

Université KasdiMerbah-Ouargla
Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication
Département d'Informatique et Technologie de l'information



Mémoire Master Professionnel

Domaine : Informatique et Technologie de l'Information

Filière : Informatique

Spécialité : Réseaux convergence et sécurité

Présenté par : Sarra BENFRIHA et Asma HAMEL

Thème

Segmentation d'image par Coopération région-contours

Président	Shahrazade TOUMI	M me, UKM Ouargla
Examineur	Fouad BAKAARI	Maître, UKM Ouargla
Rapporteur	Mohamed Kamel BEN KADDOUR	Maître, UKM Ouargla

Année Universitaire : 2015 /2016

Remerciements

Nous adressons en premier lieu notre reconnaissance à notre DIEU tout puissant, de m'avoir permis d'arriver là, car sans lui rien n'est possible.

Nous tenons tout d'abord à remercier Mr BEN KADDOUR MOHAMMED KAMEL notre encadreur de mémoire, pour son encadrement, son suivi et ses conseils lors de la réalisation de notre mémoire.

Nous tenons ensuite à remercier tous nos professeurs et enseignants de département d'informatique qui ont contribué à notre formation.

Nous souhaitons aussi remercier mesdames et messieurs les membres du jury pour leur précieux temps accordé à l'étude de notre mémoire.

Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Dédicaces



Je dédie ce mémoire :

*A mes très chers parents pour leur soutien et
encouragement durant toutes mes années d'études et sans
lesquels je n'aurais jamais réussi et à ma famille*

*A tous mes professeurs et enseignants que j'ai eu durant tout
mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes
études.*

A tous mes amis de l'Université et d'ailleurs

*A toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de
loin.*

Benfrita sarra

Dédicaces



*A mes très chers parents qui n'ont jamais cessé de m'encourager,
que Dieu les protège,*

A mes très chers frères,

*A mes très chères sœurs, karima, naima, hadjer, imane et fatima,
khadra, meriem, mabrouka, leur mari et leurs enfants,*

A mes amis messaouda, alia et om kheltoum

À tous mes chers amis et mes collègues de l'Université d'Ouargla ;

À la promotion LMD Master RCS

*A tous mes collègues de la direction de l'urbanisme de l'architecture
et de la construction de la wilaya d'Ouargla,*

A tous ceux que j'aime, et tous ceux qui m'aiment,

Je dédie ce modeste travail.

Hamel asma

SOMMAIRE

Chapitre I : généralité sur le traitement d'images

I.1 Introduction	3
I.2 Définition d'une image:.....	3
I.3 Image numérique :(numérisée) :.....	3
I.4 Caractéristiques d'une image numérique:.....	4
I.4.1 Pixel :	4
I.4.2 La résolution.....	4
I.4.3 Dimension :	5
I.4.4 La texture	5
I.4.5 Bruit.....	5
I.4.6 La luminance	5
I.4.7 Contours et textures.....	6
I.4.8 Histogramme	6
I.4.9 Le contraste :	7
I.5 Types d'images.....	7
I.5.1 Images binaires (en noir et blanc)	7
I.5.2 Images à niveaux de gris (Monochromes)	8
I.5.3 Images en couleurs (Polychromes)	8
I.6 qualité de l'image numérique	9
I.7 Images bitmap et images vectorielles	9
I.8 Système de traitement d'image	10
I.9 traitement numérique des images	11
I.9.1 Filtrage Numérique	11
I.9.1.1 Filtres linéaires	11
I.9.1.2 Filtres non linéaire	12
I.9.2 Domaines d'application.....	13
I.10 Conclusion.....	14

Chapitre II : Les approches de la segmentation d'images

II.1 Introduction	15
II.2 Définition de la segmentation	15
II.3 Définition formelle de la segmentation.....	16
II.4 Différentes approches de segmentation	16
II.5 Approches Contours.....	16
II.5.1 Méthodes dérivatives	17
II.5.1.1 L'approche Gradient	18
II.5.1.2 L'approche Laplacien.....	19
II.5.2 Méthodes analytiques	20
II.5.2.1 Approche de Canny et Deriche	20
II.5.3 Méthodes déformables	21

II.5.3.1 Contours actifs	21
II.5.4 Les limites de segmentation par contour	21
II.6 Approche région.....	22
II.6.1 Croissance de région (région growing) :.....	22
II.6.2 Segmentation par fusion de régions (Merge).....	23
II.6.3 Segmentation par division de régions (Split).....	23
II.6.4 Segmentation par division-fusion (Split and Merge).....	24
II.7 Segmentation par seuillage	25
II.7.1 Définition du seuillage	25
II.7.2 seuillage globale	26
II.7.3 seuillage locale.....	26
II.8 Conclusion.....	26

Chapitre III : la coopération région-contours

III.1 Introduction.....	27
III.2 Segmentation coopératives :	27
III.3 Coopération Séquentielle	27
III.3.1 Formes de coopération séquentielle	28
III.3.1.1 Contrôle de critère de décision	28
III.3.1.1.1 Méthodes basés sur la méthode de croissance de région.....	28
III.3.1.1.2 Ajustement Des Paramètres De Segmentation	29
III.3.1.1.3 Élimination Des Faux Segments.....	29
III.3.1.1.4 Placement Des Germes	30
III.3.1.1.5 Accélérer Le Temps De Traitement.....	30
III.3.1.2 Ajustement Des Paramètres De Segmentation	29
III.3.1.3 Élimination Des Faux Segments.....	29
III.3.1.4 Placement Des Germes	30
III.3.1.5 Accélérer Le Temps De Traitement.....	30
III.4 Coopération des Résultats.....	31
III.4.1 Formes de coopération des résultats	31
III.4.1.1 Complémentarité entre les segmentations	31
III.4.1.2 Consensus entre plusieurs segmentations	32
III.4.1.3 Ajout d'un critère additionnel aux résultats de segmentation.....	32
III.4.1.4 Ajustement Des Paramètres De Segmentation	32
III.4.1.5 Évaluation Des Résultats De Segmentation.....	33
III.5 Coopération mutuelle.....	33
III.5.1 Formes de coopération mutuelle	33
III.5.1.1 Détecteur de contours utilisant les informations de type région :.....	34
III.5.1.2 Détecteur de régions utilisant les informations de type contour :.....	35
III.5.1.3 Coopération des deux détecteurs de même type (fusion des primitives):...	36
III.6 Conclusion	37

Chapitre IV : applications et résultat expérimentaux

IV.1 Introduction	39
IV.2 Matériel Utilisé	39
IV.3 Evaluation visuelle :	39
IV.4 Organigramme de la segmentation par coopération régions-contour.....	39
IV.5 Base de donnée	41

IV.6 Méthodologie de tests et résultat expérimentaux:	41
IV.6.1 Approche de coopération séquentielle	41
IV.6.2 Approche de coopération mutuelle	45
IV.7 Discussion.....	46
IV.8 Conclusion	47

LA LISTE DES FIGURES

figure i-1: représentation d'image numérique.	4
figure i-2: groupe de pixel formant la lettre a.	4
figure i-3: image sans bruit	5
figure i-4: image avec bruit.	5
figure i-5: contour d'une image.	6
figure i-6: image avec histogramme.	7
figure i-7: image binaire.	8
figure i-8: image monochrome (256 couleurs).	8
figure i-9: image polychrome (65536 couleurs).	9
figure i-10: composition d'un système de traitement numérique.	10
figure i-11: principe du filtre médian.	13
figure i-12: principe du filtre maximum.	13
figure i-13: principe du filtre minimum.	13
figure ii-1: exemple de segmentation d'image.	15
figure ii-2: quelques modèles de contours.	17
figure ii-3: contour et ses dérivées.	17
figure ii-4: détection de contour par les différents filtres.	19
figure ii-5: image originale (à gauche), contour détecté par le laplacien.	20
figure ii-6: croissance progressive des régions.	23
figure ii-7: décompositions successives des blocs.	24
figure ii-8: agrégation itérative des blocs similaires au bloc 1.	24
figure ii-9: seuillage simple d'un histogramme.	25
figure ii-10: seuillage multiple d'un histogramme.	26
figure iii-1: principe de la coopération séquentielle.	28
figure iii-2: l'information de contour guide la croissance de région.	29
figure iii-3: un schéma pour éliminer des frontières fausses.	30
figure iii-4: placement du germe initial.	30
figure iii-5: principe de la coopération des résultats.	31
figure iii-6: principe de la coopération mutuelle.	33
figure iii-7: focalisation du processus contour.	35
figure iii-8: l'emplacement des processus fils contours.	36

figure iii-9: plusieurs détecteurs de régions lancés dans une même zone qui correspond à un objet....	37
figure iv-1:algorithme de segmentation par coopération séquentielle.....	40
figure iv-2: algorithme de segmentation par coopération mutuelle.....	40
figure iv-3:image originale : (a) avion,(b)argents,(c)cameraman,(d)image médicale.....	41
figure iv-4: image originale : (a) brain, (b) 4 colors, (c) flowers.....	41
figure iv-5: (a) avion un seul objet.....	42
figure iv-6: résultat de la segmentation par croissance de région.....	42
figure iv-7: segmentation par coopération séquentielle. « <i>avion</i> ».....	43
figure iv-8: segmentation par coopération séquentielle.« <i>argents</i> ».....	43
figure iv-9: segmentation par coopération séquentielle. « <i>cameraman</i> ».....	44
figure iv-10: segmentation par coopération séquentielle.« <i>image médicale</i> ».....	44
figure iv-11: segmentation par coopération mutuelle.« <i>brain</i> ».....	45
figure iv-12: segmentation par coopération mutuelle.« <i>4 colors</i> ».....	46
figure iv-13: segmentation par coopération mutuelle.« <i>flowers</i> ».....	46

Introduction générale

La segmentation d'image est un problème important dans le domaine de l'analyse d'image. Elle est, par exemple, utilisée en imagerie médicale afin d'analyser et de quantifier les différentes structures anatomiques présentes dans les images. Les méthodes de segmentation peuvent être classées selon le but à atteindre. Il existe des méthodes qui déterminent des régions dans l'image et d'autres qui cherchent à déterminer les frontières des ces derniers.

La segmentation d'image est l'opération la plus importante dans un système de traitement d'images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. L'intérêt de la segmentation est de partitionner une image en plusieurs régions homogènes, au sens d'un critère fixé a priori. L'intérêt de disposer de régions homogènes est de fournir des données simplifiées qui facilitent la tâche d'un système de reconnaissance de formes, ou autre système d'extraction des objets contenus dans l'image.

Les techniques de segmentation d'image sont généralement fondées sur la recherche des discontinuités locales (détection de contours) ou la détection de zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité (extraction de régions). Les approches de segmentation par région, quant à elles, 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. Les meilleurs résultats de segmentation sont obtenus en faisant coopérer des méthodes distinctes. Ce sont des approches plus efficaces, car les inconvénients d'une méthode peuvent être surpassés par les avantages d'une autre méthode.

L'objectif de ce travail est de comparer des approches de coopération région-contour pour la segmentation d'images. La première est une hybridation séquentielle d'une méthode de détection de contour et d'une méthode de détection de région. La deuxième est une approche où les deux méthodes (région, contour) s'exécutent indépendamment. Leurs résultats sont alors exploités afin d'obtenir à une meilleure segmentation. Et finalement, la dernière approche est une coopération mutuelle où une méthode contour et une méthode région s'exécutent en parallèle tout en échangeant des informations qui peuvent leur être utiles dans leur prise de décision.

Ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail. Le premier présente des généralités sur le traitement d'image. Nous avons ensuite présentés dans le chapitre deux les méthodes de segmentation d'images, où nous avons décrit un certain nombre de méthodes classiques de segmentation,

Introduction générale

soit par approche contour ou par région. Le troisième chapitre présente les différentes approches de la segmentation par coopération région et contour suivi d'une étude comparative. Le quatrième chapitre est la partie expérimentations et résultats obtenus où nous montrons l'apport de la coopération de la segmentation par région et contour. Nous terminons ce travail par une conclusion générale et perspective.

CHAPITRE I

GÉNÉRALITÉ SUR LE TRAITEMENT D'IMAGE

I.1 Introduction

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.

Dans ce chapitre nous présentons quelques notions de base du domaine de traitement d'image numérique tels que : la définition d'image, les types d'image, caractéristiques d'image, système de traitement d'image, analyse élémentaire, filtrage, La convolution, segmentation et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

I.2 Définition d'une image:

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, le dessin, la photographie, le film, etc..... C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 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. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation. [5]

I.3 Image numérique :(numérisée) :

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs. [5]

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x,y)$, comme la montre la figure où :

x,y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau d'intensité.

La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.

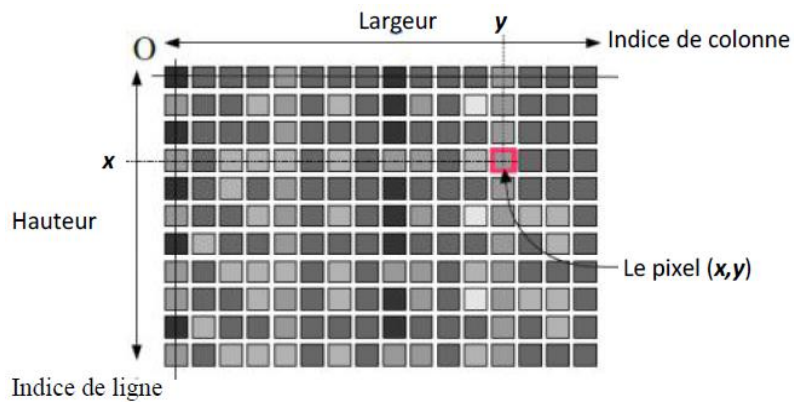


Figure I-1: Représentation d'image numérique.

I.4 Caractéristiques d'une image numérique:

Comme nous l'avons vu, l'image est un ensemble structuré d'informations parmi ses caractéristiques nous pouvons citer les paramètres suivants:

I.4.1 Pixel :

Contraction de l'expression anglaise " Picture Elements ": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une valeur numérique représentative des intensités lumineuses.

Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels sur l'image. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous. [3]

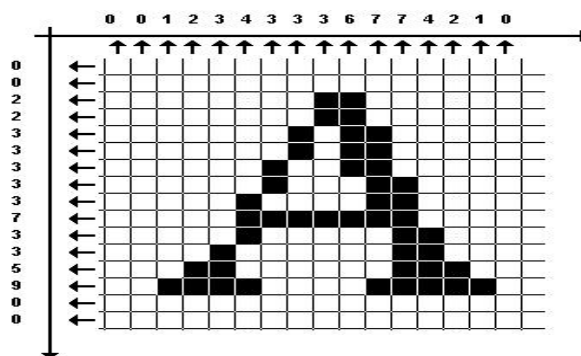


Figure I-2: groupe de pixel formant la lettre A.

I.4.2 La résolution

La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. C'est le nombre de pixels par unité de longueur dans l'image à numériser. Elle est en dpi (dots per inch) ou en ppp (points par pouce).

Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'inflation qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée. [4]

I.4.3 Dimension :

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.[4]

I.4.4 La texture

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes. Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète .la texture est composée de Texel, l'équivalent des pixels.[6]

I.4.5 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur.[2]



Figure I-3: Image sans bruit .



Figure I-4: Image avec bruit.

I.4.6 La luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet.

Une bonne luminance se caractérise par :

- ✓ Des images lumineuses (brillantes);
- ✓ Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- ✓ L'absence de parasites. [1]

I.4.7 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.[6]



Figure I-5: Contour d'une image.

I.4.8 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image.

Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

La figure (1-6) montre une image avec son histogramme. [5]

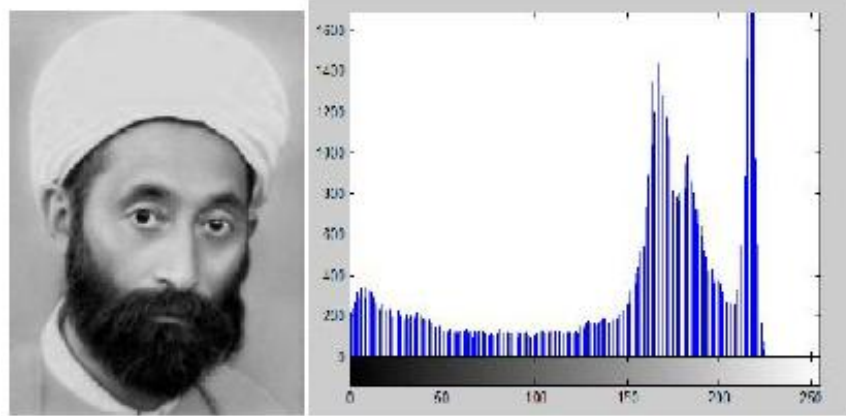


Figure I-6: Image avec histogramme.

I.4.9 Le contraste :

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si $L1$ et $L2$ sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste C est défini par le rapport : [2]

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$$

I.5 Types d'images

On distingue trois types d'images :

- Binaire : 2 couleurs (arrière-plan et avant-plan).
- Monochrome : variations d'une même teinte.
- Polychrome : ' vraies ' couleurs. [5]

I.5.1 Images binaires (en noir et blanc)

Les images binaires sont 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. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit.



Figure I-7: Image binaire.

I.5.2 Images à niveaux de gris (Monochromes)

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre *0 et 255*. Chaque pixel n'est donc plus représenté par *1 bit*, mais par *1 octet*. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image, soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.[5]



Figure I-8: Image Monochrome (256 couleurs).

I.5.3 Images en couleurs (Polychromes)

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : rouge, vert et bleu(RVB) .chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs

allants de 0 à 255 .pour $R=V=B=0$ nous auront un noir pur, et pour $R=V=B=255$ nous auront un blanc pur. La représentation des images couleurs se fait donc soit par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement deux types d'images: [2]

- Images 24 bits ;
- Images à palettes ;



Figure I-9: Image polychrome (65536 couleurs).

I.6 qualité de l'image numérique

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et, d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

- La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc.
- La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles. [9]

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (bitmap ou vectorielle). [5]

I.7 Images bitmap et images vectorielles

Les images appartiennent à deux grandes familles : bitmap (image-bit) et vectorielle. Alors qu'une image vectorielle est décrite à l'aide de courbes et d'équations mathématiques, une image bitmap est constituée de pixels et se réduit donc à une matrice de points. Si les

images vectorielles peuvent être manipulées avec beaucoup de facilité, les modifications de taille, par exemple, apportées à une image bitmap ne sont pas sans incidence.

I.8 Système de traitement d'image

Un système de traitement d'image est généralement composé des unités suivantes :

- Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- Un système de visualisation.
- Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images. [1]

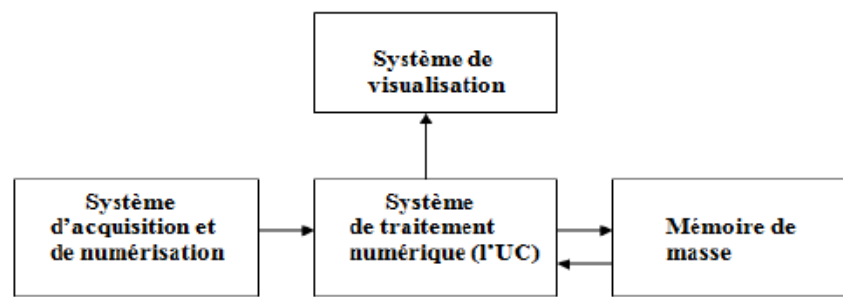


Figure I-10: Composition d'un système de traitement numérique.

❖ Acquisition et numérisation :

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners.

❖ Visualisation

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation de différents types de restituteurs permet de transformer le signal numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela,

différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier. Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission .[9]

I.9 traitement numérique des images

Les techniques de traitement sont destinées à l'exploitation des informations contenues dans les images, ceci dans le but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétables, en d'autres termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image

I.9.1 Filtrage Numérique

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués. [2]

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

I.9.1.1 Filtres linéaires

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille $N \times N$ avec N impair. [2]

Les filtres linéaires les plus connus sont les filtres passe-bas, passe-haut.

A. Filtre passe-bas (lissage) :

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs. [1]

$$1/9^*$$

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Masque du filtre

B. Filtre Passe-haut (Accentuation) :

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas .Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.[1]

$$H=$$

-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

Masque de filtre

I.9.1.2 Filtres non linéaire

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification). Les filtres non linéaires les plus connus sont : [1]

A. Filtre médian

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ...). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir. [1]

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

1. Trier les valeurs par ordre croissant.
2. Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
3. Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.

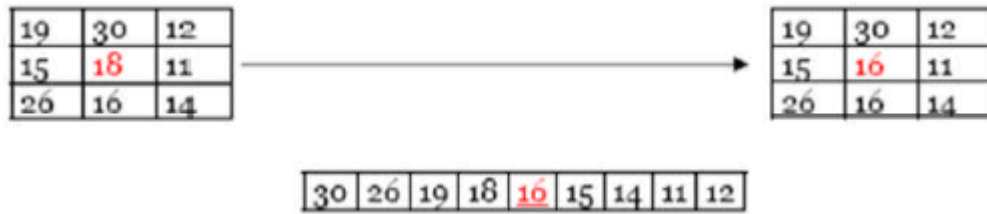


Figure I-11: Principe du filtre médian.

A. Filtre maximum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais la valeur du pixel du centre comme la montre la figure I.14, va être changée par le maximum.

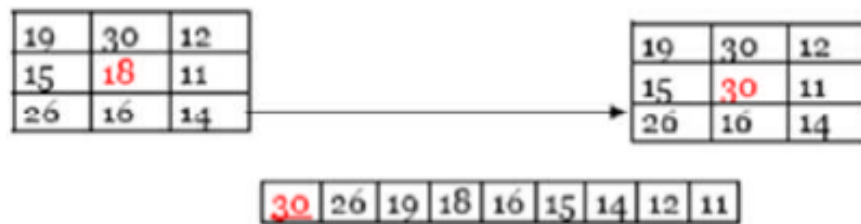


Figure I-12: Principe du filtre maximum.

B. Filtre minimum

On applique le même traitement que celui du filtre maximum mais, cette fois, la valeur du pixel du centre comme la montre la figure va être remplacée par le minimum. [1]

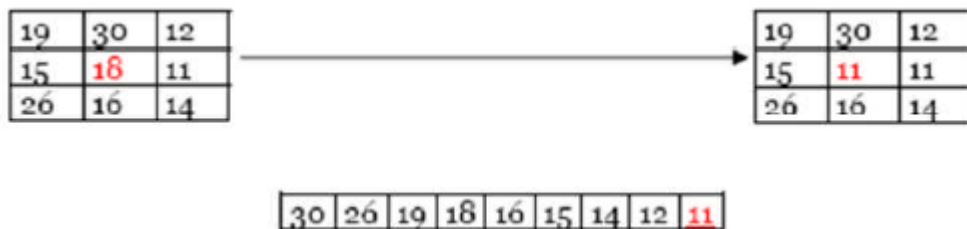


Figure I-13: Principe du filtre minimum.

I.9.2 Domaines d'application

Le traitement d'images possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (T.V., vidéo, publicité,...), la médecine (radiographie, ultrasons,...), biologie, astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire).

De nouvelles applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que : métiers du spectacle, de la radio, créations artistiques,... [9]

I.10 Conclusion

Ce chapitre, nous l'avons voulu à ce qu'il soit une brève introduction aux concepts liés au domaine du traitement d'images. Les différentes définitions qui y sont développées sont celles des connaissances élémentaires de cette discipline, mais combien même elles sont essentielles pour l'initiation aux traitements approfondis des images.

Nous pouvons, à présent, aborder au prochain chapitre les techniques de la segmentation d'image.

CHAPITRE II

LES APPROCHES DE LA SEGMENTATION D'IMAGES

II.1 Introduction

L'homme sait naturellement séparer des objets dans une image. Pour séparer un objet d'un fond, l'humain se base sur des connaissances de haut niveau qui lui permettent de détecter dans l'image ce qui l'intéresse.

Fondamentalement, la segmentation est un processus qui consiste à découper une image en régions connexes présentant une homogénéité selon un certain critère, comme par exemple la couleur. L'union de ces régions doit redonner l'image initiale. La segmentation est une étape importante pour l'extraction des informations qualitatives de l'image. Elle fournit une description de haut niveau.

II.2 Définition de la segmentation

La segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des mesures effectuées ultérieurement. C'est généralement une première étape d'un traitement plus complexe comme la reconnaissance de formes. Elle permet de cerner les formes des objets sur lesquels doit porter l'analyse. de délimiter des régions (l'intérêt de les extraire du fond. Une bonne méthode de segmentation sera celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation. Elle devra donc avoir simplifié l'image sans pour autant en avoir trop réduit le contenu.

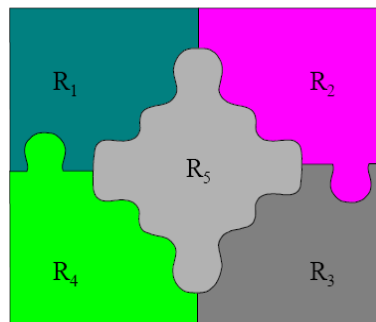


Figure II-1: Exemple de segmentation d'image.

À ce jour, il existe (les nombreuses méthodes de segmentation qui sont pratiquement toutes sensibles au bruit. il est donc nécessaire (le commencer par nettoyer l'image en appliquant les filtres usuels d'atténuation le bruit. Parmi les approches (le segmentation les plus connues), on peut citer : la segmentation basée sur le seuillage. le segmentation basée sur les régions. et la segmentation basée sur les contours. [9]

II.3 Definition formelle de la segmentation

Formellement, la segmentation d'une image A en régions R_i , $i = 1..n$, est définie par les propriétés suivantes :[13]

1. $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$
2. $R_i \cap R_j = \emptyset; \forall i, j$ telle que $i \neq j$
3. $p(R_i) = \text{vrai}; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$
4. $p(R_i \cap R_j) = \text{faux}; \forall i, j$ telle que $i \neq j$
5. R_i est un composant connexe; $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$

- P est un prédicat d'homogénéité.
- La première condition indique que l'union des régions nous ramène à l'image de départ.
- La deuxième indique que deux régions différentes sont disjointes.
- La troisième exprime que les pixels appartenant à une région doivent satisfaire le critère d'homogénéité.
- La quatrième exprime le critère d'homogénéité pour la segmentation en régions disjointes.

II.4 Differentes approches de segmentation

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en trois principales classes :

1. Segmentation fondée sur les régions (en anglais : régions-based segmentation).
2. Segmentation fondée sur les contours (en anglais : edge-based segmentation)
3. Segmentation fondée sur le seuillage.[9]

II.5 Approches Contours

L'approche contour consiste à identifier les changements entre les régions. En général, un élément de contours est un point de l'image appartenant à la frontière de deux ou plusieurs objets ayant des niveaux de gris différents. Les variations d'intensité de lumière et de couleurs sont très bien perçues par le système visuel humain. la figure suivant montre quelques modèles de contours.[2]

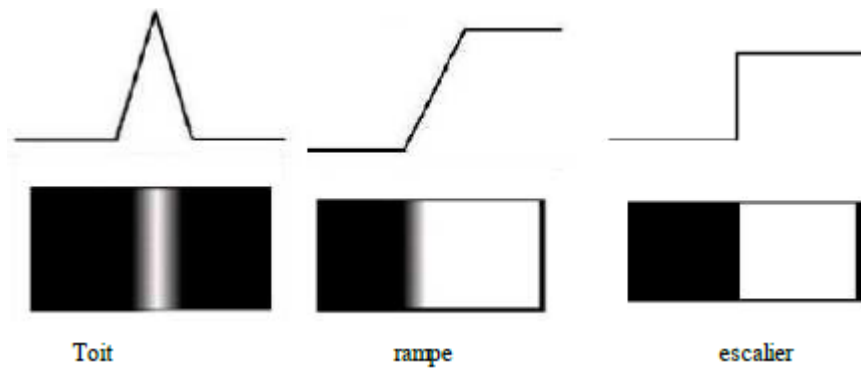


Figure II-2: quelques modèles de contours.

- Marche d'escalier : le contour est net (contour idéal).
- Rampe : le contour est plus flou.
- Toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.

Nous présentons dans ce qui suit les différentes méthodes adaptées pour la détection des contours dans des images en niveaux de gris. Pour ces dernières, deux familles de méthodes sont distinguées :

II.5.1 Méthodes dérivatives

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées pour détecter des transitions d'intensité par différenciation numérique (Première et deuxième dérivé). A chaque position, un opérateur est appliqué afin de détecter les transitions significatives au niveau de l'attribut de discontinuité choisi. Le résultat est une image binaire constituée de points de contours et de points non-contours. [2]

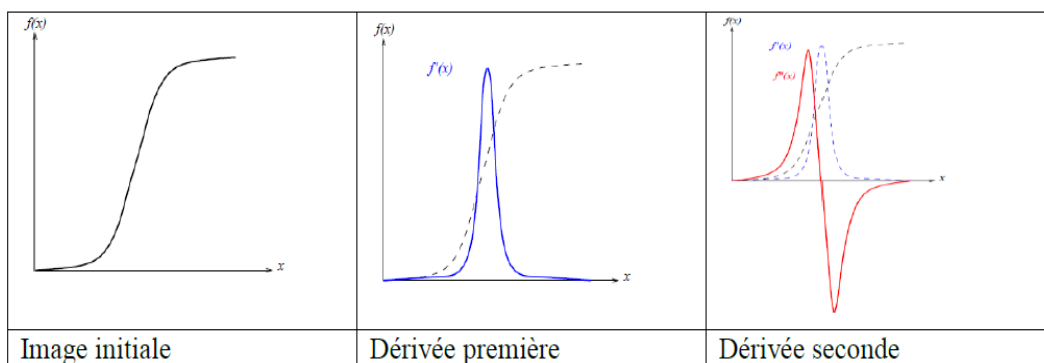


Figure II-3: Contour et ses dérivées.

De nombreuses techniques d'extraction de contours existent dans la littérature. Elles peuvent être classées comme suit [13]:

- Les algorithmes basés sur le gradient (ou opérateurs du premier ordre).
- Les algorithmes basés sur le Laplacien (ou opérateurs du second ordre).

II.5.1.1 L'approche Gradient

On utilise la première dérivée pour calculer le gradient. Le gradient, en un pixel, est un vecteur caractérisé par une amplitude et une direction.

L'approximation des deux dérivées est donnée par la relation suivante :

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial x} = I(x + 1, y) - I(x, y), \quad \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} = I(x, y + 1) - I(x, y)$$

Le module :

$$G(x, y) = \|\nabla I(x, y)\| = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}$$

La direction (argument)

$$\arg G(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right)$$

Il existe plusieurs opérateurs de gradient Parmi ses opérateurs, il y a les masques de Roberts, de Prewitt et de Sobel ...etc. [2]

a .Opérateurs de Sobel et Prewitt :

Les opérateurs de "Sobel" et de "Prewitt" permettent d'estimer la norme du gradient bidimensionnel d'une image en niveau de gris. Ces opérateurs consistent en une paire de masques de convolution 3×3.

Pour ces opérateurs les dérivées directionnelles horizontale et verticale s'expriment sous la forme : [15]

$$\frac{\Delta I}{\Delta j} = h_j * I(i, j) \text{ et } \frac{\Delta I}{\Delta i} = h_i * I(i, j)$$

Avec:

$$h_j = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ et } h_i = \begin{bmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{bmatrix}$$

Les matrices h_1 et h_2 sont appelées masques, Les masques de Prewitt sont définis par $c=1$ et les masques de Sobel par $c=2$.

b . Opérateur de Roberts (1965)

Le détecteur de Roberts permet de calculer le gradient bidimensionnel d'une image de manière simple et rapide. Ce principe ne diffère pas beaucoup de celui des opérateurs de "Prewitt "et "Sobel".[2]

Les masques de convolution de Robert sont :

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ et } \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

La figure suivante nous montre les contours détectés par ces filtres:

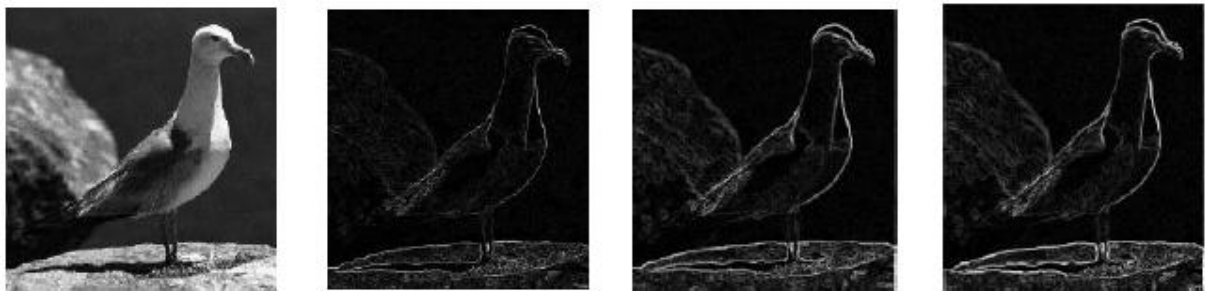


image originale

Roberts

PerwittSobel

Figure II-4: Détection de contour par les différents filtres.

II.5.1.2 L'approche Laplacien

Dans cette approche, l'extraction des contours est basée sur le calcul des dérivées secondes, cela signifié que le Laplacien[2]

$$\nabla f(i, j) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} (i, j) + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} (i, j)$$

L'approximation des deux dérivées est donnée par la relation suivante

$$\nabla^2 f = f(x + 1, y) + f(x - 1, y) + f(x, y - 1) + f(x, y + 1) - 4f(x, y)$$

Les plus simples opérateurs du Laplacien est donnée par l'application des masque suivant :

- Laplacien en connexité 4 :

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

- Laplacien en connexité 8:

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

La figure suivante représente la détection de contour en utilisant le Laplacien :



Figure II-5: Image originale (à gauche), contour détecté par le Laplacien.

II.5.2 Méthodes analytiques

II.5.2.1 Approche de Canny et Deriche

Elle consiste à trouver un filtre optimal satisfaisant les 3 contraintes suivantes :

- **Une bonne détection** : faible probabilité d'oublier un vrai point de contour et une faible probabilité de marquer un point image comme contour alors qu'il ne l'est pas.
- **Une bonne localisation** : les points contours doivent être le plus près possible de leur position réelle dans l'image.
- **Une réponse unique** : à un contour unique : un point de contour ne doit être détecté qu'une seule fois par le filtre mis en œuvre.

Le détecteur de contour de Canny est le plus utilisé. Il est basé sur trois critères : la détection (robustesse au bruit), la localisation (précision de la localisation du point contour), l'unicité (une seule réponse par contour) [14]

Au filtre de Canny, Deriche a proposé un autre filtre (condition initiale différente) qui permet une simplification de son implémentation nous préférons souvent le détecteur de Deriche, qui répond exactement aux mêmes critères de qualité que celui de Canny .[16]

II.5.3 Méthodes déformables

Les modèles déformables, introduits par Kass sont aussi connus sous les noms de « snakes » ou « contours actifs ».

L'intérêt principal des contours actifs est de détecter des objets dans une image en utilisant les techniques d'évolution de courbes. L'idée est de partir d'une courbe initiale, 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. [12]

II.5.3.1 Contours actifs

Les contours actifs tirent leur origine des modèles élastiques, mais la communauté s'accorde à les attribuer à l'équipe Kass, Witkin et Terzopoulos, qui introduisirent les Snakes ou courbes minimisantes. Les snakes tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents. L'approche est variationnelle, c'est à dire que l'équation d'évolution du contour actif se déduit de la minimisation d'une énergie modélisant l'objet d'intérêt. Depuis la publication de cette équipe, les modèles déformables sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement d'images. [5]

II.5.3.1.1 Principe de fonctionnement des contours actifs

Un contour actif est une courbe définie dans l'image et qui est capable de se mouvoir sous l'influence de plusieurs forces qui vont la tirer ou la pousser vers la forme. Un snake consiste à placer aux alentours de l'objet à détecter une ligne initiale de contour, l'évolution se fait à travers un processus itératif qui déforme la courbe à chaque itération jusqu'à sa position finale

II.5.4 Les limites de segmentation par contour

Les principales limites des méthodes de détection de contour sont les suivantes [13] :

- Les contours extraits selon les méthodes classiques souvent ne correspondent pas nécessairement à la limite des objets. Dans de nombreuses images de basse qualité, quelques-unes des méthodes produisent des faux contours.

- Les techniques de détection de contour dépendent de l'information contenue dans le voisinage local de l'image. Il n'y a pas d'information globale.
- Après l'extraction des points de contours, ces derniers sont reliés afin de déterminer les frontières. Le processus de fermeture des contours peut parfois conduire à des discontinuités et des lacunes dans l'image.
- Il est souvent difficile d'identifier et de classer les contours parasites.

II.6 Approche région

La segmentation d'image par l'approche région consiste à découper l'image en régions. Les pixels adjacents sont regroupés en régions distinctes selon un critère d'homogénéité ou de similarité donnée. Ce critère peut être, par exemple, le niveau de gris, couleur, texture...etc.

Un processus de groupement est répété jusqu'à ce que tous les pixels dans l'image soient inclus dans des régions. Cette approche vise, donc, à segmenter l'image en se basant sur des propriétés intrinsèques des régions. [2]

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

II.6.1 Croissance de région (région growing) :

Cette technique consiste à faire progressivement accroître les régions autour de leur point de départ. L'initialisation de cette méthode consiste à considérer chaque pixel comme une région. On va essayer de les regrouper entre elles avec un double critère de similarité des niveaux de gris et d'adjacence. Le critère de similarité peut par exemple être : la variance des niveaux de gris de la région R est inférieure à un seuil.

Le principe de l'agrégation de pixel est le suivant : on choisit un germe (Le point de départ est le choix d'un ensemble de pixels appelés « germes ») et on fait croître ce germe tant que des pixels de son voisinage vérifient le test d'homogénéité. Lorsqu'il n'y a plus de pixels candidats dans le voisinage, on choisit un nouveau germe et on itère le processus. [5]

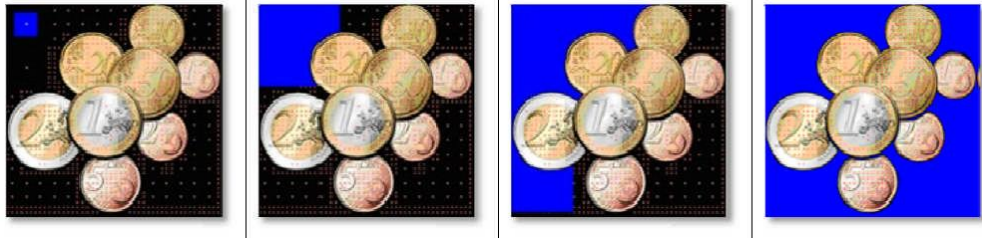


Figure II-6: Croissance progressive des régions.

Parmi les avantages de cette technique, nous pouvons citer :

- La simplicité et la rapidité de la méthode.
- La segmentation d'objet à topologie complexe.
- La préservation de la forme de chaque région de l'image.

Cependant, il existe plusieurs 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.
- Il peut y avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés.

II.6.2 Segmentation par fusion de régions (Merge)

Les techniques de réunion (*region merging*) sont des méthodes ascendantes où tous les pixels sont visités. Pour chaque voisinage de pixel, un prédicat P est testé. S'il est vérifié les pixels correspondants sont regroupés dans une région.

Les inconvénients de cette méthode se situent à deux niveaux :

- Cette méthode dépend du critère de fusion qui peut influencer sur le résultat final de la segmentation.
- Elle peut introduire l'effet de sous-segmentation.

II.6.3 Segmentation par division de régions (Split)

La division consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon un critère donné. 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 [13].

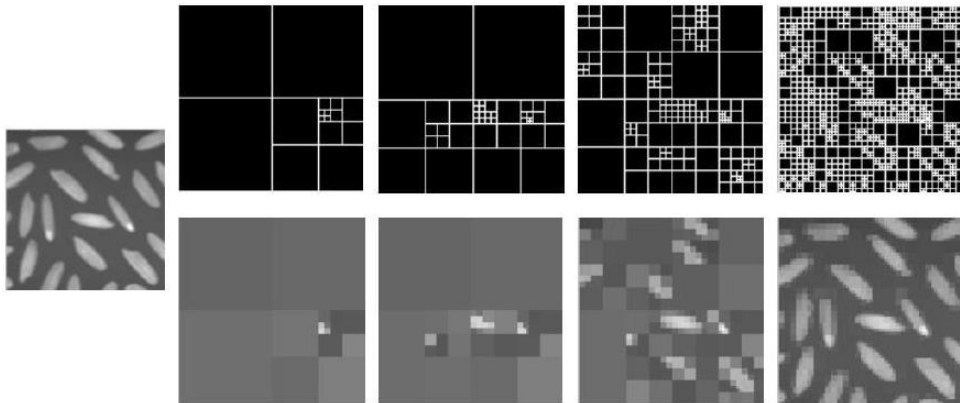


Figure II-7: Décompositions successives des blocs.

Cette méthode présente un inconvénient majeur qui est la sur-segmentation. Toutefois, ce problème peut être résolu en utilisant la méthode de division-fusion que nous présentons dans ce qui suit.

II.6.4 Segmentation par division-fusion (Split and Merge)

Ces méthodes combinent les deux méthodes décrites précédemment, la division de l'image en de petites régions homogènes, puis la fusion des régions connexes et similaires au sens d'un prédicat de regroupement. On part du principe que chaque pixel représente à lui seul une région. Deux régions seront fusionnées si elles répondent aux critères de similarité des niveaux de gris et d'adjacence de régions. On s'arrête quand le critère de fusion n'est plus vérifié.[2]

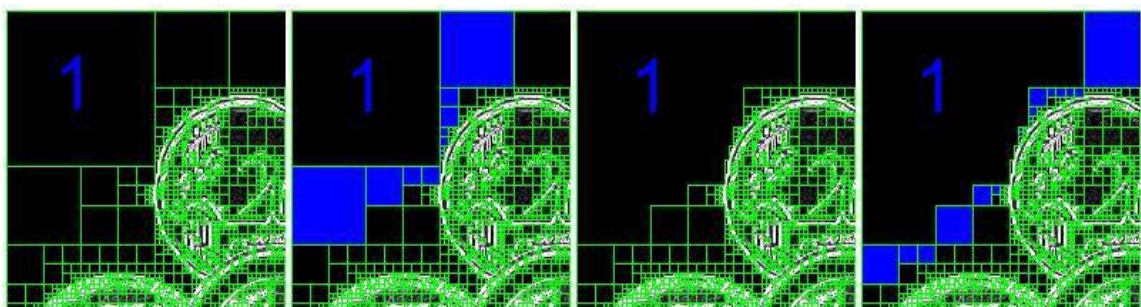


Figure II-8: Agrégation itérative des blocs similaires au bloc 1.

Les inconvénients de cette méthode se situent à trois niveaux :

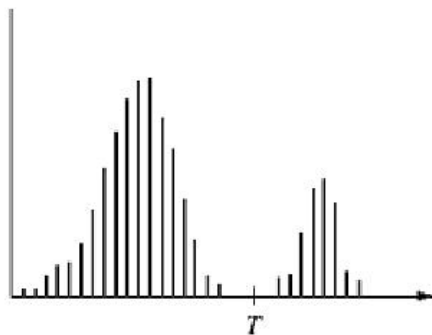
- Les régions obtenues ne correspondent pas, dans tous les cas, aux objets représentés dans l'image.
- Les limites des régions obtenues sont habituellement imprécises et ne coïncident pas exactement aux limites des objets de l'image.
- La difficulté d'identifier les critères pour agréger les pixels ou pour fusionner et diviser les régions. [2]

II.7 Segmentation par seuillage

II.7.1 Définition du seuillage

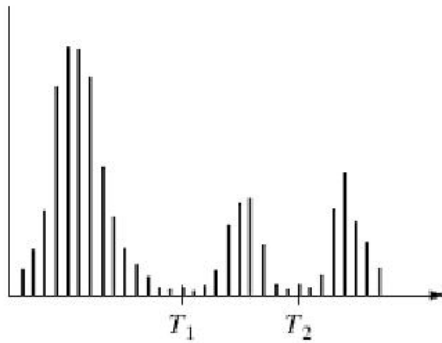
Le seuillage (thresholding en Anglais) représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'image pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil. Tout problème de seuillage consiste alors à rechercher la valeur du seuil. La plupart des méthodes de seuillage déterminent le seuil en optimisant une fonction objective.

On distingue le Seuillage de base (simple) (2 classes) où le résultat du seuillage est une image binaire (Figure 2.19), et le multi-seuillage (multi-level thresholding en Anglais) qui est utile quand on a affaire à des images qui contiennent plusieurs objets ayant des luminances différentes. Pour extraire ces objets, plusieurs seuils sont nécessaires. Le résultat du seuillage est une image avec $n+1$ classes pour n seuils (Figure2.20).[5]



$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) < T \\ 1 & \text{si } f(x, y) \geq T \end{cases}$$

Figure II-9: Seuillage simple d'un histogramme.



$$G(x,y)=\begin{cases} 2 & \text{si } f(x,y) \geq T_2 \\ 1 & \text{si } T_1 \leq f(x,y) < T_2 \\ 0 & \text{si } f(x,y) < T_1 \end{cases}$$

Figure II-10: Seuillage multiple d'un histogramme.

La segmentation par seuillage d'histogramme constitue un cas particulier de la segmentation par classification. Elle permet de répartir les pixels en classes en fonction de leurs niveaux de gris. Les classes sont alors délimitées par des seuils.

Les méthodes de seuillage peut être: Seuillage globale et seuillage local, manuelle.

II.7.2 seuillage globale

Seuillage globale : un seuil pour toute l'image, elle consiste à comparer le niveau de gris de chaque pixel x_i de l'image avec un seuil global fixe T (par exemple 127). On note b_i la nouvelle valeur du pixel, le seuillage est donné par l'expression suivante :

$$b_i = 255 \text{ si } x_i \geq T \text{ et } b_i = 0 \text{ si } x_i < T$$

II.7.3 seuillage locale

Seuillage local ou adaptatif : un seuil pour une portion de l'image. Les méthodes de seuillage locale prennent en considération la valeur des pixels voisins pour le calcul des seuils.[5]

II.8 Conclusion

Nous avons tenté dans ce chapitre de regrouper les techniques de segmentation d'images en trois approches: approche par extraction de régions, approche par détection de contours et une approche par classification. Bien elles aient toutes des avantages, elles présentent également plusieurs inconvénients. Et comme la segmentation d'une image peut être considérée comme un problème d'optimisation, dans le chapitre qui suit, nous présenterons différentes segmentation d'image par coopération région-contour.

CHAPITRE III

SEGMENTATION PAR COOPÉRATION RÉGION-CONTOURS

III.1 Introduction

Nous avons vu dans le chapitre précédent, qu'il existe deux grandes approches de segmentation d'images. La première, par contour, consiste à localiser les frontières des régions. La deuxième, par région, consiste à définir le contenu des régions. Bien que chaque approche ait ses avantages, elle présente également des inconvénients. Cela a poussé les chercheurs à s'intéresser aux approches coopératives. Dans ce type d'approche, la complémentarité des deux types de segmentation (approche contour et approche région) est exploitée. Une des approches coopératives les plus utilisées est la croissance de régions guidée par la détection de contours. En premier lieu, les contours sont extraits, puis les régions vont croître à l'intérieur de ces contours.

La coopération entre les méthodes de segmentation par régions et par contours donne une meilleure segmentation car elles prennent en compte les caractéristiques des entités de l'image. En effet, les méthodes coopératives prennent avantage de la nature complémentaire de l'information sur la région et sur le contour. Elles combinent les techniques de segmentation basées sur les régions et celles sur les contours. Ainsi, une segmentation par coopération régions-contours peut être exprimée comme une coopération entre ces deux concepts afin d'améliorer le résultat final de segmentation.

III.2 Segmentation coopératives :

La segmentation coopérative est une méthode permettant d'obtenir ces deux segmentations compatibles dans laquelle on relie l'extraction de plusieurs types de primitives ou d'informations (le gradient, écart type). Elle combine les avantages de chacune prise séparément : la précision et la rapidité d'une segmentation en contours, et la fermeture des frontières et la densité de l'information extraite, d'une segmentation en régions. [7]

La segmentation par coopération région contour peut être exprimé comme une entre-aide entre ces deux concepts afin d'améliorer le résultat final. C'est une approche qui peut être une solution pour pallier aux inconvénients des deux approches. Il existe trois formes de coopération région-contour :[13]

III.3 Coopération Séquentielle

Le principe général de la coopération séquentielle est que l'une des techniques, par région ou par contour, est exécutée 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 (Figure 3-1). Mais, l'information sur les régions peut aussi être utilisée dans une segmentation par contour. Nous allons présenter certaines formes de coopération séquentielle [17].

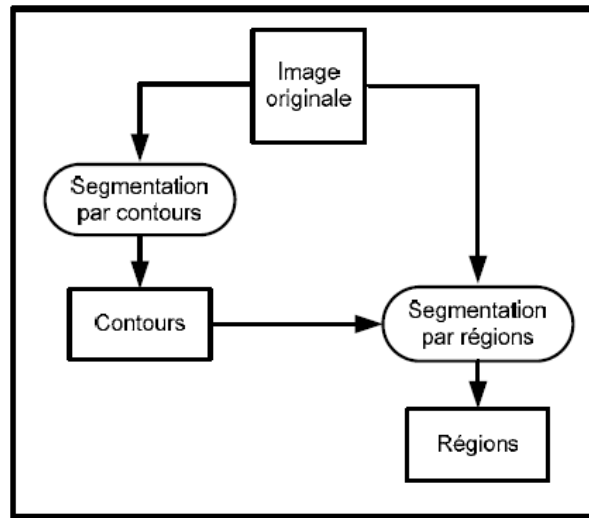


Figure III-1: Principe de la coopération séquentielle.

III.3.1 Formes de coopération séquentielle

La coopération séquentielle peut se manifester dans la définition ou l'ajustement des Paramètres de segmentation. L'information fournie par cette forme de coopération permet aussi d'éliminer les faux segments et de gagner du temps de traitement. [17]

Parmi les méthodes de coopération, il y a celles qui utilisent l'information pour le placement de germe initial et celles qui l'utilisent pour mettre au point un critère de décision.

III.3.1.1 Contrôle de critère de décision

Les contours représentent une contrainte pour la croissance de régions. Par conséquent, la méthode de croissance de régions va être guidée par des informations de type contours, préalablement extraites.[13]

III.3.1.1.1 Méthodes basés sur la méthode de croissance de région

Les méthodes de croissance de régions sont basées 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.

Un schéma de cette approche est montré dans la Figure 3-2. La technique détermine si le pixel choisi est un pixel contour ou non. La présence d'un contour est un critère d'arrêt pour le processus de croissance et le pixel ne doit donc pas être agrégé. Par conséquent, la croissance de région s'arrête.[13]

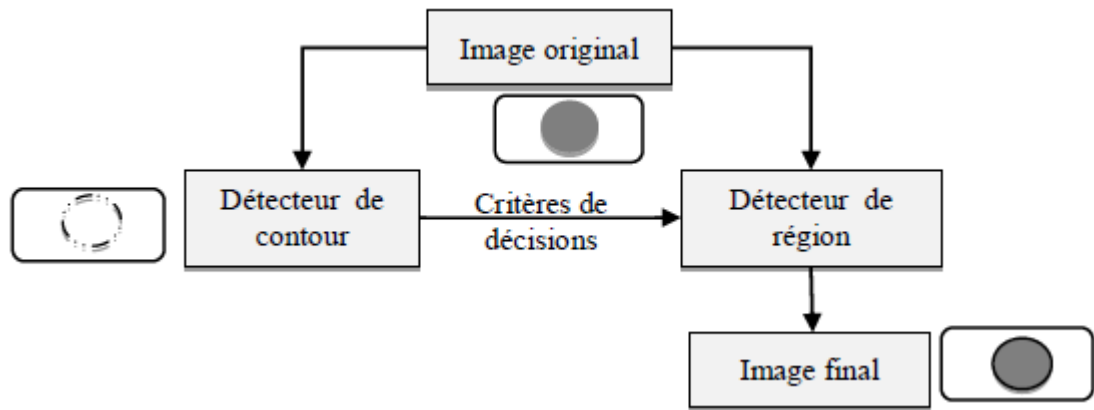


Figure III-2: l'information de contour guide la croissance de région.

III.3.1.2 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. 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 ».[17].

III.3.1.3 Élimination Des Faux Segments

La coopération entre régions-contours peut palier 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.

De même, l'information sur le contour peut renseigner sur la possibilité d'une fusion entre deux régions adjacentes similaires. L'exemple suivant illustre ce principe : les paramètres d'une détection de contours sont ajustés afin d'obtenir une image sur-segmentée. Cette dernière constitue le point de départ pour un processus de fusion entre les régions adjacentes

selon leur degré d'homogénéité. Le résultat de cette fusion est utilisé pour éliminer les fausses détections de la segmentation par contours.[17]

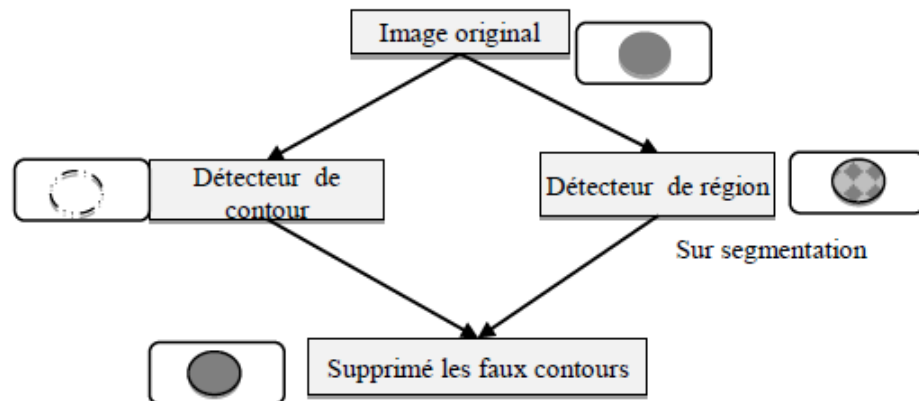


Figure III-3: Un schéma pour éliminer des frontières fausses.

III.3.1.4 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 (voir la figure 3-4). [19]

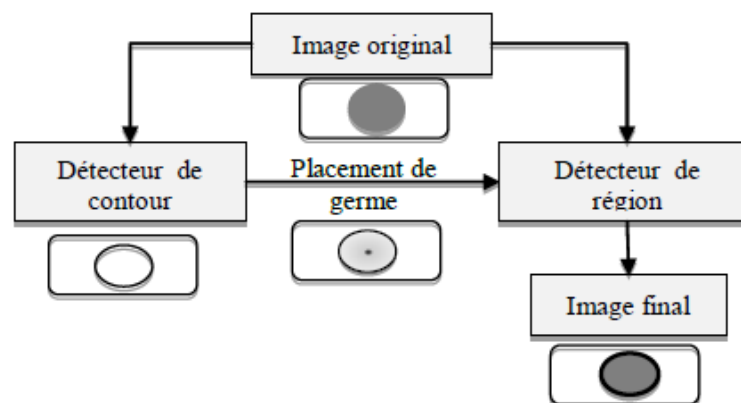


Figure III-4: Placement du germe initial.

III.3.1.5 Accélérer Le Temps De Traitement

La segmentation par coopération séquentielle contribue aussi à gagner du temps de traitement. Par exemple, dans une segmentation par la technique de quadripartition (quadtree),

lors du processus de division de l'image en quadrants homogènes, l'intégration de l'information sur les contours permet d'accélérer le découpage.

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.[17]

III.4 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 (figure 3-5). 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.[17]

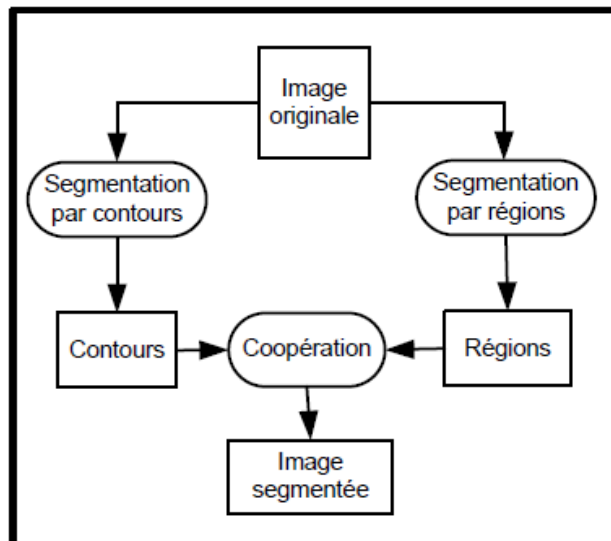


Figure III-5: Principe de la coopération des résultats.

III.4.1 Formes de coopération des résultats

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. [17]

III.4.1.1 Complémentarité entre les segmentations

Les résultats des deux types de segmentation sont combinés pour obtenir une segmentation plus complète. 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.

III.4.1.2 Consensus entre plusieurs segmentations

Le but de cette forme de coopération est d'établir un consensus entre les résultats de diverses segmentations. Un exemple de cette approche est proposé par Cho et Meer (1997). 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. Ce consensus peut être utilisé entre les résultats de la segmentation par régions et par contours. Chu et Aggarwal 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. [18]

III.4.1.3 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 contient de contours. Les régions subdivisées de mêmes caractéristiques sont par la suite fusionnées en exploitant les informations sur les régions et sur les contours.[13]

III.4.1.4 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. 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. [17]

III.4.1.5 Évaluation Des Résultats De Segmentation

La coopération peut contribuer aussi au problème de paramétrage des segmentations et d'absence ou de manque d'informations de réalité de terrain. 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. [17]

III.5 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 va aider la technique de segmentation dans sa prise de décision. Dans le cas de lacunes ou d'informations insuffisantes. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables. [17]

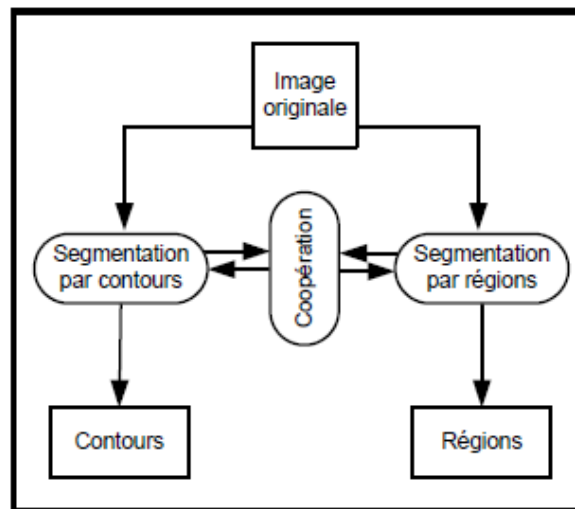


Figure III-6: Principe de la coopération mutuelle.

III.5.1 Formes de coopération mutuelle

L'exemple suivant illustre bien la coopération mutuelle. 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 additionnelle : 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. 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. 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.[17]

III.5.1.1 Détecteur de contours utilisant les informations de type région :

Lorsqu'aucune décision n'a pu être prise concernant le pixel candidat au cours de la phase de croissance, le processus a besoin d'informations supplémentaires. Par exemple, un contour ne trouvant plus de pixels avec un gradient suffisant pour poursuivre la croissance. Dans ce cas, le détecteur de contour doit adapter le seuillage appliqué sur la norme du gradient si des régions existent dans la périphérie de ce contour, ou suspendre son activité et solliciter le système pour la création de trois processus fils : deux pour chaque région de part et d'autre du contour, un pour le contour qui lui renvoient de l'information [20].

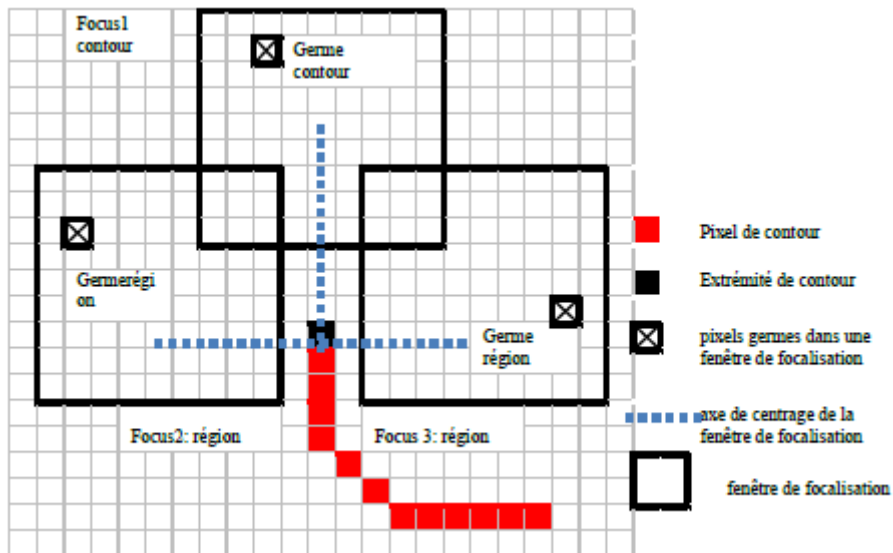


Figure III-7: Focalisation du processus contour.

III.5.1.2 Détecteur de régions utilisant les informations de type contour :

Le fonctionnement de ce détecteur repose sur l'hypothèse de l'existence d'un réseau de contours entourant une région. Son principe est d'anticiper la création de contours qui ont pour but de bloquer son avancé (construction de la région). Ce détecteur s'exécute sous forme d'un cycle de 3 étapes successives [13]:

1. Croissance de la région tant que les pixels candidats ont une bonne évaluation.
2. Lancement de processus de type contour dans le voisinage de la région, et mise en attente jusqu'à la terminaison de ces processus.
3. Ajustement des seuils utilisés par le processus de type région, pour permettre d'incorporer de nouveaux pixels.

Pour la deuxième étape, l'initialisation des processus fils contour dans les fenêtres de focalisations se fait comme indiqué dans la Figure 3-9 (les fenêtres de focalisation sont placées à une distance D des pixels dans une direction déterminée par la courbure de la frontière de la région).

A la troisième étape une opération de chaînage de contours engendrés par la deuxième étape peut être nécessaire.

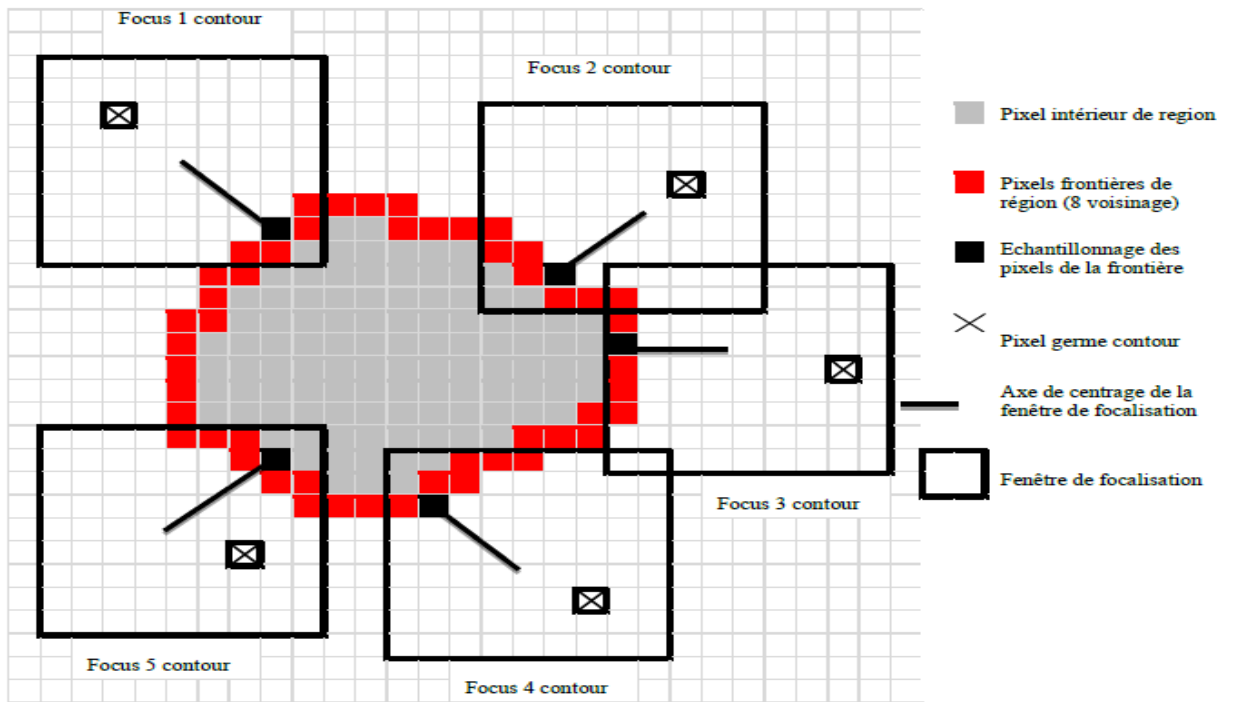


Figure III-8: L'emplacement des processus fils contours.

III.5.1.3 Coopération des deux détecteurs de même type (fusion des primitives):

La méthode présentée engendre souvent une sur-segmentation et des contours non fermés, et cela est dû à sa nature : Les détecteurs de contours créent conjointement des germes de détection de régions au sein d'un même objet de l'image (Figure 3-12). Les détecteurs de régions lancent plusieurs germes contours, qui sont supposés détecter un seul contour. Pour résoudre ce problème, une étape de fusion des régions et chaînage de contours est nécessaire. La coopération se manifeste ici dans le fait que deux régions homogènes sont fusionnées si elles ne sont pas séparées par un contour. Deux contours suffisamment proches et similaires sont chaînés s'ils ne coupent pas une région.[20]

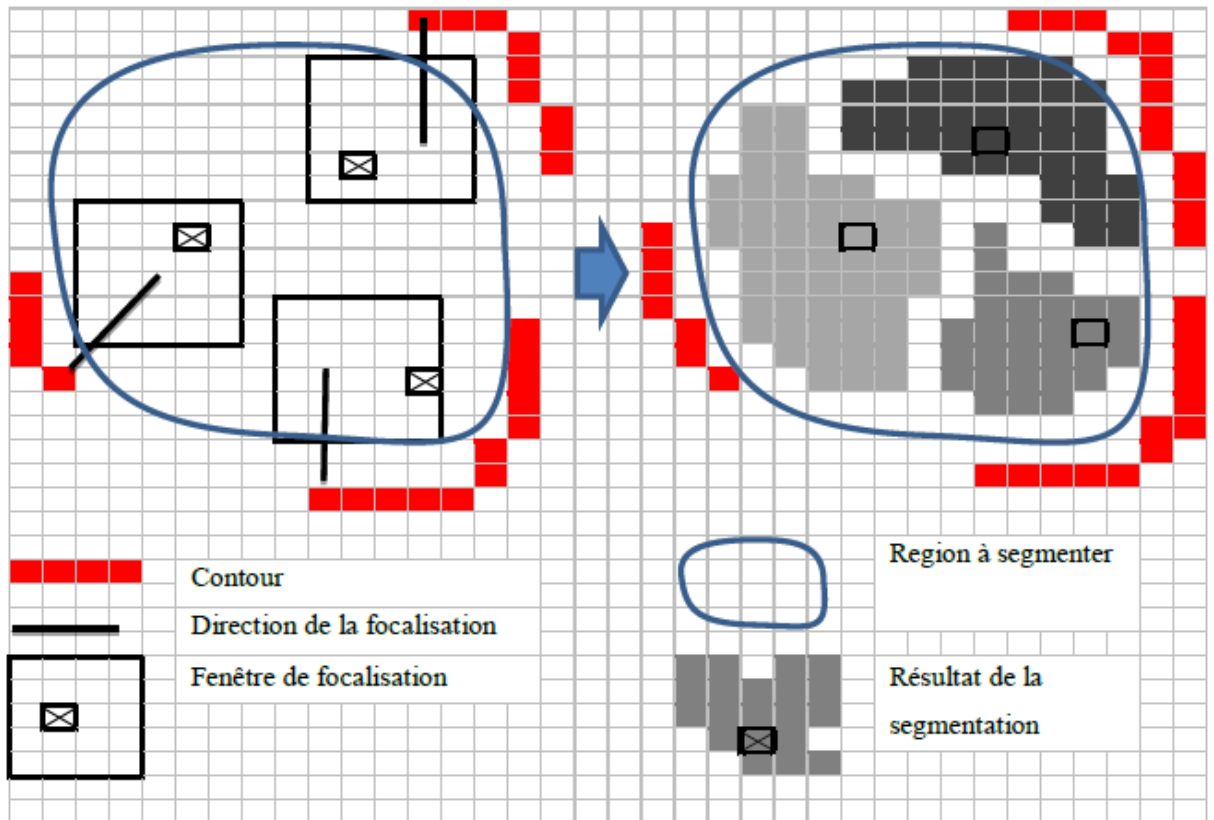


Figure III-9: Plusieurs détecteurs de régions lancés dans une même zone qui correspond à un objet

III.6 Conclusion

Un des objectifs de ce mémoire est la compréhension de la coopération des méthodes contour et région et leur apport à la segmentation d'image. A cet effet, nous avons présenté différents schémas de coopération : séquentielle, par fusion des résultats et mutuelle. Ces trois approches utilisent les mêmes détecteurs de région et de contour. Nous avons choisi d'utiliser la croissance de région pour le premier détecteur et le suivi de contour pour le deuxième. Nous avons explicité les différentes stratégies utilisées dans les trois types de coopération. Le prochain chapitre est dédié à l'évaluation des schémas de coopération et à leur comparaison.

CHAPITRE IV

APPLICATIONS ET RÉSULTAT EXPÉRIMENTAUX

IV.1 Introduction

Dans ce travail, nous sommes intéressés à la collaboration de la détection de région et contour afin de segmenter une image. Pour cela, nous avons implémenté deux schémas de segmentation : segmentation par coopération région-contour type séquentiel suivi d'une comparaison avec la segmentation par croissance de régions, et une segmentation par coopération région-contour type mutuelle. Ces approches se basent sur les mêmes détecteurs de contour et de région. L'objectif de cette partie est comparer ces types de segmentation.

IV.2 Matériel Utilisé

Un micro-ordinateur « acer » avec les caractéristiques suivantes :

- Microprocesseur 2.3 GHz ,3MB3 L3 cache
- RAM 4 GB
- Carte Graphique 3000 Mo

- Disque Dur 500 GB

IV.3 Evaluation visuelle :

L'évaluation visuelle est effectuée par un expert humain. Il compare les deux images (initial et segmentée) en les regardant. Cette évaluation est très subjective, car elle dépend des critères utilisés par l'expert humain. Ces critères vont dépendre du domaine d'intérêt de l'expert et du but précis qu'il cherche à atteindre. Cette évaluation va de l'intérêt porté par l'expert: objets, zones homogènes ou texturées, discontinuités, etc. L'évaluation visuelle est qualitative, elle permet de dire si un algorithme fonctionne, mais ne permet pas de comparer plusieurs algorithmes. Pour améliorer la qualité de cette évaluation, on peut faire appel à plusieurs experts, et ne considérer que les résultats cohérents. [21]

IV.4 Organigramme de la segmentation par coopération régions-contour

Nous avons choisi deux type de coopération : dans un premier temps une approche séquentielle parmi les différentes approches qui existent dans la segmentation coopérative, cette méthode consiste à combiner les techniques de segmentation par région et celles basées sur les contours, en utilisant un algorithme basé sur les contours actif.

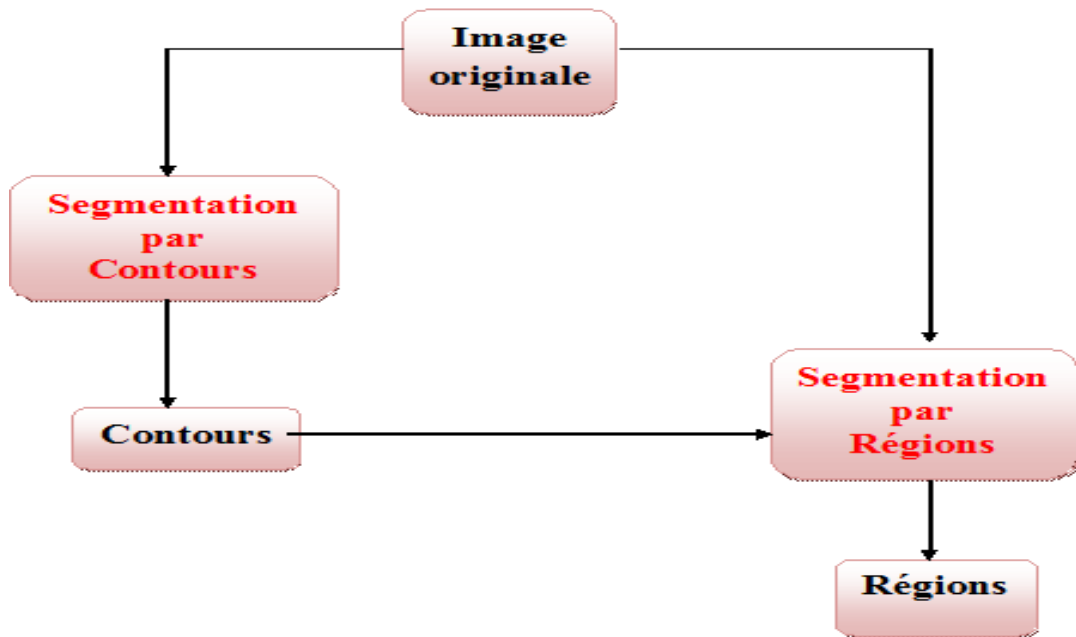


Figure IV-1: Algorithme de segmentation par coopération séquentielle.

Le deuxième type de segmentation utilisé est basé sur la coopération mutuelle, dont les différentes techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations (Figure IV.2). L'information échangée sert à aider la technique de segmentation dans la prise de décision dans le cas de lacunes ou d'informations insuffisantes. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables.

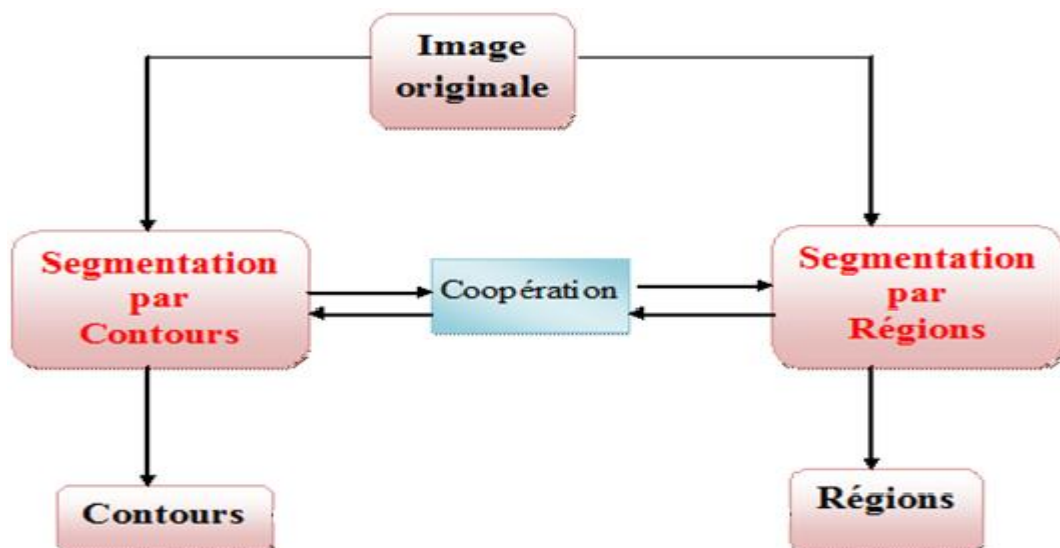


Figure IV-2: Algorithme de segmentation par coopération mutuelle.

IV.5 Base de donnée

Dans cette partie on va testé les différentes modèles de coopération pour la segmentation d'image, on a pris Plusieurs images de travail (Figure IV. 3 : Image originale :(a) avion, (b) argents, (c) cameraman, (d) image médicale). Comme Échantillons d'image pour l'évaluation du modèle de coopération séquentiel et les images de la figure IV. 4 : Image originale : (a) brain ,(b) color,(c) flower pour l'évaluation du modèle de coopération mutuelle.

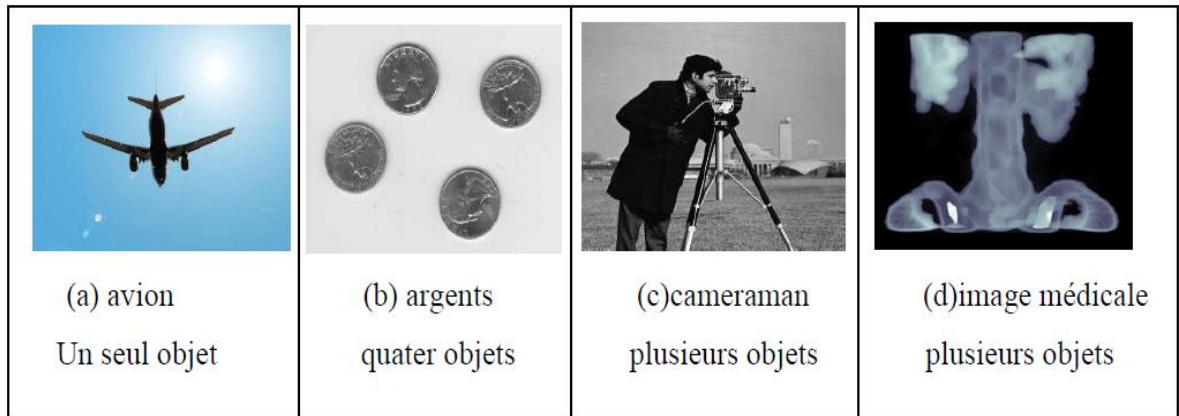


Figure IV-3:Image originale : (a) avion,(b)argents,(c)cameraman,(d)image médicale.

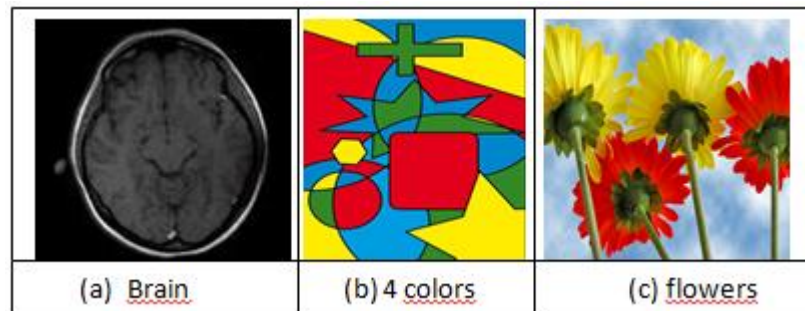


Figure IV-4: Image originale : (a) Brain, (b) 4 colors, (c) flowers.

IV.6 Méthodologie de tests et résultat expérimentaux:

IV.6.1 Approche de coopération séquentielle

Nous allons commencer par donner les résultats obtenus par la segmentation par approche croissance de régions, Cette approche par croissance de région doit choisir un ensemble de pixels initiaux considérés comme des germes à partir desquels la croissance des régions commencera.



Figure IV-5: (a) Avion un seul objet

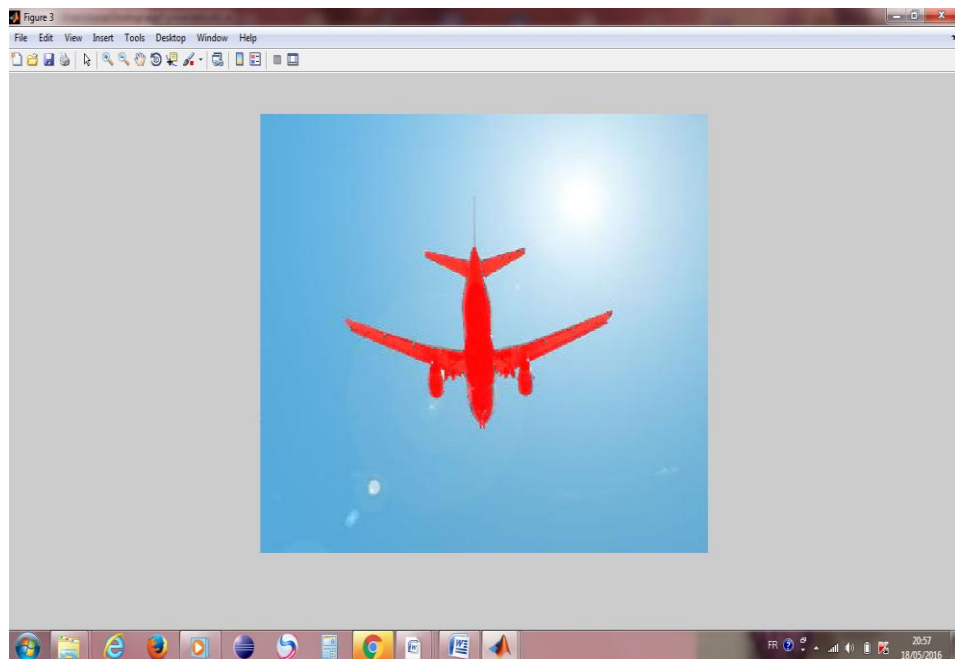


Figure IV-6: Résultat de la Segmentation par croissance de région.

Dans cette partie de l'expérimentation on a adopté est la coopération séquentielle appliqué sur plusieurs images. Elle est la forme de coopération la plus courante. D'abord, une image des contours est obtenue à l'aide d'un détecteur de contours basé sur la différenciation des valeurs de l'image.

L'information sur les contours est ensuite intégrée dans une segmentation par croissance de régions, et ce à deux niveaux : dans la sélection des germes et dans la définition du critère de segmentation. En effet, l'emplacement idéal d'un germe étant le centre d'une région, l'information sur la présence des contours est prise en compte pour éviter de choisir les germes aux bordures des régions. La coopération est aussi exploitée pour renforcer le critère

de segmentation en utilisant les contours comme information additionnelle pour arrêter le processus de croissance de régions

A. Pour la première image « avion »

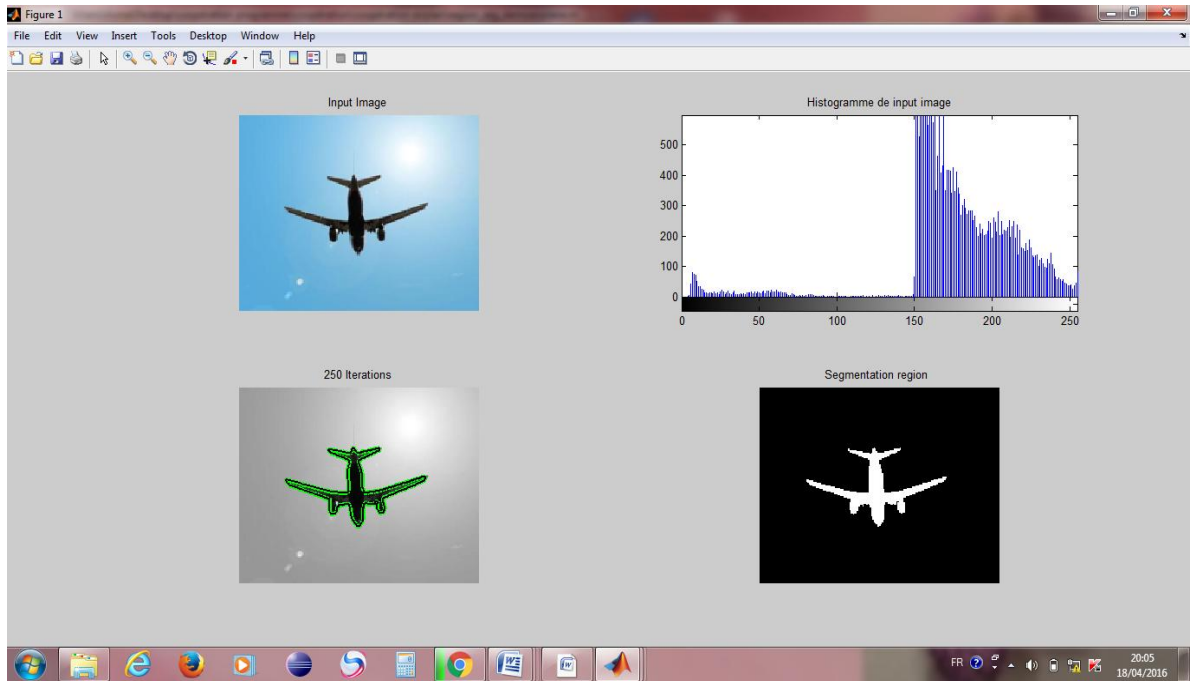


Figure IV-7: (a) Image originale ;(b) Segmentation par coopération séquentielle. Histogramme de l' mage originale ; c) Résultat de la segmentation par Contours ; (d) Résultat de la Segmentation par coopération séquentielle.

B. Pour la deuxième image « argent »

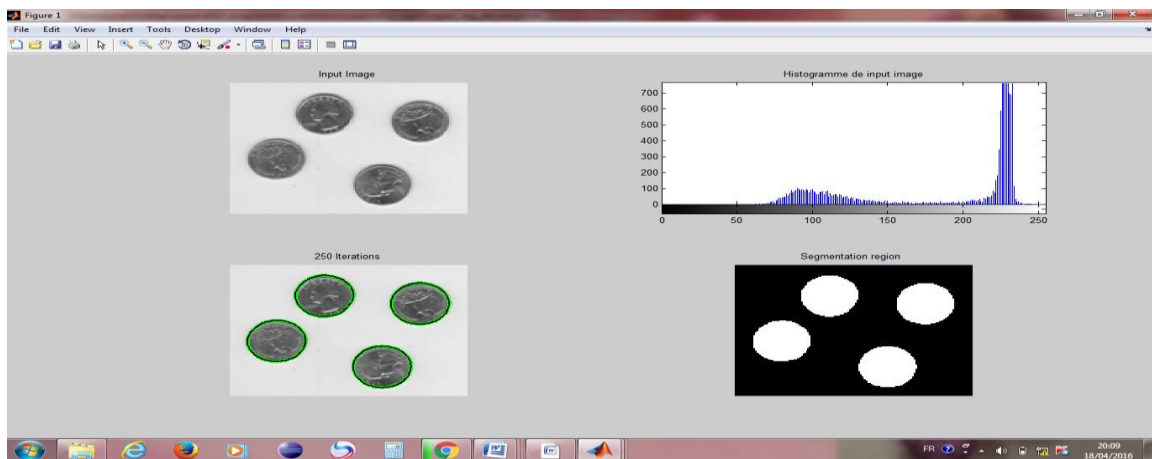


Figure IV-8: Segmentation par coopération séquentielle. (a) Image originale ;(b) Histogramme de l' mage originale ; c) Résultat de la segmentation par contours ; (d) Résultat de la Segmentation par coopération séquentielle

C. Pour la troisième image « cameraman »

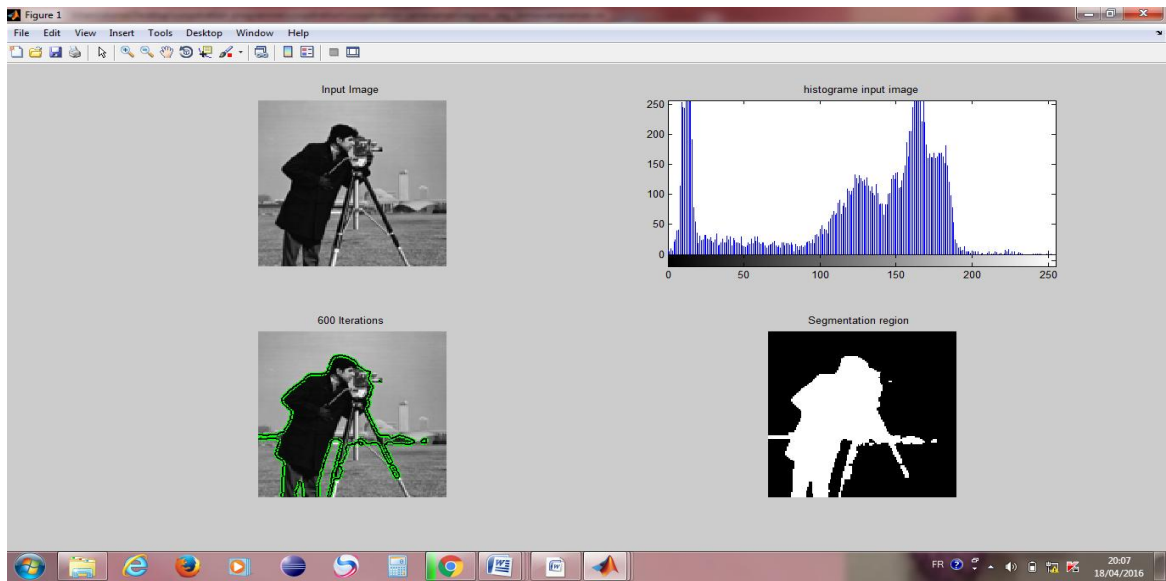


Figure IV-9: Segmentation par coopération séquentielle. (a) Image originale ; (b) Histogramme de l'image originale ; (c) Résultat de la segmentation par contours ; (d) Résultat de la Segmentation par coopération séquentielle entre la segmentation par contours et Celle par croissance de région.

D. Pour la quatrième image « image médicale »

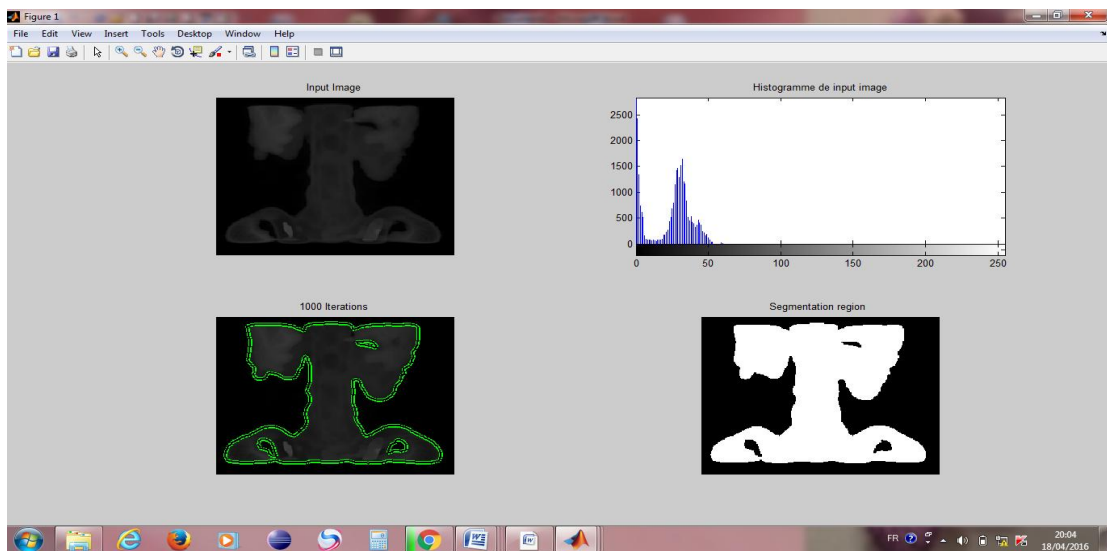


Figure IV-10: Segmentation par coopération séquentielle. (a) Image originale ; (b) Histogramme de l'image originale ; (c) Résultat de la segmentation par contours ; (d) Résultat de la Segmentation par coopération séquentielle entre la segmentation par contours et par croissance de région.

IV.6.2 Approche de coopération mutuelle

Dans cette coopération (coopération mutuelle) on va utilisé pour le test d'autres types d'image en plus de ceux sur lesquelles on a travailler avant (Figure IV. 3) : biphasé et multiphase.

- A. Cas biphasé :** la figure (IV.11) (a ; b) la montre l'image d'origine a laquelle on a rajoute le cercle qui représente la courbe initiale ; dans la figure (c) la coopération mutuelle commencer par segmenté l'image en régions homogènes et l'évolution de courbe en cour traitement, la courbe finale obtenue représente le contour des objet contenus dans l'image ; la figure (d) Résultat montre de la Segmentation par coopération mutuelle.

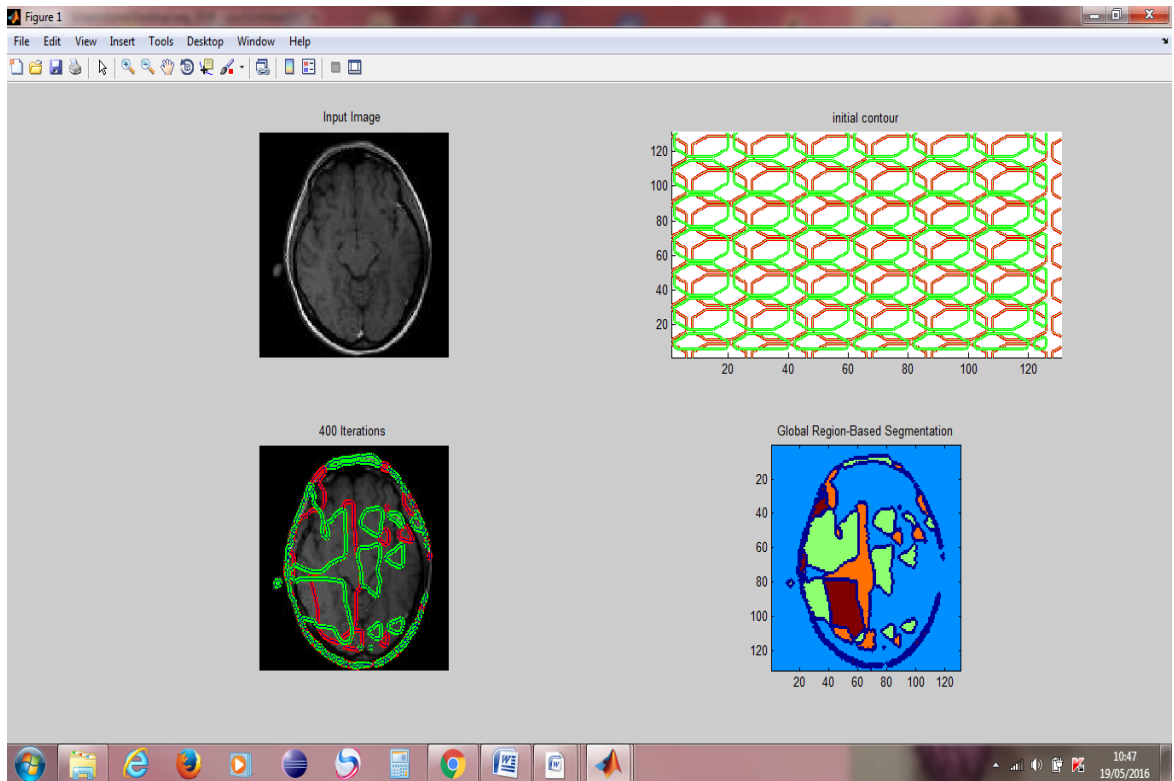


Figure IV-11: Segmentation par coopération mutuelle, (a) Image originale ;(b) initiale contour ; (c) la segmentation par régions et contours ; (d) Résultat finale de la Segmentation par coopération mutuelle

- B. Cas multiphase :** la figure (IV 12) ET (IV 13), les figure (c) montres le déroulement de la coopération mutuelle qui commence par segmenté l'image en quartes régions homogènes avec deux courbes initiale d'évolution qui partagent l'image; les figures (d) présente le Résultat de la Segmentation par coopération mutuelle.

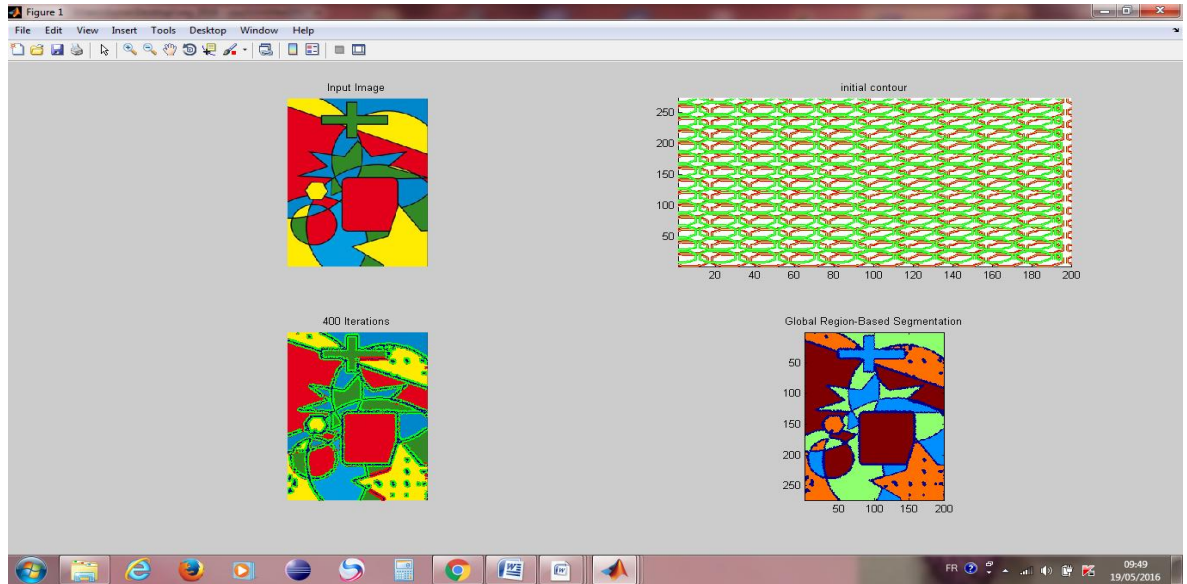


Figure IV-12: Segmentation par coopération mutuelle, (a) Image originale ;(b) initiale contour ; (c) la segmentation par régions et contours ; (d) Résultat finale de la Segmentation par coopération mutuelle

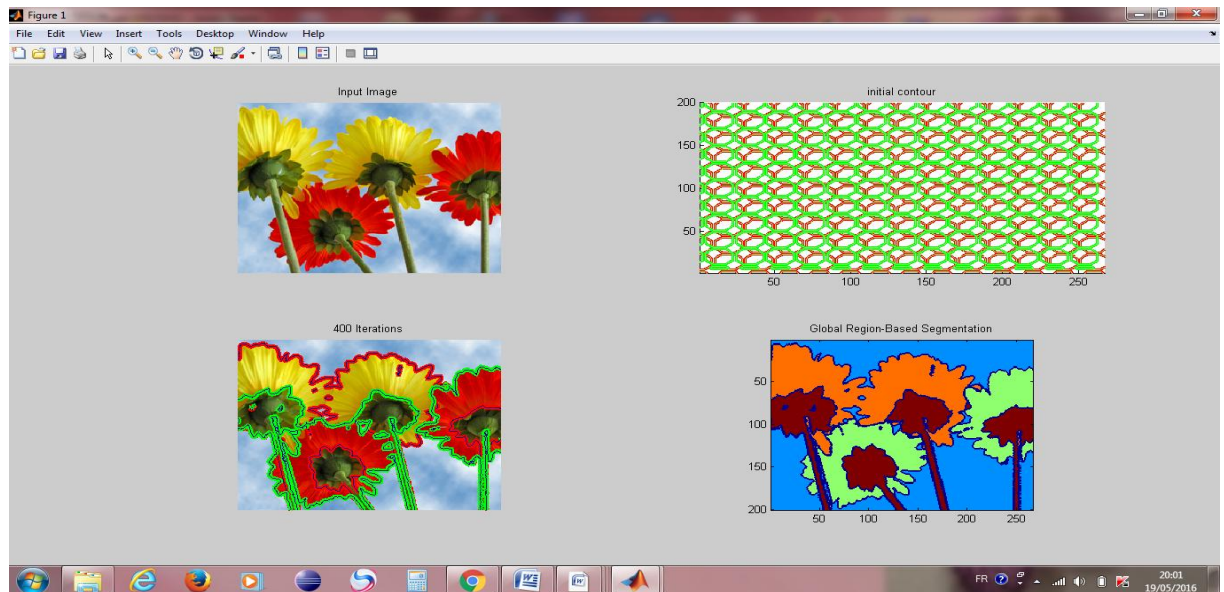


Figure IV-13: Segmentation par coopération mutuelle, (a) Image originale ;(b) initiale contour ; (c) la segmentation par régions et contours ; (d) Résultat finale de la Segmentation par coopération mutuelle

IV.7 Discussion

Sur l'image (Figure IV. (7-8-9-10), on a présenté le résultat de segmentation par une coopération régions-contours utilisant l'image de contours Visuellement, la segmentation finale paraît respecter les objets de l'image. Afin de mieux juger de la qualité de ce résultat,

une segmentation de la même image à l'aide de l'algorithme de croissance de régions a été réalisée (Figure IV.4), sans tenir en compte de l'information sur les contours. La comparaison des deux résultats montre bien que les objets sont mieux détectés.

Les limites des régions sont plus précises et correspondent mieux aux contours réels des objets. L'intégration de l'information sur les contours a permis de renforcer le critère de définition des régions. Il faut signaler que la qualité de la segmentation par coopération régions-contours dépend entre autres de la qualité de la détection des contours. Cette dernière peut ne pas contenir tous les contours de l'image ou bien elle peut contenir tellement de fausses limites que des contours qui peuvent ne pas être connexes. Étant donné que l'information sur les contours est utilisée dans les critères de segmentation, elle influence donc sur la segmentation finale.

Après l'analyse visuelle, Les différents résultats obtenus par la coopération mutuelle (Figure IV. 11-12-13) et la coopération séquentielle (Figure IV.(7-8-9-10) sont visiblement très satisfaisants, mais après la comparaison entre les deux coopératives nous pouvons remarquer que la coopération mutuelle a donné un très bon résultat par rapport la coopération séquentielle , car dans la coopération mutuelle les contours sont tous fermés et très proches des limites des régions de l'image originale

Nous concluons par dire que l'hybridation améliore les résultats obtenus d'une manière significative en donnant de meilleurs résultats par rapport aux Segmentation par croissance de région.

IV.8 Conclusion

L'analyse visuelle nous laisse dire que : L'hybridation donne de meilleurs résultats par rapport aux seul approche appliquées pour la détection des contours ou de régions des images.

Les résultats des méthodes coopératives sont très intéressants sur les plans de la qualité et nombre de contours détectés par rapport à la méthode base sur la croissance région utilisée. Ainsi la coopération entre les régions et contours a joué un grand rôle dans l'amélioration de résultat

Conclusion générale

La segmentation d'images est une étape cruciale dans tout processus d'analyse d'images. Elle consiste à préparer l'image afin de la rendre plus exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation. Il existe deux grandes approches purement locales. L'approche contour consiste à localiser les frontières des régions, elle est basée sur la notion de dissimilarité. Parmi ces point fort : sa simplicité et sa rapidité mais elle donne parfois des contours ouverts. L'approche région 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'utilisation uniquement des informations locales donne parfois de mauvais résultats (sous-segmentation, sur-segmentation). La coopération de ces deux approches qui sont par nature dual améliore le résultats de la segmentation.

Dans ce mémoire, on a présenté différentes approches de segmentation par coopération régions-contours. Qu'elle soit séquentielle, ou bien mutuelle, la segmentation coopérative intègre les deux types d'information (régions et contours) afin de permettre une meilleure prise en compte des caractéristiques des objets de l'image. Les zones homogènes, ainsi que les transitions entre elles, sont respectées simultanément. En comparaison avec une segmentation par régions ou par contours, le résultat de la segmentation coopérative est plus fidèle à la réalité de l'image.

A cet effet, les trois approches implémentées ont été testées plusieurs types d'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 visuelles.

La segmentation coopérative est une voie de recherche prometteuse. La segmentation d'image est considérée comme l'étape fondamentale de plusieurs processus d'analyse d'image dédiés à la détection ou l'identification des objets. L'adoption de la coopération entre les techniques de segmentation dans ces processus permettrait de renforcer la qualité et la fiabilité des analyses et des décisions envisageables.

Plusieurs perspectives peuvent être dégagées de ce travail pour des travaux futurs par l'introduction des informations globales de l'image dans le processus de segmentation.

Conclusion générale

une autre serait d'effectuer une étude approfondie pour le choix des évaluations, et essayer de détecter et d'adapter les paramètres (seuils d'agrégation).

Bibliographie

- [1] M .T.Chikh , amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base), université abou-bakr belkaid tlemcen.2011
- [2] C.Houassine, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride. université universite m'hamed bougara- boumerdes. 2012.
- [3] A.Medjaoui , f.fares , segmentation des images par contours actifs : application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions, Université Abou Bakr Belkaid– tlemcen.2012
- [4] T.Mohamed ,D.Djafar, la découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'images,université kasdi merbah ouargla.2013
- [5] M Sandeli, traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images, université constantine 2. 2014.
- [6] N MERABET,M MAHLIA, recherche d'images par le contenu, université abou bakrbelkaid– tlemcen.2011
- [7] Bonnin, P. Zavidouki, La segmentation coopérative : comment combiner détection de contours et croissance de régions ? , universite paris 4. 1993.
- [8] Buvry, M. Z. A rule-based system for region segmentation improvement instereovision.in society of photo-optical instrumentation engineers ,1994.
- [9] K. Aounallah, les approches de segmentation d'image par coopération régions- contours, 2010.
- [10] A. B.goumeidane , Segmentation et évaluation des images segmentées, université mentouri-constantine. 2010
- [11] P.Foliguet, L. Guigues, Evaluation de la segmentation : état de l'art, nouveaux indices et comparaison. traitement du signal, Vol. 23, N°2, (pp. 109-125) 2006.

Bibliographie

- [12] M. Kass, A. Witkin And D. Terzopoulos, snakes : active contour models, international journal of computer vision, 1(4): pp321–331, 1987.
- [13] M. Melliani, segmentation d'image par cooperation regions-contours, magistère en informatique, ecole national supérieur d'informatique, 2012.
- [14] J. Canny, A, computational approach to edge detection, IEEE trans. on pattern analysis and machine intelligence, vol. 8, n°6, pp. 679-698, novembre 1986.
- [15] S.Belarouci,S.Benmokhtar , méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et level Set,. 2012
- [16] R. Deriche, Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector, international journal of computer vision, pp. 167-187, 1987.
- [17] I. Sebari, D-C. He, les approches de segmentation d'image par coopération régions-contours, Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), université de sherbrooke,canada .2007.
- [18] C.C.Cho, K. Aggarwal image segmentation from consensus information. computer vision and image understanding, vol. 68 n° 1, (pp. 72-89) .1997
- [19] X.Munoz, J.Freixenet, D.Raba, X.Cuf, J.Mart, region-boundary cooperative image segmentation, university of girona. institute of informatics and applications.
- [20] F . Bellet, une approche incrémentale à base de processus coopératifs et adaptatifs pour la segmentation des images en niveaux de gris. (1998).

Résumé

La segmentation par coopération régions-contours suscite un grand intérêt ces dernières années. Elle consiste en une coopération entre la segmentation par régions et la segmentation par contours. Elle exploite les avantages de ces deux types de segmentation pour aboutir à un résultat de segmentation plus précis et plus fidèle que celui obtenu à l'aide d'une seule technique. L'intégration de ces deux types de segmentation peut être réalisée à différents niveaux. Ainsi, nous présentons ici les approches de segmentation coopérative régions-contours en trois classes : coopération séquentielle, coopération des résultats et coopération mutuelle. Chacune de ces approches est décrite, tout en présentant des formes possibles de coopération. Un exemple de segmentation par coopération régions-contours est donné en guise d'illustration. La comparaison avec le résultat de segmentation par croissance de région montre l'avantage d'adopter une telle coopération

Mots clés : segmentation d'image, coopération régions-contours, coopération séquentielle, coopération résultats, coopération mutuelle.

Abstract

Over recent years, there has been growing interest in the use of the cooperative approach in image segmentation. The cooperative region-edge segmentation can be expressed as the integration of region segmentation and edge segmentation. This integration aims to improve the results by taking into account the complementary nature of both edge and region information. The cooperation between these two types of segmentation can be achieved at different levels and according to different forms. We present here cooperative region-edge segmentation approaches according to three classes : sequential cooperation, results cooperation and mutual cooperation. For each of these approaches, we present a description and possible forms of cooperation. An example of cooperative region-edge segmentation is provided for illustration purposes. The comparison with the result of region growing segmentation shows the advantage of adopting such a cooperation.

Keywords : image segmentation, region-edge cooperation, sequential cooperation, cooperation using results, mutual cooperation.

ملخص

خلال السنوات الأخيرة هناك اهتمام متزايد في استخدام النهج التعاوني في تجزئة الصور. ويشمل هذا التعاون التجزئة بواسطة المنطقة و التجزئة بواسطة الحافة ، و يهدف هذا الادمج الى تحسين النتائج التي تم التوصل اليها بشكل دقيق مع مراعاة الطابع التكميلي للقائمة كل من حافة المنطقة. التعاون بين هذين النوعين من التجزئة يمكن تحقيقه على مختلف المستويات وفقا لأشكال مختلفة. نقدم هنا الأسلوب الهجين (الحافة و المنطقة) من ثلاث فئات:التعاون التسلسلي، تعاون النتائج و التعاون المتبادل. على سبيل المثال أخذنا مقارنة نتائج التعاون التسلسلي مع نتائج التجزئة من النمو في المنطقة فتبين إيجابيات التعاون التسلسلي.

الكلمات الأساسية تجزئة الصور، التعاون الهجين (منطقة، الحافة)، التعاون التسلسلي، تعاون النتائج و التعاون المتبادل