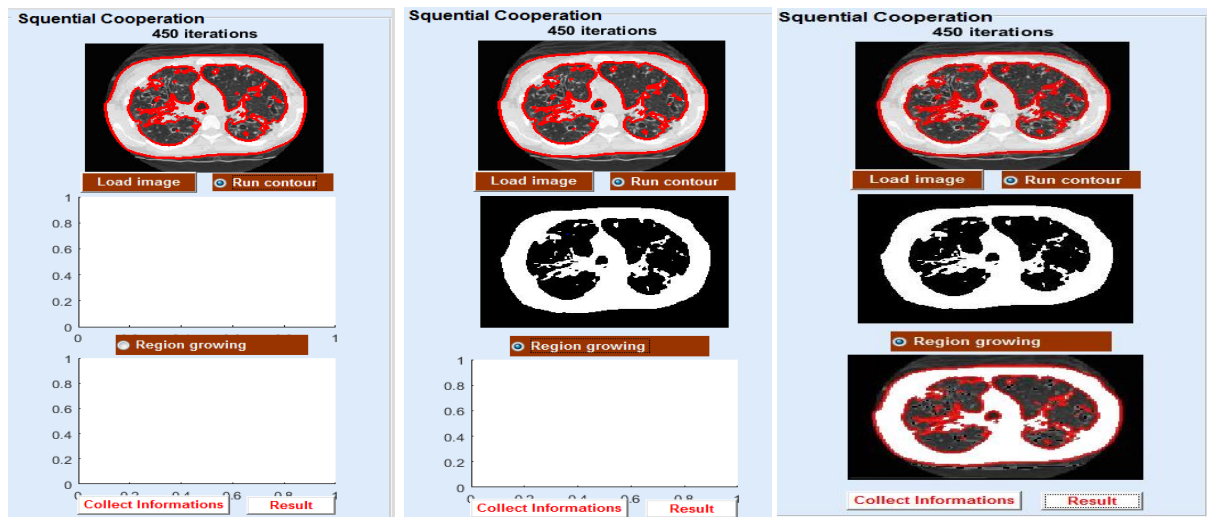


Figure 3.8: résultats d'influence du position du germe initial sur les résultats de Croissance de région

Test 3: Segmentation par Coopération séquentielle

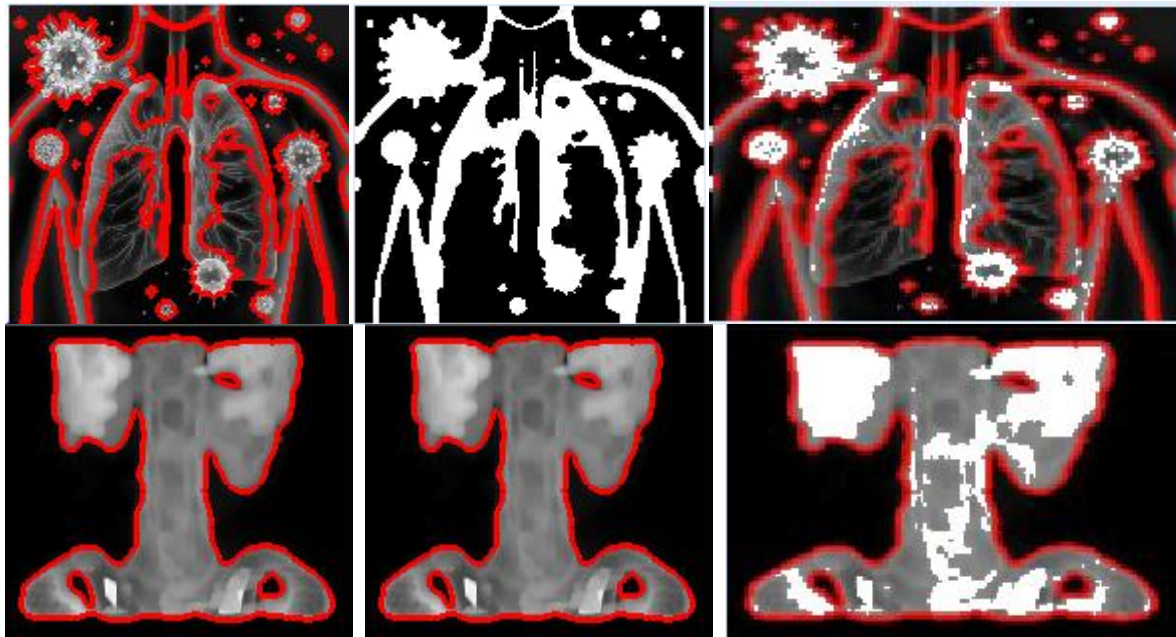
Premièrement, nous lançons le détecteur de contour sur l'image. La carte contour obtenue est utilisée par le détecteur de région dans sa prise de décision. Pour la détection de contour, nous fixons le nombre d'itérations à 450. Pour le détecteur de région, il base sur la carte des contours avec des germes initiaux sélectionné automatiquement (aléatoirement) voir la figure suivante

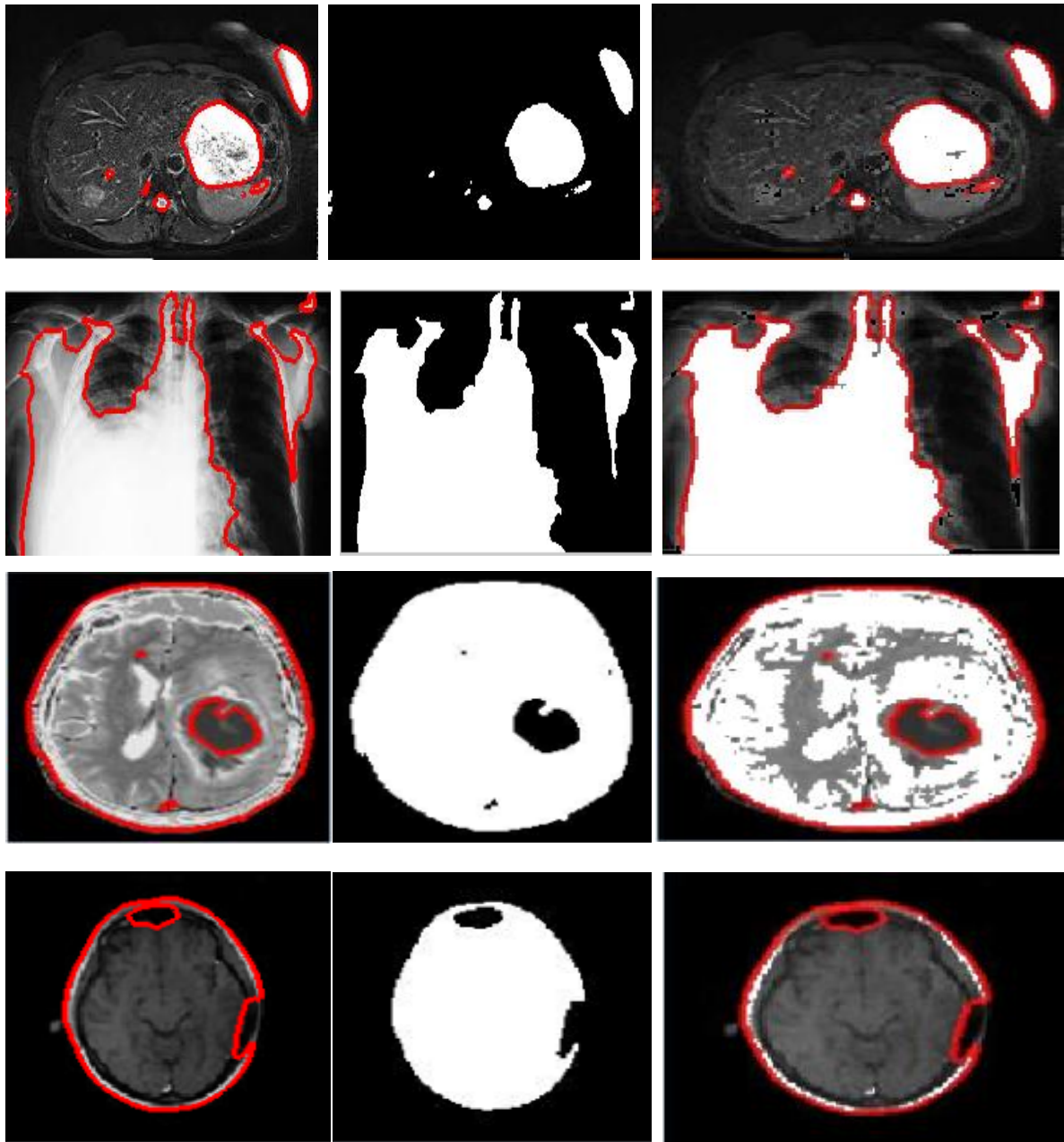


a) segmentation par contour b) segmentation par région c) coopération séquentielle

Figure 3.9 : Exemple de la segmentation séquentielle

Les figures suivantes présente les résultats de chaque approche de segmentation (contour et régions) ainsi la coopération séquentielle de ces approches.



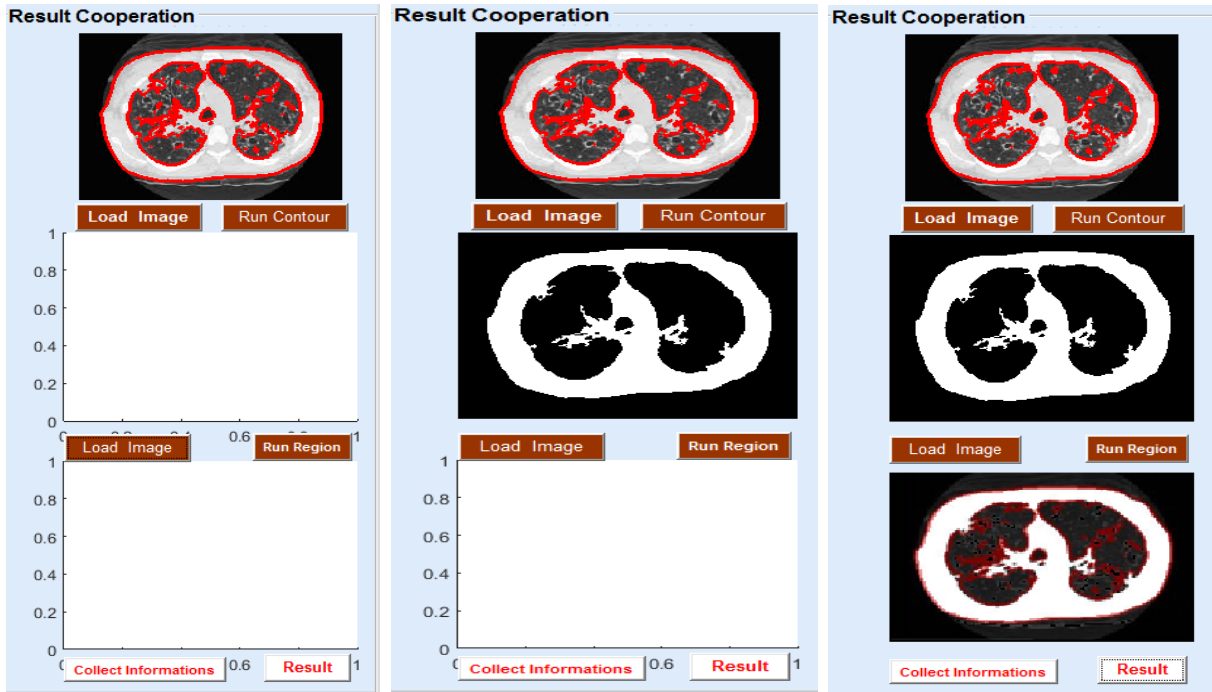


a) segmentation par contour b) segmentation par région c) coopération séquentielle

Figure 3.10 :Résultats de coopération séquentielle.

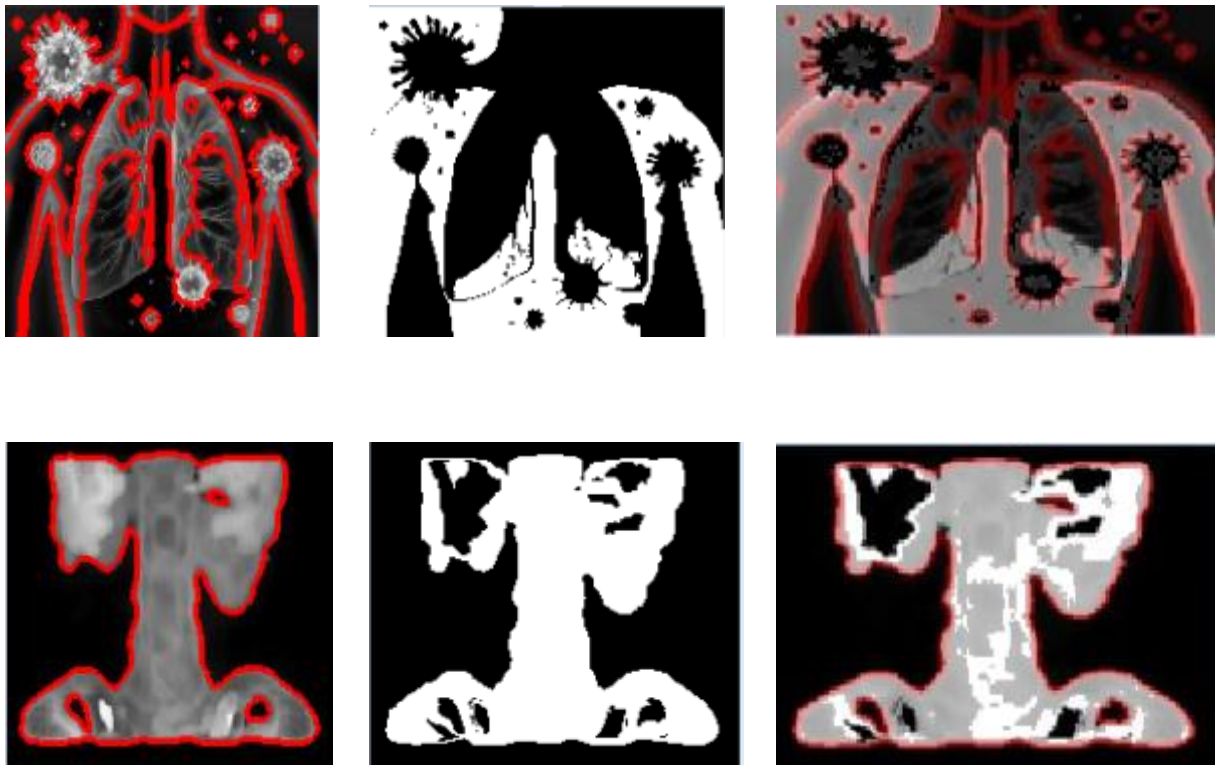
Test 4: Segmentation par coopération des résultats

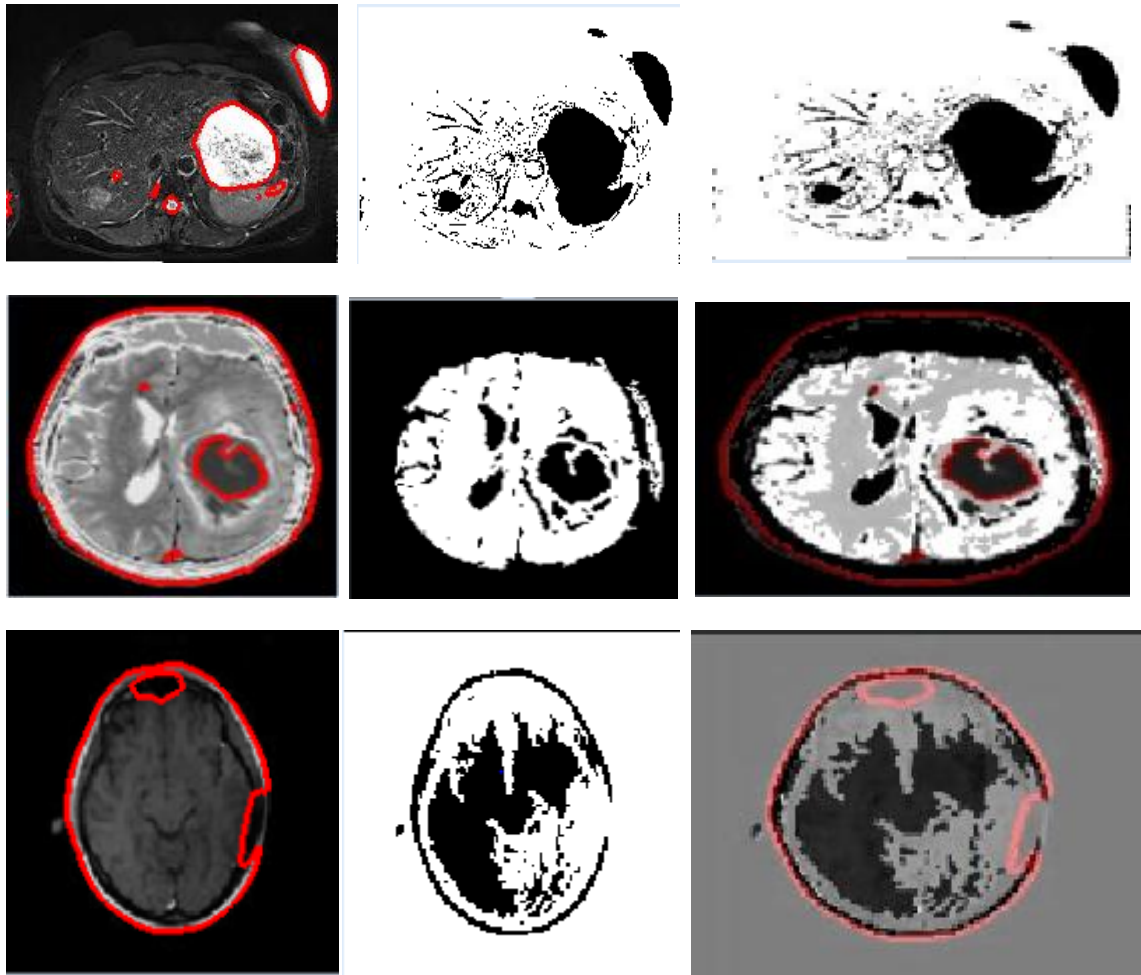
Dans cette coopération, nous détectons les contours et les régions de l'image séparément. Les cartes contour et région obtenues sont fusionnés et exploitées pour affiner la segmentation. Pour la détection de contour, nous fixons le nombre d'itérations à 450 et le seuil (taux de similarité) à 0.2 les résultats de cette approche sont présentées dans ce suit :



a) segmentation par contour b) segmentation par région c) coopération des résultats

Figure 3.11 : Etapes de segmentation par coopération des résultats.





a)segmentation par contour b)segmentation par région c)coopération des résultats

Figure 3.12 :résultats par coopération des résultat.

Test 5: Fusion des résultats

Dans la dernière expérimentation on va présenter la fusion des résultats obtenus par les deux expérimentations précédentes

Après avoir terminé les deux processus précédents et obtenue leurs résultats, nous visons dans ce stade à fusionner ces derniers afin d'obtenir une nouvelle image, cela en appuyant simplement sur le bouton « collecte information », puis sur le bouton « résultat », Le résultat final est une image segmentée fusionné.

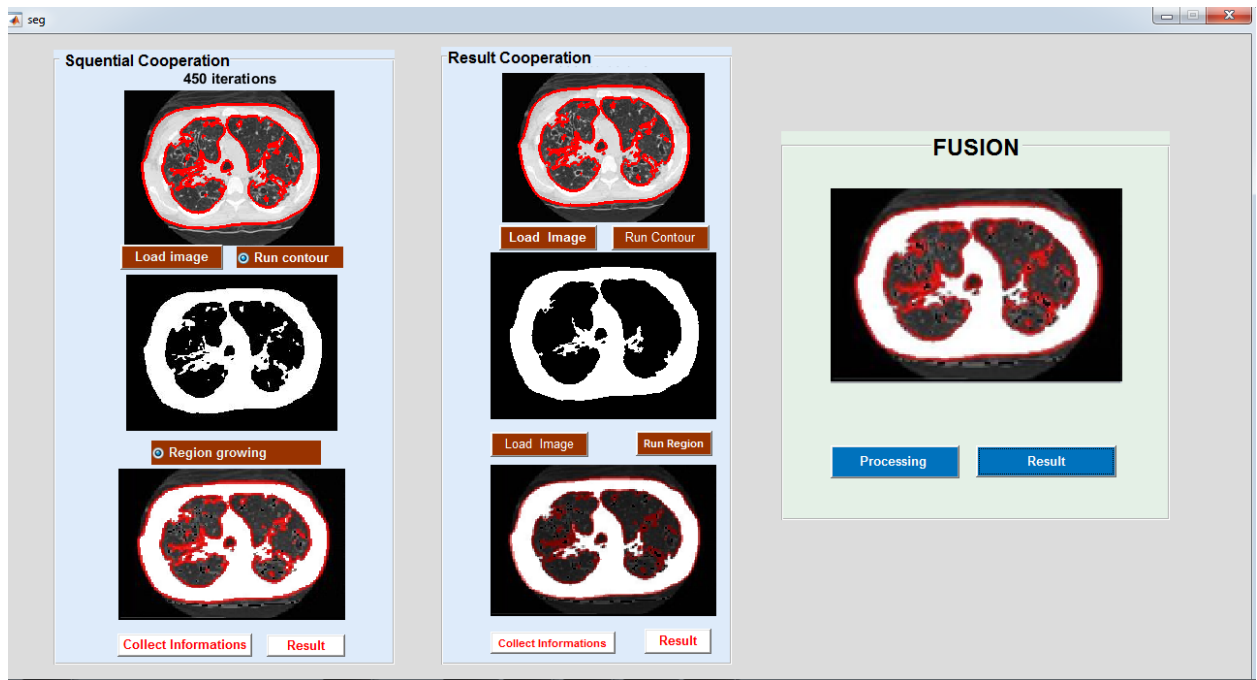
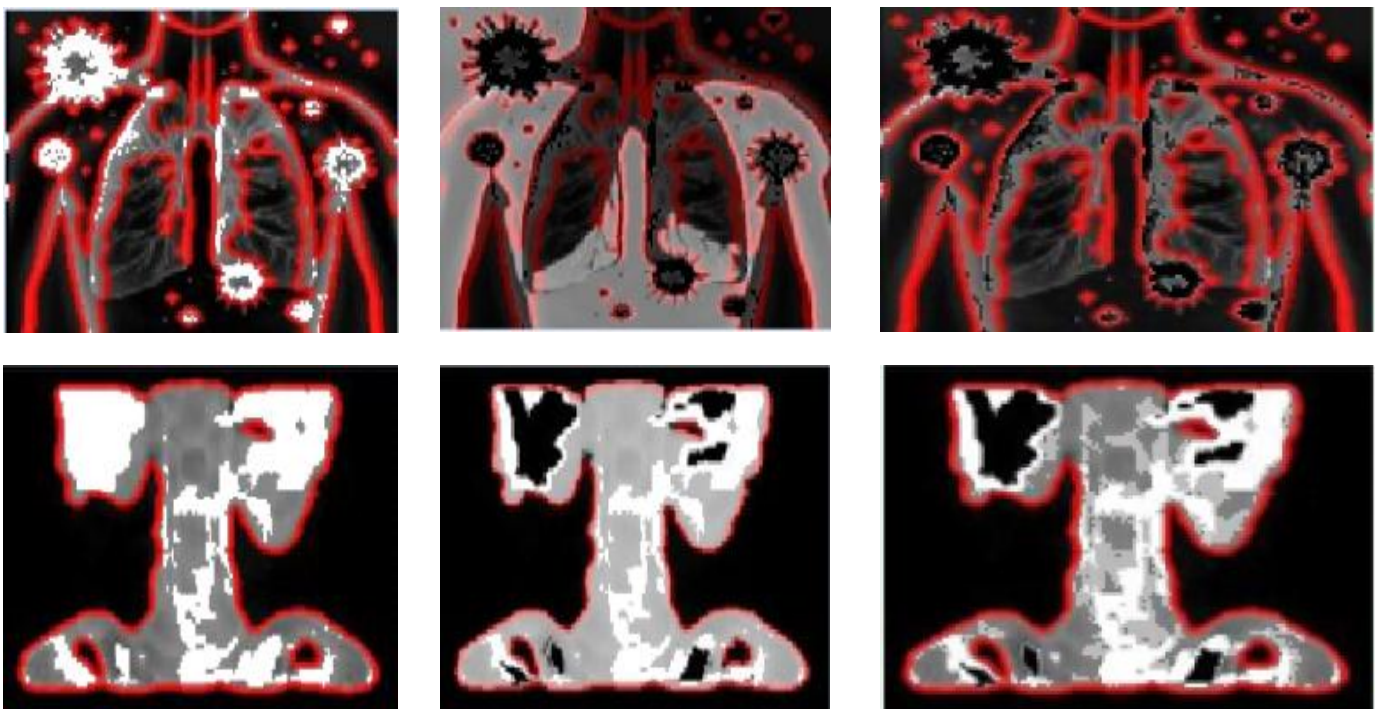


Figure 3.13 : Etape du fusion des résultats

Les résultats de la fusion finale des différentes images sont présentées comme suit :



a)Coopération séquentielle

b)coopération des résultats

c) fusion

Figure 3.14 :Résultats par fusion des résultats

6. Evaluation

Le type d'évaluation est une évaluation visuelle. Elle est effectuée par un expert humain qui est un médecin, il compare les résultats de deux types de segmentation puis il fusionne les résultats obtenus pour faire un bon diagnostic et prendre une décision.

7. Interprétation et discussion des résultats :

D'après l'analyse visuelle des différents résultats obtenus par les différentes approches de notre application on peut dire que :

Nous avons eu des résultats positifs avec le modèle de Chan-Vese que nous avons implémenté sur nos images pour la détection des contours. où les images étaient complètement segmentées en gardant leurs composantes de base, ainsi que le temps d'exécution n'était pas long. Le paramètre principal est le nombre d'itérations initialisé par exemple avec un nombre d'itération (100) le temps d'exécution est 16.050786 secondes, 200 itérations dépassent 29.108880 secondes. sachant que le nombre d'itération est lié à la complexité d'image.

Concernant la méthode de croissance de région c'est une technique rapide et simple à exécuter elle permet de segmenter des images complexes, en préservent la forme et le contenu de chaque région. Le choix des germes initiaux et du critère d'homogénéité (seuil, taux d'homogénéité) sont critiques. Alors pour avoir une meilleure segmentation, il faut bien choisir ces paramètres car un mauvais choix peut conduire à des problèmes de mauvaise segmentation. Le choix de critère d'homogénéité influence sur le résultat de segmentation. La figure (3.7) montre que lorsque on agrandit le taux de similarité on tombe au phénomène de sous-segmentation qui nous donne un résultat **insatisfaisant**.

La détermination des germes initiaux est une phase très importante pour que les régions puissent croître facilement dans toutes les directions. Où leur emplacement a une influence sur le résultat de la segmentation. La figure (3.8) illustre l'influence de la sélection de germe initial sur les résultats, où chaque position donne un résultat différent, donc des différentes segmentations. Pour résoudre ce problème il faut les sélectionner d'une manière automatique pour éviter les problèmes de mauvaise segmentation.

Après l'analyse des différents résultats obtenus par les deux approches, nous avons conclu que la coopération entre ces approches donne-nous de meilleurs résultats qu'une seule approche.

(les résultats de la coopération séquentielle sont proches de ceux de la coopération des résultats)

Les expériences indiquent qu'en général, la précision du test de la coopération des résultats est un peu moins bonne que celle de la coopération séquentielle car ce dernier nous a permis d'éliminer les faux segmentations tel que la sous-segmentation ou bien la sur-segmentation, ainsi que le temps de traitement dans la méthode séquentielle est plus rapide que l'autre méthode.

La coopération des résultats nous a permis de sélectionner le germe initial pour la détection de la région suspecte et la traiter facilement. Comme chaque méthode de coopération a ses avantages, la fusion de ces approches améliore les résultats obtenus d'une manière significative et donne de meilleurs résultats par rapport à une seule méthode de coopération.

8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes de conception et d'implémentation de notre application de segmentation des images médicales.

Nous avons également présenté les outils de développement utilisés et les différents tests réalisés. L'analyse visuelle nous permet de dire que : la coopération donne de meilleurs résultats par rapport aux seules approches appliquées pour la détection des contours ou de régions des images.

Ainsi la coopération entre les régions et contours a joué un grand rôle dans l'amélioration du résultat, aussi la fusion des résultats obtenus nous donne un résultat satisfaisant et plus clair.

Conclusion générale

Le travail présenté dans cette mémoire s'inscrit dans le cadre de « La segmentation d'images », Elle consiste à préparer l'image afin de la rendre plus exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation et l'analyse. Il existe deux grandes approches. L'approche contour qui consiste à localiser les frontières des régions, elle est basée sur la notion de dis similarité. Parmi ces point fort : sa simplicité et sa rapidité mais elle donne parfois des contours ouverts. Le deuxième est l'approche par région, qui consiste à réunir les pixels connexes dans une région homogène, elle est basée sur la notion de similarité, elle est simple et rapide mais l'utilise uniquement des informations locales qui donne parfois de mauvais résultats (sous-segmentation, sur-segmentation). La coopération de ces deux approches qui sont par nature dual améliore le résultat de la segmentation.

Dans ce contexte, nous proposons d'étudier les deux approches de la segmentation par région et par contour, et on a intégré la coopération entre ces deux méthodes. En se basant sur ce principe, nous avons utilisé une coopération séquentielle où la carte contour obtenue par une méthode de segmentation par contour est exploitée par une méthode de segmentation par région. La deuxième approche est la coopération par fusion de résultats où les résultats des deux méthodes sont exploités.

A cet effet, les deux approches implémentées ont été testées sur plusieurs images, et comme il n'existe pas de méthodes d'évaluations dédiées à la coopération région-contour en segmentation d'image, nous avons opté pour l'évaluation visuelle. Afin d'améliorer les résultats de segmentation nous avons proposé une méthode de la fusion, (où nous avons combiné(hybridé) les résultats obtenues par les deux approche de coopération) qui donne une clarté aux résultats. L'adoption de la coopération entre les techniques de segmentation permettrait de renforcer la qualité et la fiabilité des analyses et des décisions envisageables.

De nombreuses perspectives peuvent être citées, pour apporter une amélioration à ce travail et enrichir notre étude. Parmi celles-ci, nous pouvons évoquer tel que :

- Faire d'autres d'expérimentations et tests plus approfondis.
- Améliorer l'efficacité de notre méthode.
- Essayer de détecter et d'adapter les paramètres.
- Améliorer le temps d'exécution
- L'utilisation d'une base volumineuse ce qui va donner vraiment la possibilité de bien juger les performances de méthodes proposées.

Références

- [1] Meliani, M. (2012), "Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours". Mémoire de Magister à l'École Nationale Supérieure d'Informatique, Alger
- [2] Medjaoui.A et Fares.F (2012). " Segmentation des Images par Contours Actifs : Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions "Université Abou BakrBelkaid– Tlemcen, Soutenu le 02 Juillet 2012.
- [3] Sandeli.M, (2014) , "Traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images " Mémoire de Magister , Université Constantine 2.
- [4] Adoum.A, Adam.D,(2014) , " Segmentation des images médicales par les méthodes de détection de contour "Centre Universitaire d'Ain Témouchent,Mémoire de Master.
- [5] Achat .t, Benhamaouche.f, (2015) " Segmentation d'image par classifieurs flous: Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) " , Mémoire de Master, Université Abderrahmane MIRA – Bejaia
- [6] Messaoudi .M (2016), "Segmentation d'image en statistique décisionnelle Réalisé par », Université Mohamed Ben Abdellah " Mémoire de master .
- [7] Belmerabet.S, Bardjak.N,(2017) " Segmentation d'image ",Mémoire de Master ,Université larbi ben mhidi Oum El Bouaghi.
- [8] Cocquerez, J.P., &Philip, S. editors, Analyse d'images: filtrage et segmentation, Masson, Paris
- [9] B. Mohammed, 2012,"Construction d'une technique d'aide au diagnostic en imagerie médicale application à la compression d'images", Thèse de magister.
- [10] Boudraa.O ,(2015), "Segmentation d'Images par Coopération Régions-Contours en utilisant la Théorie des jeux " École doctorale STIC,2015 magister en informatique .
- [11] Postaire, J.G. (1987)," De l'image à la décision. Analyse des images numériques et théorie de la décision " DUNOD Informatique.
- [12] Abdelli.O,(2011) "Segmentation d'images par seuillage d'histogrammes bidimensionnels ",Mémoire de Magister ,université de Mouloud Maameri, Tizi Ouzou. ,
- [13] Merzougi.N,(2012). "Un algorithme évolutionnaire pour la segmentation d'images basé sur le diagramme de Voronoï ", mémoire de magister , Université Kasdi Merbah Ouargla.
- [14] Naoui.m, "segmentation d'images par modèle statistique de forme et d'apparence :problématique et contributions " thèse de doctorat ,université d'oran 1 ahmed ben bella.
- [15] J. Canny, A,(1986), "computational approach to edge detection, IEEE trans. on pattern analysis and machine intelligence", vol. 8, n°6, pp. 679-698, novembre 1986
- [16] Y. Gousseau, H. Maitre, D. Matignon, B. Pesquet-Popescu, F. Schmitt, M. Sigelle And F. Tupin, 2005 "Le traitement des images", Polycopie du cours ANIM Département TSI - Télécom-Paris.
- [17] Deriche.R, Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector, international journal of computer vision, pp. 167-187, 1987. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00123164>
- [18] Maître, H. (2003). Le traitement des images. Hermès, Traité IC2, Paris, France.

- [19] Kass, M. W. (1988). Active contour models. *Int. J. Comp. Vision.*, (pp. 321–331).
- [20] Bendaoud .M (2017) , "Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris , Thèse de doctorat", Université Oran.
- [21] Schwartz, P. (2008). Méthode des contours actifs.
- [22] Teina, R. (2006), "Les modèles déformables et Level Sets (courbes de niveaux). Méthodes Traitement De l'Images: Modèles déformables", Université Pierre et Marie Curie, Paris.
- [23] Li, C., Xu, C., Gui, C., & Fox, M. D. (2010). Distance Regularized Level Set Evolution and its Application to Image Segmentation. *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 19 (12).
- [24] Laouadi.n, Triki.l, "Segmentation d'image par région sur la base des contours des objets", mémoire de master , Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi 2016/2017
- [25] Belmerabet.S, Bardjak.N, (2017) " Segmentation d'image ", Mémoire de Master , Université larbi ben mhidi Oum El Bouaghi ,
- [26] Baillie, J.C. (2003), Cours de Segmentation Module D9 : traitement d'images et vision artificielle. ENSA.
- [27] Bonnin, P., & Zavidovique, B. (1993). " La segmentation coopérative : comment combiner détection de contours et croissance de régions" , Quatorzième Colloque Gresti – Juan – Les – Pins, Paris.
- [28] Brossier.n, Cassisa.c, "Traitement d'images : Active Contours without Edges for Vector-Valued Images", Ecole polytechnique de l'université Nice_Sophia Antipolis, Projet ESINSA 5 .
- [29] Loudni M, (2019), "Segmentation d'Images par les Méthodes des Contours Actifs", mémoire de master , université saad dahlab de blida .
- [30] Rami cohen : Algorithme Chan Vese , /Submitted on 14 Jul 2011 , last revised 15 Jul 2011 (this version, v2)
- [31] EL Allaoui.A, Nasri. "M. , Merzougui.M, EL Hitmy. M, "Segmentation évolutionniste d'image par croissance de région : Application aux images médicales ".

B. Références Web (Techniques)

- [W1] <https://arxiv.org/abs/1107.2782>
- [w2] <http://dx.doi.org/10.1007/BF00123164>

Résumé

La segmentation est une étape très importante en traitement d'images . Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation d'image, il existe deux approches duales. L'approche de segmentation par contour consiste à localiser les frontières des objets et l'approche de segmentation par région consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions. Les limites de chaque approche ont conduit à la naissance d'une nouvelle approche sous le nom « coopération région-contour », elle est basée sur la coopération entre les deux approches précédentes. Elle exploite les avantages de ces deux types de segmentation pour aboutir à un résultat plus précis et plus fidèle. On distingue trois types de coopération : séquentielle, des résultats et mutuelle. Dans notre travail, nous avons proposé une nouvelle méthode basée sur la complémentarité (intégration de) entre deux types de coopération (séquentielle et résultats) en combinant leurs résultats, afin d'améliorer la segmentation et d'obtenir un résultat plus clair. Nous avons utilisé Chan-Vese pour la détection des contours et la croissance des régions pour la détection des régions.

Mots clés : Segmentation d'image , coopération région-contour, coopération séquentielle, coopération des résultats, fusion des résultats.

Abstract

Segmentation is a very important step in image processing. Until today, there is no universal method of image segmentation, there are two dual approaches. The contour segmentation approach consists in locating the boundaries of the objects and the region segmentation approach consists in partitioning the image into a set of regions. The limits of each approach have led to the birth of a new approach under the name "region-contour cooperation", it is based on the cooperation between the two previous approaches. In our work, we proposed a new method based on integration of two types of cooperation (sequential and results) by combining their results, in order to improve segmentation and obtain a clearer result. We used Chan-Vese for contour detection and region growth for region detection.

Keywords: image segmentation , region-contour cooperation, sequential cooperation, cooperation of results, fusion of results

ملخص:

التقسيم خطوة مهمة للغاية في معالجة الصور. حتى الآن، لا توجد طريقة عالمية لتجزئة الصور، هناك طريقتان مزدوجتان. نهج تجزئة الكنتور هو تحديد حدود الكائنات وطريقة تجزئة المنطقة هي تقسيم الصورة إلى مجموعة من المناطق. أدت حدود كل نهج إلى ولادة نهج جديد تحت اسم "تعاون كفاف المنطقة"، وهو يعتمد على التعاون بين التهجين السابقين. يستغل مزايا هذين النوعين من التجزئة لتحقيق نتيجة أكثر دقة وإخلاص. نميز بين ثلاثة أنواع من التعاون: متسلسل، ونتائج، ومتبادل. في عملنا، اقترحنا طريقة جديدة تقوم على التكامل بين نوعين من التعاون (متسلسل ونتائج) من خلال الجمع بين نتائجهما، من أجل تحسين التجزئة والحصول على نتيجة أوضح. استخدمنا chan-vese لاكتشاف الكنتور ونمو المنطقة للكشف عن المنطقة

الكلمات المفتاحية: تجزئة الصورة، التجزئة حسب الخطوط العريضة، التجزئة حسب المناطق، التعاون في الخطوط العريضة للمنطقة، التعاون المتسلسل، التعاون النتائج، دمج النتائج

