

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



Université de Ghardaïa

Faculté des Sciences et Technologie
Département des Mathématiques et Informatique

**Projet de fin d'étude présenté en vue de l'obtention du diplôme de
LICENCE**

Domaine : Mathématiques et Informatique

Spécialité : Informatique

THEME:

LA SEGMENTATION D'IMAGES

PAR :

KERKACHA Messaouda

Jury:

M:Ould Mahraz Abdelkader

Maitre Assistant B Univ. Ghardaïa

Encadreur

M: Mahdjoub Youcef

Maitre Assistant B Univ. Ghardaïa

Examineur

ANNEE UNIVERSITAIRE: 2013/2014

Remerciements

J'adresse mes plus vifs remerciements à tous ceux qui ont fait de mon cursus universitaire un vrai bonheur à mes professeurs qui ont été à la hauteur et qui ont fait leurs possibles pour nous.

J'adresse un très grand merci à mon encadreur M. Ould Mahraz Abdelkader. qui ma vraiment donner une occasion pour mieux connaitre le domaine de traitement d'image, avec ces conseilles, ces remarques j'ai appris plain de lui.

Un merci énorme à ma famille que j'aime plus que tout au monde, mes parents je les remercierais matin et soir et je pense que ce sera insuffisant, à mon grand frère Rostom à mes sœurs Meriem, Naima, Aicha et Soumia qu'elle ne me quitter pas de ces yeux je vais jamais réussir sans eux. un petit dédicace à mes adorables nièces et neveux.

un merci particulier à mais deux amies Souhila et Baya qui avec leur petits grain de folie m'ont remonté le moral et j'imagine pas mes journées sont elles , à mais amie de classe Souad, Nassima et Zineb avec elles j'ai vécu mais meilleur moment d'étude et de joie je gardes une infinité de très bons souvenirs avec elles . Pour tous ceux qui me connaissent de loin ou de proche.

pour deux amis qui mon trop aider et j'ai appris plain de choses en informatique avec eux . Xhaled et Aymen je vous souhaite que de la réussite .

Je remercie vivement tout ceux qui m'ont aidé et proposé leur aide. A ceux qui m'ont soutenu de près ou de loin pour la réalisation de ce travail, un grand merci .

Résumé

De nos jours l'image, joue un rôle très important dans différents domaines, c'est un moyen de transmission d'information et d'étude, la raison pourquoi le traitement d'images a pris une grande partie de recherche et de développement.

Et parmi les méthodes de traitement d'images les plus courantes seront la *segmentation*.

La segmentation d'images est une étape importante dans tout processus d'analyse d'image.

Dans la littérature, il existe deux approches ; L'approche de segmentation par contour qui consiste à localiser les frontières des objets, et l'approche de segmentation par région qui consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions.

Les meilleurs résultats de segmentation sont obtenus en faisant coopérer ces deux approches. Elles sont plus efficaces, car les inconvénients d'une méthode peuvent être surpassés par les avantages de l'autre.

L'objectif de ce travail est de connaître c'est quoi la segmentation? définir la segmentation par contour en citant quelques techniques connues telle que les contours actifs (snake). Et l'approche gradient qui s'intéresse aux points qui ont un grand changement d'intensité de couleur.

Aussi en va voir la segmentation par région et définir quelques approches comme la croissance de régions et l'approche de fusion et/ou division de région (merge et/ou split).

Finalement vient l'approche hybride qui réunit les deux approches précédentes selon la synchronisation d'exécution.

Abstract

Image segmentation is an important step in any process of image analysis. In the literature, there are two dual approaches. The edge approach locates objects boundaries and the region approach partitions the image into a set of regions. The best result is achieved through cooperation of both approaches. This cooperation is more effective because the inconvenient of a method may be overcome by the benefits of an alternative method.

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. Par exemple, il existe des méthodes qui déterminent des régions dans l'image et d'autres, au contraire, qui cherchent à déterminer les frontières des régions.

La segmentation consiste à préparer l'image afin de la rendre plus facilement exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation. L'approche de segmentation par contour consiste à localiser les frontières des objets.

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 connaître la segmentation, et la segmentation par contour en citant quelques techniques connues telle que les contours actifs (snake) qui sont des courbes continues fermée ou non à extrémité de l'objet à segmenter. Et l'approche gradient qui s'intéresse aux points qui ont un grand changement d'intensité de couleur.

Par la suite, on va voir la segmentation par région et définir quelques approches comme la croissance de régions c'est d'initialiser par un pixel aléatoire dans l'image et faire agrandir la région en ajoutant des pixels voisins selon des critères d'homogénéités. En suite l'approche de fusion et/ou division de région (merge et/ou split) dont le principe est de répartir l'image en pixels qui seront réunis par la suite selon des critères. Après viendra la comparaison des trois 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.

Le présent mémoire est composé de trois chapitres le premier définit l'image en générale et le domaine de traitement. Le deuxième chapitre présente la segmentation et deux approches fondamentales de segmentation. Et aussi une étude bibliographique des méthodes de segmentation d'image par « coopération régions-contours » et finalement un exemple d'application par une implémentation JAVA de l'algorithme K-means.

Sommaire

Introduction générale.....	4
CHAPITRE 1 L'IMAGE EN GENERAL	7
1. Introduction	8
2. Une image c'est quoi ?	8
3. L'image en niveau de gris ou en couleur	9
4. Traitement d'image	10
4.1. Définition	10
4.2. Les étapes fondamentales de traitement numérique d'images	11
4.2.1. Prétraitement.....	11
4.2.2. Amélioration	12
4.2.3. Analyse.....	12
4.2.4. Interprétation.....	12
5.Conclusion	12
CHAPITRE 2	13
LA SEGMENTATION D'IMAGES_APPROCHES: REGION, CONTOUR, COOPERATION (REGION/CONTOUR).....	13
1. Introduction	14
2. La segmentation d'image	15
2.1. Définition	15
2.2 Principes de la segmentation	16
2.2.1. Les indices visuels	16
2.2.2 Aspects fondamentaux dans la segmentation d'image.....	17
3.Approches de segmentation d'image.....	17
3.1 Approche contour	18
3.1.1 Les contours actifs (Snakes)	19
3.1.2 Approche gradient	21
3.1.3 Seuillage	24
3.2. segmentation par région.....	25
3.2.1. A quoi sert la segmentation en régions ?	26
3.2.2 Segmentation par régions en utilisant un seuil (principe).....	27
3.2.3 Croissance de région	27
3.2.4. Segmentation par fusion de régions (Merge).....	30
3.2.5. Segmentation par division de régions (split).....	31
3.2.6. Segmentation par division-fusion (Split and Merge)	32
3.3. Segmentation par coopération région/contour	34

3.3.1. Introduction	34
3.3.2. Coopération séquentielle.....	34
3.3.3. Coopération des résultats:	37
3.3.4. Coopération mutuelle (principe)	39
4. conclusion:.....	40
CHAPITRE 3	41
LE K-MEANS UNE METHODE SEGMENTATION D'IMAGES	41
1. Introduction	42
2. Définition	42
3. Méthode de classification.....	43
4. Algorithme K-means	43
4.1. Choix du nombre k de classes (clusters)	44
5. k-means et segmentation d'images	44
6. Domaine d'application :	45
7. segmentation d'images avec les algorithmes K-means –implémentation java-.....	47
8. Application	50
9. Conclusion.....	52
Bibliographie	54

CHAPITRE 1

L'IMAGE EN GENERAL

1. Introduction

Dans nos jours l'image joue un rôle très important dans divers domaines car il existe des problèmes qu'on ne peut résoudre qu'avec des images, comme les problèmes médicaux, les prévisions météo... On parle spécialement de l'image numérique celle que l'on peut voir et étudier sur du matériel informatique. Via l'image on peut transférer des informations et même les analyser.

Dans ce chapitre, on va voir l'image 2D de près; faire la différence entre l'image en couleur et celle en niveau de gris et aussi savoir les composants élémentaires de l'image que l'on appelle les pixels.

Pour étudier n'importe quelle image il faut la traduire en fonction mathématique selon des paramètres liés aux pixels (coordonnés).

L'étude de l'image est un domaine très vaste que l'on appelle les traitements d'images et ce se divise en différentes techniques comme l'amélioration ; l'analyse; la segmentation ...etc.

2. Une image c'est quoi ?

Une image est une représentation visuelle d'un objet, c'est aussi une collection d'informations qui seront affichées à l'œil humain. Cette image peut être sur papier, sculpture... et même sur écran, où elle sera qualifiée « Numérique ».

Un écran est constitué de petits carrés appelés Pixels, où chaque pixel ne peut renvoyer qu'une seule couleur. Prenez un exemple : Si vous faites un zoom sur une image vous n'allez voir que des petits carrés de couleur unique, ce sont les Pixels. Ils forment un tableau qui détermine la dimension de l'image.

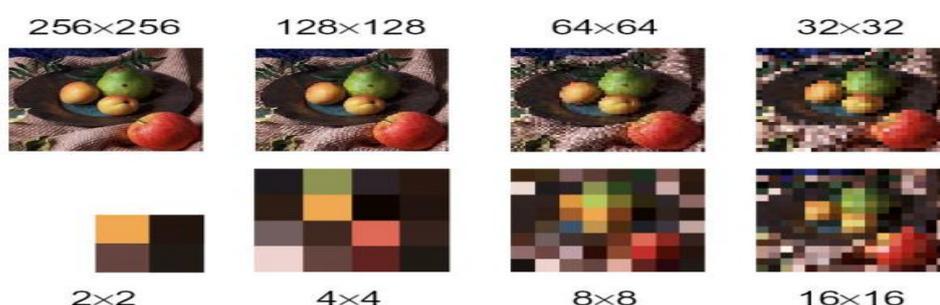


Fig1. Image décomposée en pixels

Une image numérique à 2D (double dimensions) est représentée par un tableau I de h lignes et de w colonnes, et chaque pixel est désigné par le couple (i, j) où i est l'indice de la colonne $i \in \{0, w - 1\}$ j est l'indice de la ligne $j \in \{0, h - 1\}$.

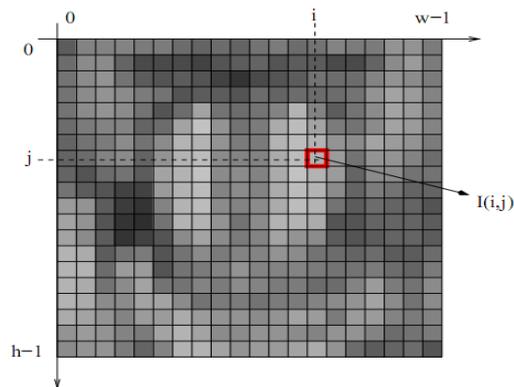


Fig 2. Image en tableau

Donc : les informations d'une par une image sont :

- Nombre de lignes
- Nombre de colonnes
- Information d'un pixel (couleur, niveau de gris ...)

Globalement, l'ensemble de tous ces pixels forme une image, ce qui nous amène à dire que l'image est une fonction continue $f(x,y)$ tel que $(x$ et y sont les coordonnées de chaque pixel) [1].

3. L'image en niveau de gris ou en couleur

L'image en niveau de gris est représentée par un tableau de pixels et chaque pixel possède une valeur entière entre 0 et 255.

La valeur 0 correspond au noir, et la valeur 255 correspond au blanc. Les valeurs intermédiaires correspondent à des niveaux de gris allant du noir au blanc.



Fig3. Codage d'une image

L'image en couleur est un mixage de trois images rouge, vert et bleu. Chacune de ces images appelé canal. La figure suivante montre la décomposition d'une image couleur en ses trois canaux constitutifs.



Fig4.image en canals

Chaque pixel de l'image en couleur contient ainsi trois valeurs (R,V,B), chacune de ces valeurs est un entier entre 0 et 255. Si le pixel est égale à (255, 0,0), il ne contient que de l'information rouge, et est affiché comme du rouge. De façon similaire, les pixels (0,255,0) et (0,0,255) sont respectivement affichés vert et bleu et vis-à-vis ça en utilisant le système additive (mélange des trois couleurs principales) ... par exemple le jaune est représenter par le mélange du rouge et vert (255,255 , 0) [2].

On peut calculer une image en niveaux de gris à partir d'une image couleur en moyennant les trois canaux. On calcule donc la valeur $g = \frac{r+v+b}{3}$.

4. Traitement d'image

4.1. Definition

L'analyse d'images regroupe plusieurs disciplines que l'on classe en deux catégories :

- Les processus de bas-niveaux : qui nécessitent très peu d'informations sur le contenu des images. Il s'agit ici des processus de filtrage, d'amélioration et de restauration d'images, processus que nous regroupons sous le terme traitement d'images, ainsi que d'extraction d'indices.
- Les processus de haut-niveaux : qui fonctionnent en aval de ceux de bas-niveaux, et qui peuvent nécessiter des informations sur le contenu des images. Il s'agit de la reconstruction tridimensionnelle, la reconnaissance de formes, et les processus cognitifs de façon générale.

Le traitement d'images numériques regroupe l'ensemble des techniques et méthodes appliquées sur une image pour avoir différents résultats tels que l'amélioration de la qualité, l'extraction d'information... etc.

Et pour cela, plein de recherches sont faites pour développer des outils matériels et logiciels dans le but de réaliser une interprétation moderne d'image en garantissant quelques détails comme la rapidité, la performance et la précision.

De ce fait, nous avons besoin d'une image I en entré et nous auront une image I' modifiée en sortie comme résultat de traitement.

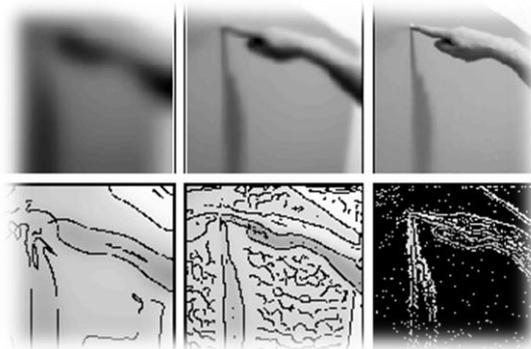


Fig5. Exemples de traitement d'image

Le traitement d'image est une application très importante et intéressante car elle est utilisée dans divers domaines : l'automobile et la conduite, le spatial, la météorologique, le médical, l'architecture ... [3] [4].

4.2. Les étapes fondamentales de traitement numérique d'images

Il n'existe pas une seule méthode générale ou bien définie pour le traitement d'images en respectant tous les domaines d'applications. Par contre, le traitement se réalise à l'aide d'une combinaison de diverses techniques classiques (segmentation, classification, reconnaissance de frontières, etc...). Mais une chose que toutes ces méthodes classiques doivent essentiellement passer par est les quatre étapes suivantes :

- Prétraitement des images
- Amélioration des images
- Analyse des images
- Interprétation des images

4.2.1. Prétraitement

C'est la préparation de l'image pour être analysée plus tard, donc c'est la première opération après la capture de l'image. Dans cette étape plusieurs corrections seront faites comme :

- Les défauts radiométriques du capteur : Perturbation et non linéarité des points, erreur d'optique ...
- Erreurs de point de vue ou de cible et précision ...
- Le flou et la perturbation de capture

Et pour réaliser le prétraitement il faut garantir :

- Un lissage local : Il s'agit de supprimer le bruit, ou les petites variations, présentes dans une image. L'intensité d'un pixel est transformée en fonction des intensités sur un petit voisinage du pixel.
- Une amélioration d'images : consiste à modifier les caractéristiques visuelles de l'image (contraste, ...) pour faciliter son interprétation par l'œil humaine.
- Une restauration d'images a pour but de supprimer les dégradations subies par une image à l'aide de connaissance a priori sur ces dégradations.

4.2.2. Amélioration

Elle a pour but d'améliorer la visualisation de l'image et d'augmenter ses performances, ainsi qu'avoir de bonne qualité en éliminant des objets indésirables et en ajoutant quelques améliorations comme le lissage, le contraste, etc... [5].

4.2.3. Analyse

Sont but est l'extraction et/ou la mesure des caractéristiques correspondants à cette image ces caractéristiques peuvent être des calculs mathématiques (histogrammes, dimensions ...) ou des donnée qualitatifs (orientation d'objets ...) [5].

4.2.4. Interprétation

On peut l'appeler le passage à l'action, c'est la prise de décision pour appliquer les modifications (traitement) selon l'outil (matériels, base de données ...) L'interprétation peut nécessiter des approches très complexes comme l'intelligence artificielle, les réseaux neuronaux et la logique floue [5].

5.Conclusion

A la fin de ce chapitre en peut voire l'image comme un ensemble de pixels chaque pixel se caractérise par des coordonnées (x, y) et par une couleur (gris).

L'image nous sert à étudier et à résoudre beaucoup de problèmes dans différents domaines grâce a des techniques et méthodes de traitement. Parmi les méthodes les plus étudiées en imagerie est la segmentation.

CHAPITRE 2

LA SEGMENTATION D'IMAGES

**APPROCHES: REGION, CONTOUR,
COOPERATION (REGION/CONTOUR)**

1. Introduction

La segmentation est un domaine d'étude très vaste et il est parmi les thèmes les plus recherché dans le traitement d'images [7].

Aussi, on n'est pas encore arrivé à faire une bonne segmentation "optimales" malgré l'existence de plusieurs méthodes et outils. Le résultat obtenue ne suffit pas exactement à notre besoin ; "il y a toujours mieux " ; voire plus de précision moins de failles ; pas d'erreur !

Pour cela, plein de méthodes, algorithmes... sont disponibles tels que :

- Fusion de région
- Diffusion anisotropique
- Algorithmes de watershed
- Contours actifs ou «snakes»
- Contours géodésiques
- Modèles déformables
- Kernel-k-means
- Chaînes de Markov
- Algorithmes génétiques

Toutes ces méthodes se regroupent sous deux grandes classes principales

- Approches de détection de discontinuité (contours ou encore frontières).
- Approches de détection de similarité (régions).

Pour une image le passage d'une région à une autre se voit à l'endroit où la différence d'intensité de l lumière ou de la couleur (niveau de gris) est très élevée.

Pour réaliser ce type de segmentation, il existe plusieurs méthodes parmi les plus connus :

-Le contour actif (snake) comme indique son nom elle fait comme un serpent qui bouge autour d'une région et aussi les méthodes dérivatives qui s'intéressent à la fonction de l'image et aux points où il y a un changement d'intensité de couleurs.

En entrée nous avons une image normale et en sortie en doit avoir une image binaire où apparaissent les frontières.

-La segmentation par région, qui consiste à s'intéresser des ensemble de pixels qui ont des propriétés similaire et forment une région ; la segmentation par région comme par contour se fait grâce au plusieurs méthodes; dans ce chapitre en va étudier quelques méthodes qui sont utiles dans divers domaines.

-Segmentation par croisement de région, qui est à base d'un algorithme itératifs ou on va initialiser par un pixel et ajouter ces voisin en respectant certain critères; la segmentation par fusion et/ou diffusion de région(merge/ split) Comme indiquent leurs noms c'est de fusionner les pixels de même régions et/ou diviser l'image en régions.

Les chercheurs ont toujours voulu arrivé a une segmentation parfaite et pour cela il existe une autre méthode de segmentation d'image plus efficace, cette méthode fait une coopération entre la segmentation par région et celle de contour pour profiter des avantages des deux méthodes et résoudre leur problèmes.

La segmentation par coopération se divise en trois classes principales selon la synchronisation des deux méthodes l'hors de l'exécution (mutuelle, résultante et séquentielle).

2. La segmentation d'image

2.1. Définition

Dans certain cas de traitement d'image on est obligé d'étudier une partie ou quelques éléments dans l'image. Pour arriver à ça, on applique une segmentation à cette image. La segmentation est une étape très importante dans le traitement d'image qui a pour but l'extraction des objets à partir de l'image pour les analyser.

L'image est constituée d'un ensemble de pixels ; les pixels qui ont des propriétés similaires forment une région; alors vient la segmentation pour isoler ces régions.

La segmentation d'une image I consiste à la repartitionner en un ensemble de régions R_i , les régions obtenue doivent être connexes, homogènes, disposent de caractéristiques communs Les régions connexes : sont des régions qui se trouve l'une à coté de l'autre donc elles sont adjacente.

Pour une image I deux pixels sont homogènes si il ya aucune différence entre eux donc ils ont les mêmes caractéristiques [6].

Donc on peut la représenté comme suite :

- $ER = \{R_1, R_2, \dots R_n\}$
- $\forall_i, R_i \neq 0$
- $I = \cup_i R_i$
- $\forall i, j \ i \neq j \implies R_i \cap R_j = \emptyset$

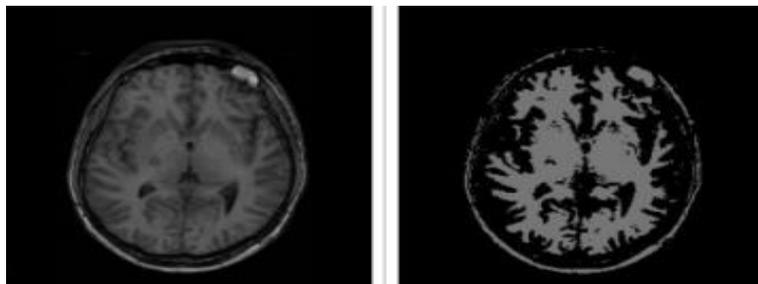


Fig6. Avant segmentation / Après segmentation

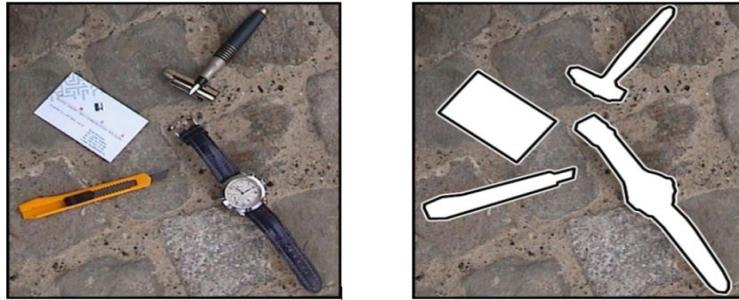


Fig7. Avant segmentation/Après segmentation

Pour confirmer la segmentation d'une image on doit garantir deux points principaux :

Stabilité

Lorsqu'il y a eu une variance même si légèrement dans les conditions d'acquisition de l'image, le résultat ne doit pas être influencé (bruit, illumination, point de vue,...)

Régularité

Les résultats de la segmentation doivent être simples et faciles à manipuler plus tard (taille suffisante, forme régulière,...) [4][6].

2.2 Principes de la segmentation

La segmentation est un domaine très vaste ou il existe plusieurs approches

- Le seuillage
- La détection de contour
- La modélisation
- La Transformée de Hough
- La recherche de régions
- L'approche de la classification

2.2.1. Les indices visuels

Les indices visuels représentent l'ensemble des objets extraits de l'image. Ils contiennent des informations très importantes et utiles pour une analyse. En général, ces indices sont soit des contours d'un objet ou des régions de ce dernier même les deux termes (contour/région) sont complémentaires pour toute segmentation.

Pour chaque indice visuel on doit avoir un ensemble de propriétés associées comme suit:

Compacts: la représentation de l'image doit être aussi simple et réduite pour faciliter le travail des algorithmes et ne pas avoir une complexité élevée.

Intrinsèques: les indices visuels doivent avoir une projection très exacte par rapport aux objets de l'image et bien sûr éviter le changement de point de vu.

Robustes: la sensibilité aux petites variances d'intensité provoquées par divers bruits.

Discriminants: les indices visuels doivent avoir des propriétés spécifiques et particulières pour faciliter la correspondance entre eux.

Précis: il faut bien préciser la localisation des indices visuels pour avoir des calculs exacts.

Denses: la densité des indices visuels doit être importante et contenir un maximum d'informations pour représenter tous les objets nécessaire [4].

2.2.2 Aspects fondamentaux dans la segmentation d'image

Il est vraiment difficile de définir une bonne segmentation pour avoir des résultats plus exacts en plus il existe plusieurs techniques de segmentation selon divers critères telles que :

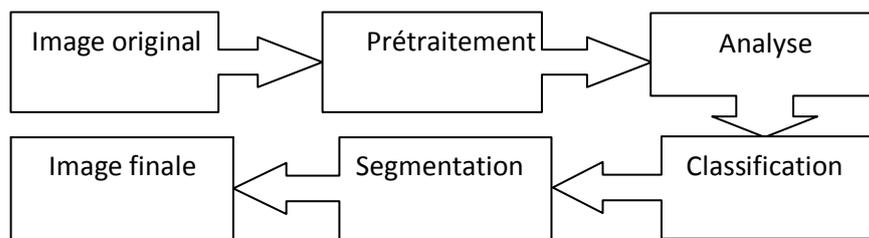
La nature de l'image (éclairage, contours, texture...)

Les opérations accompagnant de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, mesures ...)

Les primitives à extraire (droites, régions, textures,...)

Les contraintes d'exploitation (temps réel, espace mémoire, ...)

La segmentation nécessite essentiellement les étapes suivantes :



Prétraitement : consiste à améliorer la qualité de l'image.

Analyse : consiste à extraire les paramètres caractéristiques des pixels pour faire une classification selon ces paramètres.

Classification: l'image est formée d'un nombre fini de classes chaque classe a sa particularité ; la classification associe chaque pixel a sa classe selon des critères [4].

3.Approches de segmentation d'image

La segmentation d'image est une des techniques les plus recherchées car elle est nécessaire et très importante dans certains domaines ; cependant on n'est pas arrivé à une segmentation précise et répandue exactement à nos besoins pour cela plusieurs méthodes ont été développées.

En principe toutes les méthodes de segmentation d'image se regroupent sous deux grandes classes :

Segmentation par région et **segmentation par contour** .

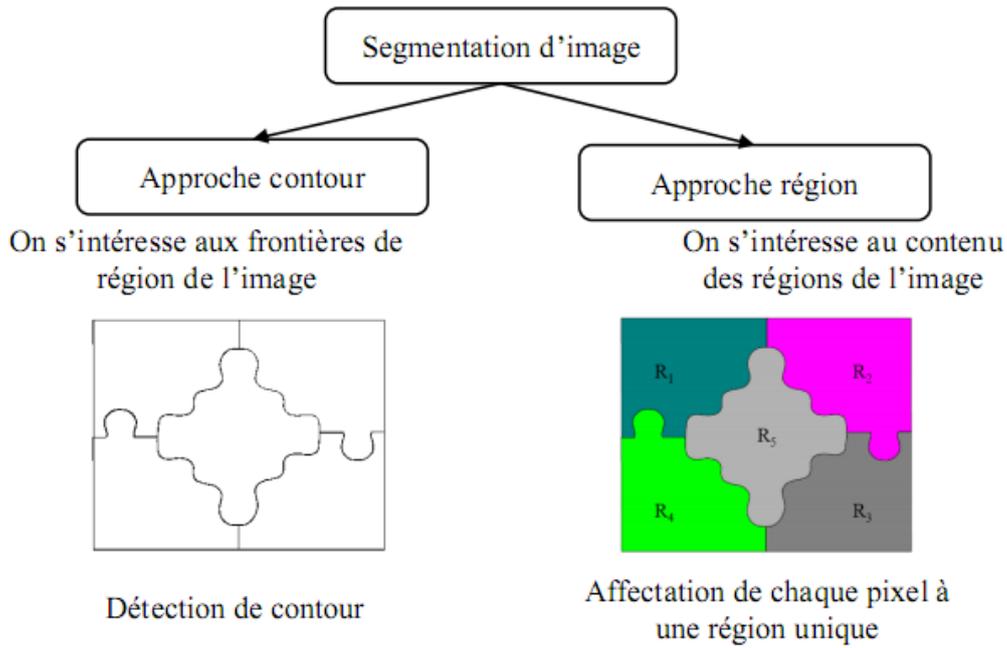
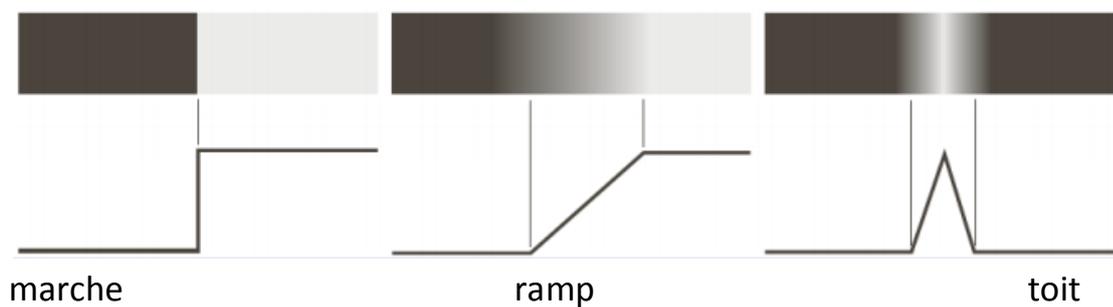


Fig8.shéma sur les deux approche de segmentation

3.1 Approche contour

En cette approche, on s'intéresse au passage d'une région à autre ; autrement dit, le contour qui est l'ensemble des points qui appartiennent aux frontières de deux ou plusieurs régions ; la frontière d'une telle région est l'endroit où la différence d'intensité de l' lumière ou de couleur (au niveau de gris) est très élevée. Cependant ce passage se trouve sous divers types comme suit :



Type marche d'escalier : le passage d'une couleur (niveau de gris) a une autre est très claire et facile a détecter (un contour idéal)

Type ramp : le passage d'une région à une autre est fait par étapes (dégradation de couleur).

Type toit : le contour se réalise par une différence entre des régions de même types [7][4].

La détection de contour est une étape très délicate et elle nécessite un maximum de précision et pour cela plusieurs méthodes et techniques sont proposées comme suit :

Les modèles déformables:

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés. Parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux [7].

3.1.1 Les contours actifs (Snakes)

Les contours actifs tiennent leur origine des modèles élastique [Burr1981], cependant la communauté s'accorde à les attribuer à l'équipe Kass, Witkin et Terzopoulos.

Le Snake comme indique le nom se présente comme un mouvement de serpent et depuis sa découverte il est pris comme un sujet très intéressant en traitement d'images et aussi un sujet de recherche et de développement.

Les contours actifs sont définis par une courbe continue fermée ou non à extrémité fixe ou non il se déforme sous l'action de plusieurs forces (énergies) à partir d'une position d'initialisation située pré de l'objet à segmenter [7][8].

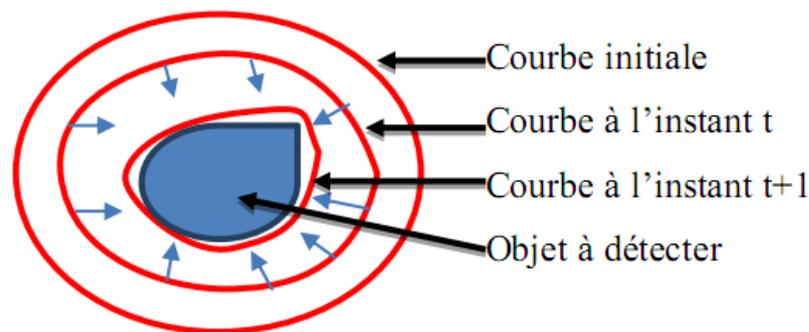


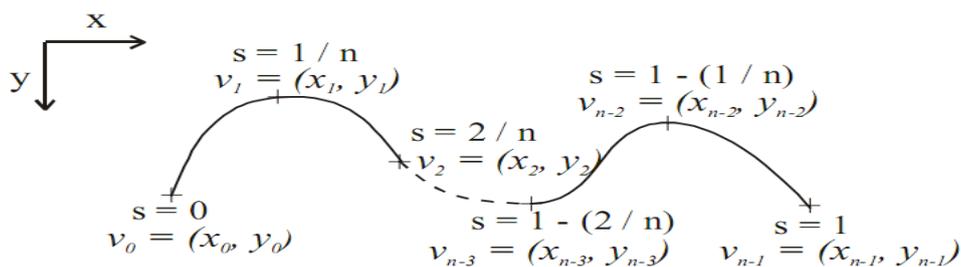
Fig9.mouvement d'un snak

Le contour est défini par une représentation paramétrique

$$v : \Omega = [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2$$

Exemple

Soit \mathcal{C} une courbe déformable spatialement et temporellement. Le domaine de définition de la courbe est $[0,1]$ et le paramètre est l'abscisse curviligne avec s le paramètre de position spatiale la long de la courbe dans l'image et t l'évolution temporelle de la courbe comme suit



Energie

La fonctionnelle d'énergies attachée au contour actif est composée de trois énergies.

$$\mathcal{E}(v) : v \rightarrow E_{interne}(v) + E_{externe}(v) + E_{image}(v)$$

-Une énergie interne $E_{interne}$ permettant de régulariser le contour

-Une énergie potentielle E_{image} liée à l'image dont l'objectif est de placer la courbe sur le contour à détecter.

-Une énergie externe $E_{externe}$ introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème posé.

-L'énergie totale du contour C s'exprime sous la forme:

$$E(C) = \int_0^1 \left(E_{interne}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{externr}(v(s)) \right) ds$$

$$\text{Ou } E_{interne}(v(s)) = \alpha(s) \left(\frac{dv(s)}{ds} \right)^2 + \beta(s) \left(\frac{d^2v(s)}{ds^2} \right)^2$$

Et $\alpha(s)$: coefficient d'élasticité

$\beta(s)$: Constante de raideur.

Energie image E_{image}

terme d'attache aux données qui caractérise les contours que l'on souhaite approcher. Dans le cas de la détection simple de contours, ce sont par exemple les lignes de fort gradient,

Energie interne $E_{interne}$

L'énergie interne gère la cohérence de la courbe et aussi sa raideur elle garde les points de la courbe ordonnées.

Elle est définie comme étant la somme pondérée des dérivées première et seconde de la courbe $v(s)$

La dérivée première mesure la continuité de la courbe, sa contribution dans l'énergie interne est contrôlée par $\alpha(s)$. Des valeurs faibles de $\alpha(s)$ signifient que les points de la courbe peuvent se distancer les uns des autres alors de grandes valeurs de α permettent de garder les points équidistants et plus proches les uns des autres.

La dérivée seconde mesure la courbure de la courbe, sa contribution dans l'énergie interne est contrôlée par $\beta(s)$. Une petite valeur de $\beta(s)$ implique la non minimisation de la courbure, le contour peut alors former des angles, une grande valeur de β permet de garder la courbe lisse.

Energie externe $E_{externe}$

L'énergie externe attire le contour actif vers les régions d'intérêt en tenant compte des caractéristiques de l'image (présence de contour, luminance).

[7][8]

La méthode classique

le principe de la segmentation par approche frontière ou contour consiste essentiellement à éliminer tous les motifs de l'image où la variation (niveau de gris / couleur) est faible donc ne garder que les lignes de séparation entre les régions en utilisant une gamme d'opérations de filtrage par convolution ou de filtrage différentiels comme le gradient ou le laplacien sont proposé en détectant de forte valeurs de variation de couleur cette détection est basée sur la dérivation qui peut être réaliser sous deux formes :

-L'approche gradient

-L'approche laplacien



Fig10. Image original

segmentation par contour

3.1.2 Approche gradient

Dans une image proposée, sa fonction d'intensité lumineuse est continue $I(i, j)$, la détection de contour repose sur une recherche de l'extrémité de la dérivé première où le passage par zéro de la dérivé seconde.

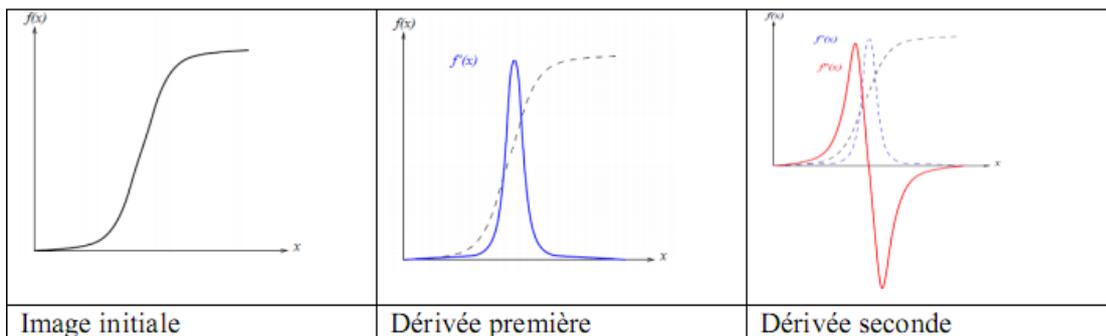
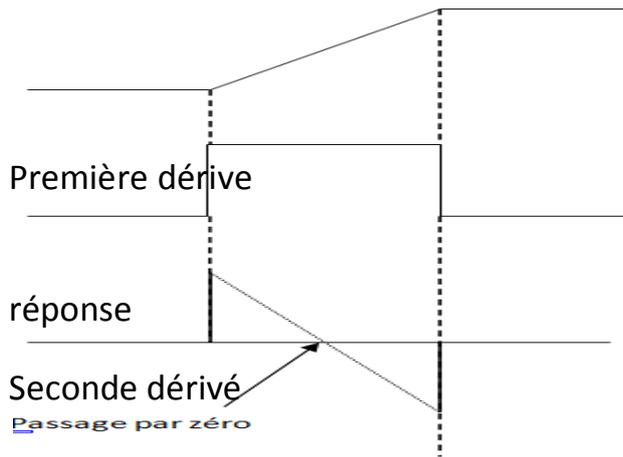


Fig11. fonction avec ces deux dérivées

Effet des opérateurs de différences premières et secondes



Déférences premières: opérateur
Standard non centré contours
épais.
Déférences secondes : double
détection des passages par zéro

Calcul de 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 [7].

la dérivé première d'une image

Rappel : l'image est une fonction

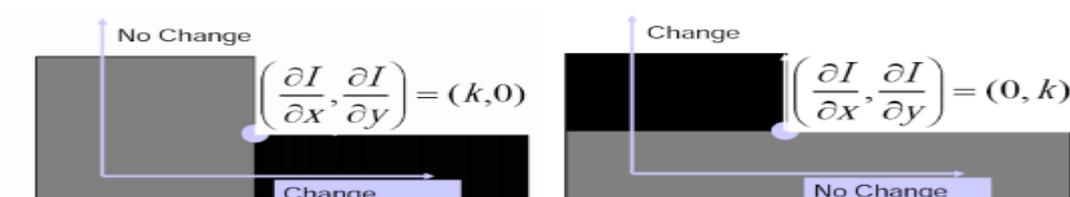
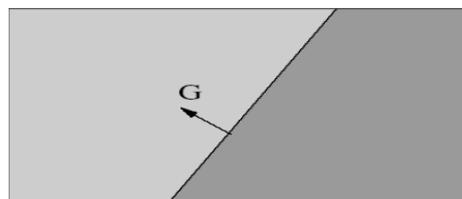
$$I: s \longrightarrow \Omega$$

$$(X,y) \longrightarrow I(x,y)$$

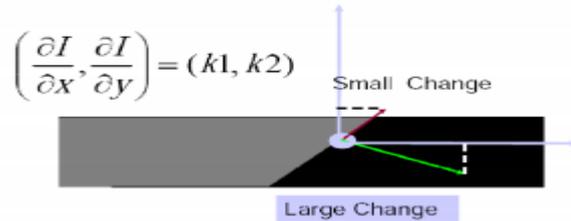
gradient de l'image

Est un vecteur qui représente la variation de la fonction dépendant de plusieurs paramètres par rapport à la variation de ces différents paramètres.

$$\nabla I = \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right)^t$$



- le gradient est un vecteur perpendiculaire au contour
- l'amplitude du gradient mesure la force du contour



Le gradient est caractérisé par un module m et une direction ϕ dans l'image :

$$m = \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}^2 + \frac{\partial I(x,y)}{\partial y}^2 \right)^{1/2} \quad \phi = \arctan \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} / \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \right)$$

Approche 1 : par seuillage du gradient

Les points de contour dans une image sont caractérisés par des extrema locaux du gradient. Une première approche consiste donc à :

1. calculer la norme du gradient en tous points de l'image.
2. sélectionner les pixels à l'aide d'un seuil fixé a priori pour la norme du gradient [7] [9][10].

Dérivation par différences finies

Une image est discrète par nature. Les premières approches ont donc consisté à approximer les dérivées par différence

$$\begin{aligned} \nabla_x I(x,y) &= I(x,y) - I(x-n,y) \\ \nabla_y I(x,y) &= I(x,y+n) - I(x,y-n) \end{aligned}$$

Avec (en général $n=1$)

Ces dérivées sont calculées par convolution de l'image avec un masque de différence

$$G_x = [-1 \ 1] \quad \text{et} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Il existe plusieurs opérateurs selon le gradient, l'amplitude et la direction[7].

	0°	45°	90°	135°
Robert	$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$		$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$	
Prewitt	$\begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$
Sobel	$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{pmatrix}$
Kirsch	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$

3.1.3 Seuillage:

Une fois la norme du gradient calculée en chaque point de l'image, il faut seuiller cette norme. Ce seuillage peut décider si un pixel fait partie ou non d'un contour.

Tous les pixels possédant une norme supérieure à un seuil S sont déclarés appartenir à un contour. Le problème réside alors dans le choix du seuil :

- un seuillage trop bas nous amène à une sur-détection : on détecte beaucoup de bruit et des contours épais apparaissent
- Un seuillage trop haut amène à une sous-détection : contours non fermés [9][10].

Seuillage avec hystérésis

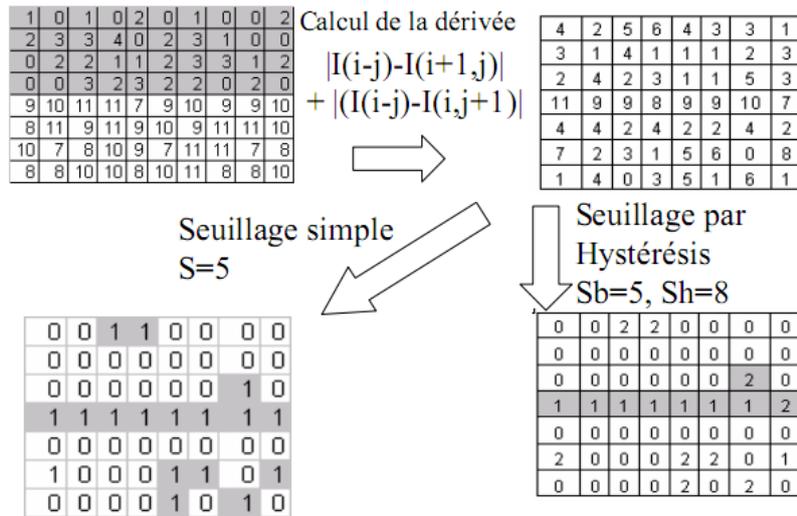
-Il s'agit de diminuer l'importance du seuil lors du seuillage du gradient

-Avant, il y avait un seuil unique qui amenait soit à des fausses alarmes, soit à des lacunes. Il était très difficile, voire impossible de trouver un seuil adapté à toute l'image.

- On introduit maintenant 2 seuils : un seuil haut et un seuil bas.

- Si norme > seuil haut → contour sur 1
- Si norme < seuil bas → pas de contour 0
- Si seuil bas < norme < seuil haut → contour de fermeture 2

Les contours hypothétiques de fermeture sont transformés en contours sûrs s'ils sont adjacents à un contour déjà codé à 1.



Exemple (application sur image)

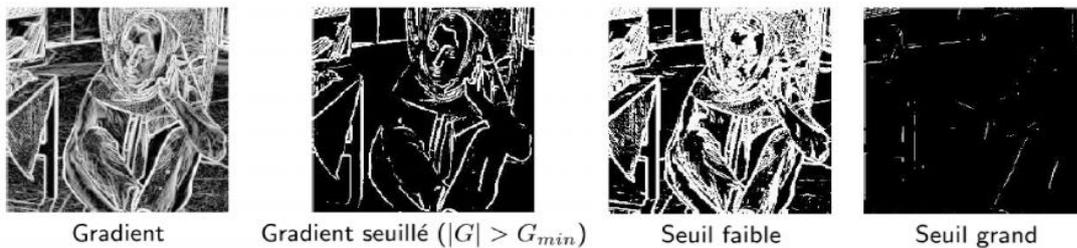


Fig.12 exemple de segmentation par contour

3.2. segmentation par région

Cette approche s'intéresse au contenu d'une région, c'est le fait de regrouper les pixels qui ont des propriétés similaires (niveaux de gris, couleur, texture, mouvement), détecter les zones de l'image qui présentent des caractéristiques d'homogénéité et vérifier un critère d'homogénéité et de similitude [7][12].



Fig.13 Image original

segmentation par région

3.2.1. A quoi sert la segmentation en régions ?

La segmentation par région est très utile dans différents domaines comme:

Applications en indexation, biométrie (Segmentation de visages)



Fig.14. Exemple de segmentation par région

Imagerie médicale IRM : étude des maladies neurologiques qui altèrent la distribution entre le parenchyme du cerveau (matière grise) et liquide céphalo-rachidien...[7][12][11].

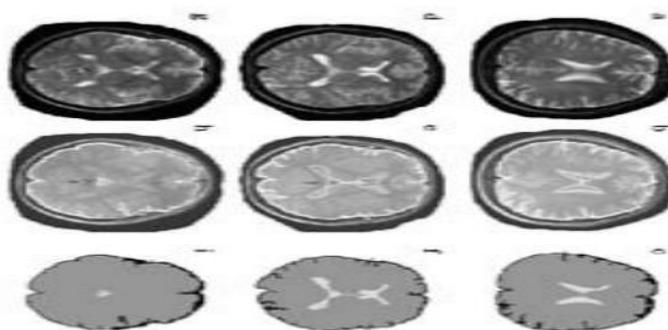


Fig.15 segmentation d'une image IRM

Il existe plusieurs méthodes dans cette approche comme:

- Segmentation par régions en utilisant un seuil
- croissance de région
- Méthode de division et/ou fusion de région

3.2.2 Segmentation par régions en utilisant un seuil (principe)

L'idée fondamentale derrière cette segmentation consiste à séparer l'image en régions par un ou plusieurs seuils sur les niveaux de gris. Suite à cette division, on obtient une image $g(i,j)$ composée de deux couleurs: blanc et noir. Une telle séparation consiste donc à établir un seuil T de division dans l'image originale $f(i,j)$ et de comparer l'ensemble des pixels de l'image par rapport à ce seuil. Ce seuil peut être une valeur ponctuelle ou également un ensemble de valeurs.

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

La grande difficulté réside dans le choix du seuil. Un mauvais seuil peut rendre l'image mal-segmentée et ainsi anéantir toute utilité dans la reconnaissance de forme physiologique. Pour choisir un bon seuil, il existe plusieurs méthodes plus ou moins rigoureuses. On peut ainsi se baser sur une valeur a priori correspondant à une caractéristique physiologique connue. Par exemple, on sait que les tissus gras sont souvent limitrophes des différentes régions du corps. En IRM, ces graisses sont souvent à l'origine d'un fort signal (blanc sur l'image) en raison du temps de relaxation plus court des noyaux d'hydrogène de ces tissus. Il est alors possible de placer le seuil dans le blanc et ainsi obtenir une première segmentation relativement précise comme l'illustrent suivant

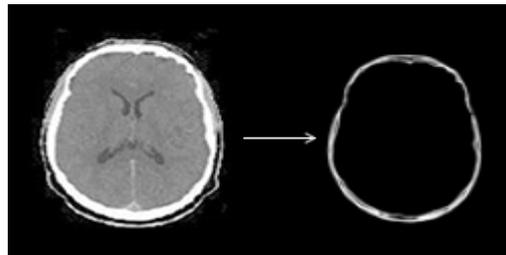


Fig16. exemple de segmentation par région

Il existe d'autre méthode de choix de seuil comme celle de l'histogramme

3.2.3 Croissance de région

L'idée générale de cette approche est de démarrer par un pixel aléatoire dans l'image et faire extraire ses caractéristiques en suite se déplacer vers le pixel voisin on appliquant un test d'homogénéité ; c'est-à-dire si ce dernier aux les mêmes propriétés du précédent ils appartiennent a la même région sinon il forme une nouvelle région, L'image est parcourut de gauche à droite et de haut en bas .

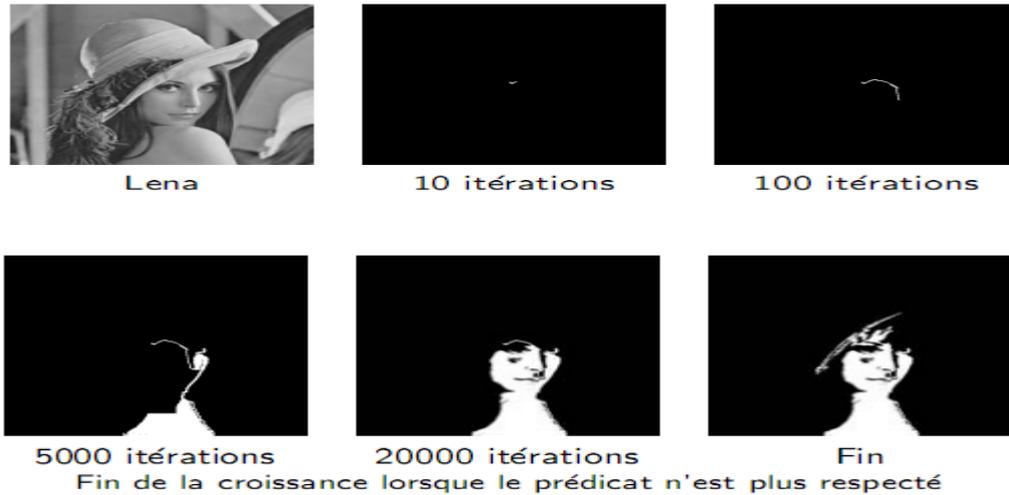


Fig.17. segmentation par croissance de région

Algorithme [14][7].

On part d'un point aléatoire sur l'image

On marque ce point comme faisant partie de la région en cours

On vérifie pour chaque voisin s'il vérifie le critère d'homogénéité et s'il n'a pas déjà vérifié

Si oui on applique la même procédure au voisin

Si non on arrête la procédure

Les paramètres de la croissance de régions

Pour segmenter une image avec la méthode de croissance de régions, il faut faire un certain nombre de choix tels que le positionnement des germes initiaux, la représentation des germes initiaux, la mesure d'homogénéité et le critère d'arrêt .

Remarque

Germes : est un pixel ou un ensemble de pixels (région), défini initialement automatiquement ou manuellement par l'utilisateur [7].

Germes initiaux

Le choix du germe initial est une étapes très délicate dans la segmentation ; il faut commencer par un germe de tel sort que les régions détecter croitre facilement dans tous les sens et aussi ce choix va influencer sur les résultats finaux; le choix peut se faire manuellement mais l'œil humaine ne garantit pas la précision demander ; pour cela des outils sont proposés basées sur le choix aléatoire du germe.

A partir de ce germe, on construit une première région. Lorsque la région converge, la méthode choisit un autre germe parmi les points non segmentés .

Le résultat de cette méthode contient des régions de petites tailles et qui partage un critère commun. Pour cela, une étape supplémentaire de fusionner les régions adjacentes ayant les mêmes caractéristiques est nécessaire, afin de diminuer le nombre de régions obtenues [7].

Mesure d'homogénéité

La croissance d'une région est basée sur l'évaluation des pixels à ajouter. Cette évaluation mesure l'homogénéité locale entre le germe initial et un pixel candidat (non évaluer) ou bien global entre les points constituant la région et un pixel candidat.

En pratique, cette mesure est souvent une distance entre la valeur de l'intensité ou une autre grandeur propre à l'espace utilisé (niveau de gris, couleur,...). Si cette distance est inférieure à un seuil, ou bien cette distance est la plus petite des distances obtenues avec tout autre pixel candidat à l'agglomération, alors le point est ajouté à la région[7].

Un processus itératif

Après le choix des germes initiaux et le critère d'homogénéité, un processus itératif de déformation ajoute progressivement des points situés à la région en train de croître, s'ils respectent la mesure d'homogénéité. Ces nouveaux points sont regroupés dans l'ensemble que l'on note $C^{[n]}$ appelé couronne.

Considérons une croissance de région ne faisant croître qu'une seule région. Étant donné une région initiale $R^{[0]}$, la région suivante $R^{[n+1]}$ est obtenue à partir de la région courante $R^{[n]}$ et de la couronne $C^{[n]}$

donc $R^{[n+1]} = R^{[n]} \cup C^{[n]}$

Critère d'arrêt

Après l'exécution du processus et la croissance de diverses régions ce dernier va s'arrêter selon deux critères :

- Toutes les régions satisfont la mesure d'homogénéité et la segmentation comprend n régions.
- Il existe $n - 1$ régions qui vérifient la mesure d'homogénéité, la n -ième région comprend les points ne vérifiant pas la mesure d'homogénéité.

Croissance de région : avantages et inconvénients

Avantages

- Rapidité et facile à exécuter.
- La préservation de la forme de chaque région de l'image.
- Efficacité aux objets complexes.
- ...

Inconvénients

- L'impact de mauvais choix de quelques critères (germes, homogénéité)
- Risque de sur-segmentation, sous-segmentation

Sous-segmentation: intervient lorsqu'une région couvre plusieurs objets d'intérêt de classes différentes.

Sur-segmentation : intervient quand les objets d'intérêt sont divisés en plusieurs régions à l'issue de la segmentation ce qui la rends de moins bonne qualité
Il peut y avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés.
Algorithme très sensible au bruit...[7].

3.2.4. Segmentation par fusion de régions (Merge)

La technique de fusion (réunion) de région est une méthode ascendante qui fait un test à tous les pixels de l'image.

L'idée fondamentale est de considérer chaque pixel comme une région en suite fusionner les pixels voisins pour agrandir la région le choix du pixel fusionné se fait sous des critères comme ceux du accroissement de région ... donc On regroupe les régions avec un double critère de similarité des niveaux de gris et d'adjacence.

Malheureusement, le résultat (les groupes de régions après segmentation) est hautement dépendant de l'ordre dans lequel les régions ont été fusionnées. En effet, 2 régions R1 et R2 données peuvent ne pas avoir été fusionnées car R1 a été fusionnée avec d'autres régions et la nouvelle région possède ne correspond plus aux critères de fusionnement, empêchant R2 d'y être incluse. Plusieurs variantes de cet algorithme existent. On peut ainsi modifier la taille régions initiales et prendre des blocs de 2X2 ou 4X4 pixels au lieu de 1X1.

En somme, 2 régions adjacentes sont fusionnées si une portion significative de leur frontière commune contient des côtés faibles 'weak edges'. Cette portion significative est en fait un seuil dressé par rapport au 'crack edge value' qui correspond à la variation d'intensité entre 2 pixels voisins:

$$v_{i,j} = \begin{cases} 0, & s_{i,j} < T_1 \\ 1, & s_{i,j} \geq T_1 \end{cases}$$

où $v_{ij} = 1$ est un côté significatif, $v_{ij} = 0$ est un 'weak edge', T est un seuil et s_{ij} est la variation d'intensité entre deux pixels voisins ('crack edge value').

On présente ci-dessous, un algorithme général pour la segmentation par fusion de régions:

- Effectuer une segmentation exagérée en regroupant des ensembles de 2,4 ou 8 pixels
- Construire un tableau de 'crack edge' des régions
- Enlever les 'crack edges' faibles selon le seuil T et les conditions de l'image
- Enlever récursivement les frontières communes des régions adjacentes R_i, R_j si

$$\frac{\omega}{\min(l_i, l_j)} \geq T_2$$

ω : le nombre de 'crack edge' faibles.

l_{i,l_j} : périmètres respectifs des régions R_1, R_2 .

T_2 : Seuil supplémentaire.

- Faire la même étape précédant mais dans ce cas il faut tester :

$$\frac{\omega}{l} \geq T_3$$

L : la longueur de la frontière commune et T_3 un seuil restreint

Comme toutes autres méthodes la segmentation par fusion de région recentre quelque problème regroupé essentiellement en deux points:

- 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.
- [13][14].

3.2.5. Segmentation par division de régions (split)

Le procédé est simplement l'inverse de celui du fusion de région. Il s'agit ici de considérer l'image totale comme une seule et même région sachant qu'elle ne satisfait pas les critères de segmentation. Il suffit donc de diviser cette grand région en sous régions .Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région (issue de la division) jusqu'à l'obtention de classes homogènes.

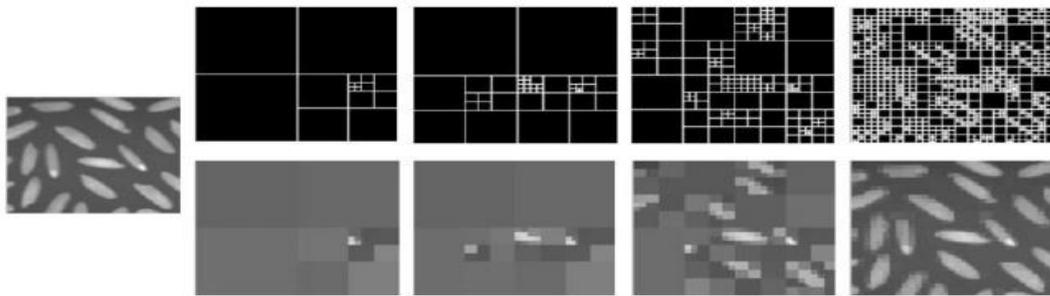


Fig18. Exemple d'application (split)

L'algorithme se résume en les étapes suivantes :

1. Diviser l'image initiale en 4 régions (principe de structure quartée) où l'on a $H(\text{images}) = \text{Faux}$.
2. Si pour une région R_i , le prédicat d'homogénéité H n'est pas vérifié ($H(R_i) = \text{faux}$), alors diviser la région en 4.
3. Aller à (2). L'algorithme s'arrête lorsque toutes les régions satisfont le prédicat H .

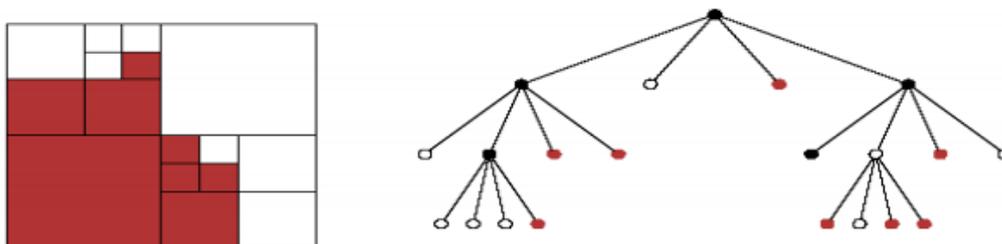


Fig19. split en schéma

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 [13][14].

3.2.6. Segmentation par division-fusion (Split and Merge)

Comme son nom indique son principe est la combinaison des deux méthodes précédentes (Division de régions et fusion de régions) dans le but de remédier aux problèmes rencontrés de la manière suivante :

Une première étape de division donne comme résultat, une image divisée en plusieurs régions

Par la suite, une étape de fusion intervient afin de corriger le résultat obtenu par la première étape, en regroupant les régions.

Ce procédé est répété jusqu'à l'obtention d'une segmentation

Si on considère l'image I

$$I = \begin{bmatrix} 10 & 10 & 10 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 10 & 10 & 10 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 100 & 100 & 40 & 40 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 100 & 100 & 150 & 150 & 60 & 60 & 200 \\ 80 & 1 & 1 & 150 & 150 & 60 & 60 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 200 \end{bmatrix}$$

Avec un critère d'homogénéité tel que tous les pixels d'une région aient la même intensité, l'étape split donne:

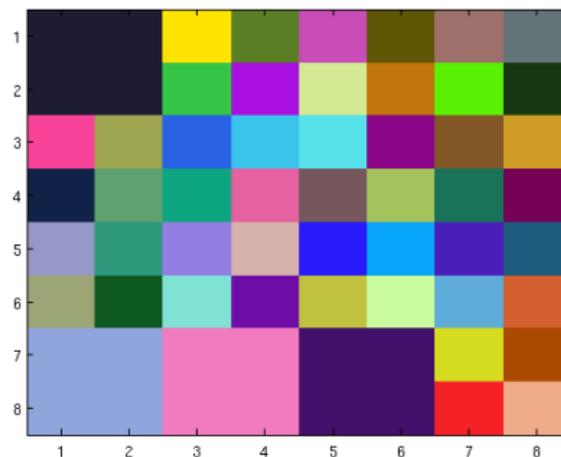


Fig.20 merge en couleurs

Divisant ainsi l'image en 52 régions.

Les régions étant découpées en 4 à chaque étape, des zones homogènes de l'image peuvent alors être séparées.

C'est pourquoi, l'étape merge est chargée de regrouper les régions voisines si elles vérifient le critère d'homogénéité.

C'est-à-dire, pour I

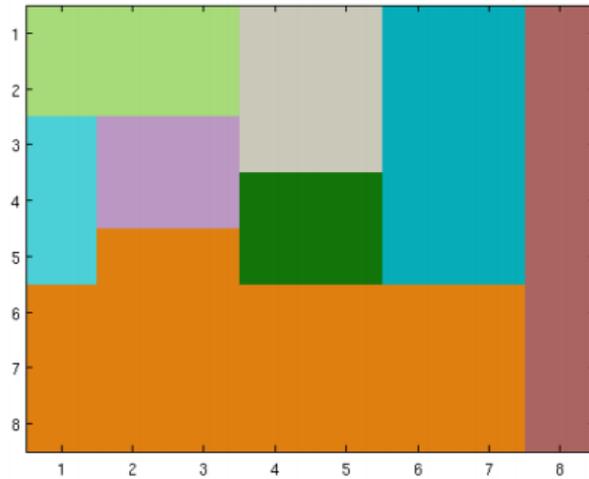


Fig.21 merge application

Plusieurs tentatives d'implémentation de cet algorithme ont été exécutés pour optimiser le temps d'exécution. La version présente dans ce projet n'est vraiment pas optimale, compte tenu du temps d'exécution (notamment causé par la fonction de test qui est appelé à chaque fusion d'une région), mais elle fonctionne correctement. Les résultats présentés ont comme critère d'homogénéité, un seuil sur la variance des régions, avec

$$variance = \frac{\sum_{i,j} (R_{i,j} - moyenne)^2}{nombre\ de\ pixel}$$

Où

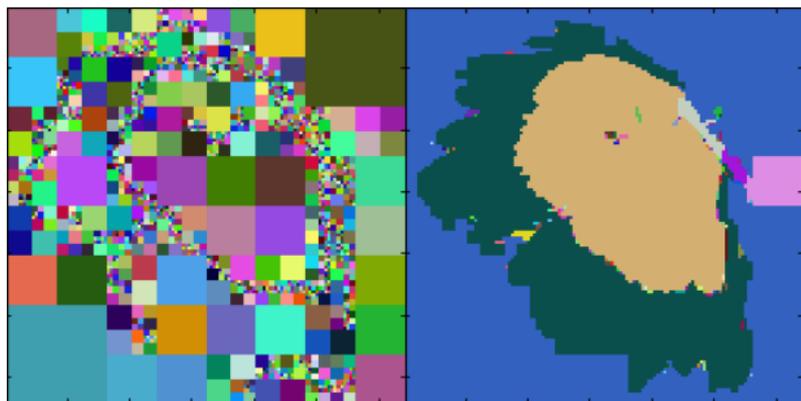
$$moyenne = \frac{\sum_{i,j} R_{i,i}}{nombre\ de\ pixel}$$

Si $variance \leq seuil$ alors la région R est fusionnée.

[13][14].



Fig.22. image originale



application de split/merge sur l'image

3.3. Segmentation par coopération région/contour

3.3.1. Introduction

Les chercheurs ont toujours voulu arriver à une segmentation parfaite et pour cela il existe une autre méthode de segmentation d'image plus efficace, cette méthode fait une coopération entre la segmentation par région et celle de contour pour profiter des avantages des deux méthodes et résoudre leurs problèmes.

La segmentation par coopération se divise en trois classes principales selon la synchronisation des deux méthodes hors de l'exécution. (mutuelle, résultante et séquentielle)

Nous avons vu précédemment qu'il existe plusieurs méthodes de segmentation d'image principalement se divise en deux segmentation par contour et par région ces deux méthodes connaissent des avantages et même des inconvénients et pour résoudre ces problèmes les chercheurs ont développé des méthodes coopératives région-contour.

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 réunissent les avantages des deux méthodes et remédient les inconvénients [7][15].

Proposons d'étudier la segmentation d'images par coopération régions-contours en fonction de trois approches :

- 1) la coopération séquentielle.
- 2) la coopération des résultats.
- 3) la coopération mutuelle.

3.3.2. 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'une des techniques les plus utilisées est l'utilisation de l'information venant de la segmentation par contour dans une segmentation par région donc : commencer par la segmentation en contour est exploiter les résultats en segmentation par région [7][15].

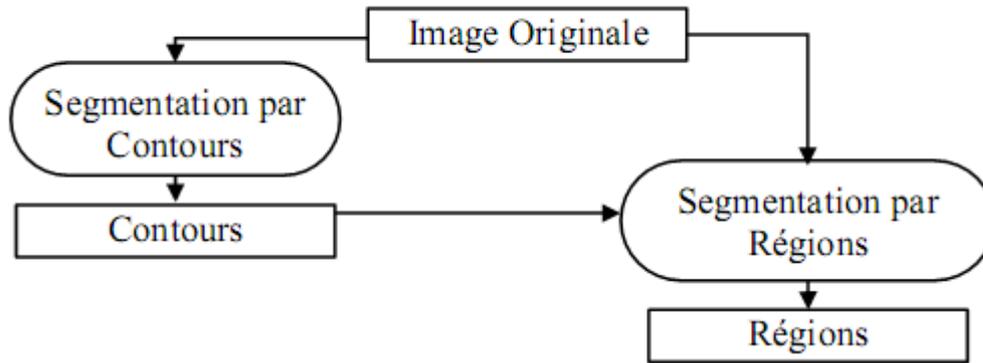


Fig.23. Principe de la coopération séquentielle

Forme de coopération séquentielle

La coopération séquentielle peut se représenter 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.

Des astuces sont proposées pour garantir une coopération parfaite séquentielle ; Une des caractéristiques principales de ses propositions est la synchronisation de l'intégration : utilise l'information dans la détection de région, ou après que les deux processus soient complétés.

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.

Selon la manière avec laquelle cette information est utilisée, il est possible de distinguer quelques tendances :

- Définition d'un critère additionnel de segmentation
- Placement du germe initial.
- Ajustement des paramètres de segmentation.
- Élimination des faux segments.
- Accélérer le temps de traitement

...

Définition d'un critère additionnel de segmentation

Le cas le plus courant dans la coopération séquentielle est l'utilisation de l'information sur les contours pour la définition d'un critère additionnel dans une segmentation par régions .

Le principe est qu'une région ne doit pas contenir de pixels-contours. La présence des contours peut être signalée par l'information sur les gradients des pixels. Ainsi, la formation de la région est arrêtée quand elle rencontre un pixel à fort gradient (un contour). Seuls les pixels ayant un faible gradient sont ajoutés à la région. La coopération peut également s'effectuer sous la forme d'ajouts de pixels à la région jusqu'à ce qu'un

maximum de gradient moyen calculé sur la région soit atteint , L'image contours peut aussi être intégrée pour forcer ou interdire des fusions entre les régions voisines .

Placement du germe initial

L'information de contour est employée comme un guide pour déterminer l'emplacement du germe initial en général, ce choix est fait de manière aléatoire ,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 un des autres

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 permet d'affiner le critère d'homogénéité par rapport aux caractéristiques des régions ; Aussi, les résultats d'une segmentation par région peuvent être utilisés par un détecteur de contours. Par exemple, les limites obtenues par une segmentation par région peuvent être considérées comme point de départ d'un détecteur de contours de type « snakes ».

Elimination des faux segments

La coopération entre régions-contours peut nous amener au problème de fausses détections obtenues par une approche de segmentation.

Ce type de coopération repose sur l'idée qu'un contour sépare deux régions de caractéristiques différentes, les informations requises par des contours ou/et des régions peuvent amener à des fausses segmentations par exemple la possibilité de fusionner deux régions adjacentes similaires se base sur l'information donné par le contour comme c'est illustré :

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.

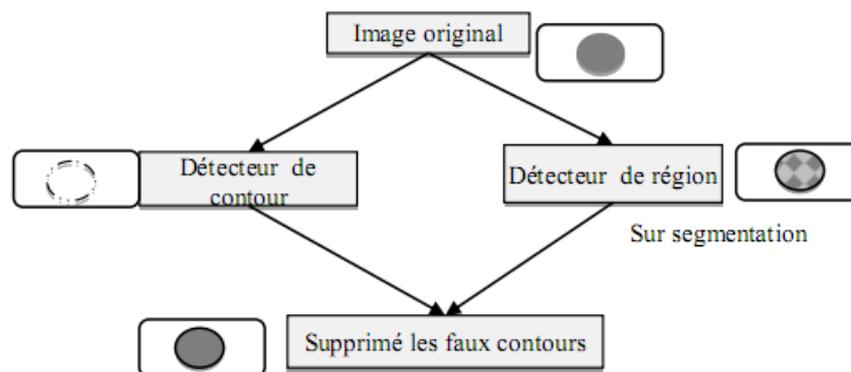


Fig.24. Un schéma pour éliminer des frontières

Un résultat sur-segmenté. L'information de contour est alors employée pour éliminer ces fausses frontières. De même, l'information de région est utilisée pour supprimer les faux contours.

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 (quartée), 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 le non homogénéité du quadrant. Par conséquent, l'intégration de l'information sur les contours permet d'accélérer le temps de traitement.

3.3.3. Coopération des résultats:

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentation sont exécutés parallèlement et indépendamment. et la coopération sera faite au niveau de leurs résultats respectifs pour que les résultats seront parfaites et plus efficaces d'une segmentation unique (contour ou région) Cette intégration peut être faite sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus[7][15].

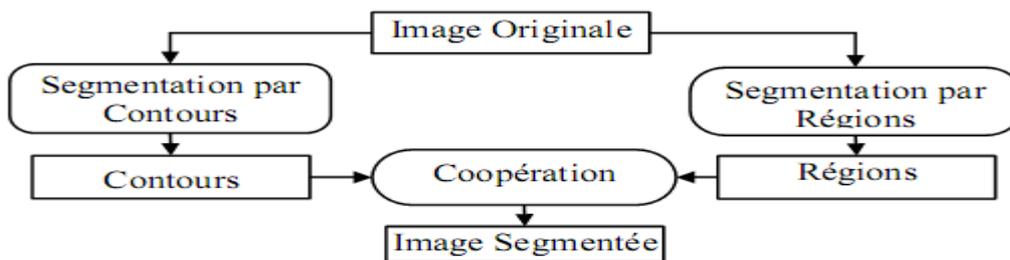


Fig.25. Principe de la coopération des résultats

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 entre les segmentations

Consensus entre plusieurs segmentations

Ajout d'un critère additionnel aux résultats de segmentation

Ajustement des paramètres de segmentation

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.

Consensus entre plusieurs segmentations

Le but de cette forme de coopération est d'arriver à un consensus entre les résultats de diverses segmentations. Un exemple de cette approche est proposé par Cho et Meer

(1997) Les résultats de ces segmentation 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 concurrence). Les couples de pixels ayant une grande probabilité de concurrence sont ensuite groupés ensemble. Le résultat est un ensemble de régions contiguës.

dans ce sens Chu et Aggarwal (1993) proposent un algorithme comme suit:

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.

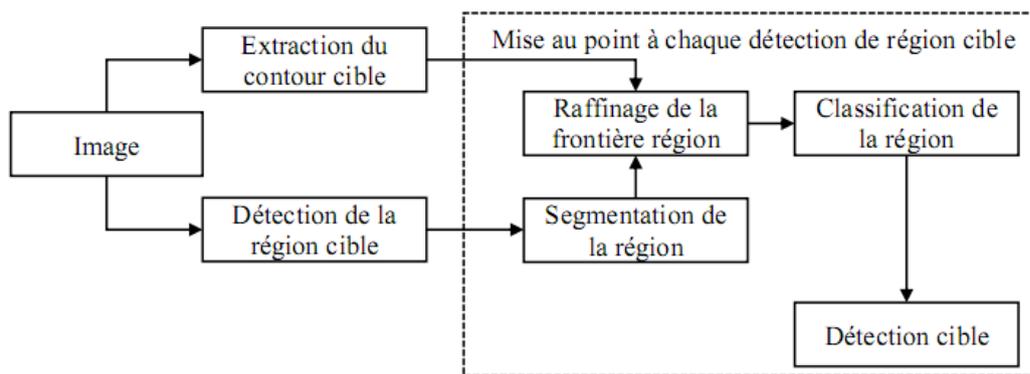


Fig.26. Processus de segmentation de cible

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 région peut être amélioré, par exemple, en intégrant le résultat de la segmentation par contours .

Les régions sont subdivisées suivant la carte de contours de sorte qu'aucune région ne contienne de contours.

Les régions subdivisées ayant les mêmes caractéristiques sont par la suite fusionnées en exploitant les informations sur les régions et sur les contours.

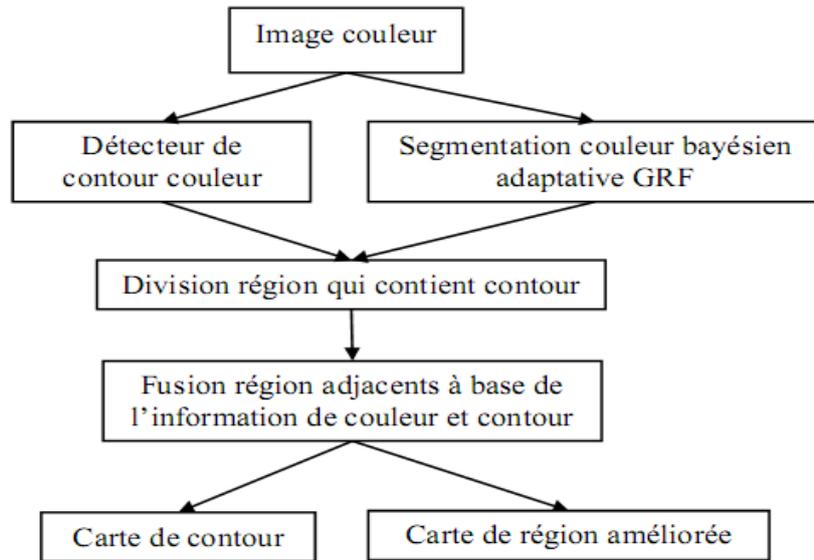


Fig.27. Organigramme de la méthode proposée par Saber, Tekalp et Bozdagi

Ajustement des paramètres de segmentation

La coopération peut être utilisée pour ajuster les 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 obtenir des résultats cohérents et stables.

La vérification de la cohérence est basée sur la minimisation de la dis similarité entre les contours et les régions, jusqu'à la compatibilité entre les résultats contours et régions.

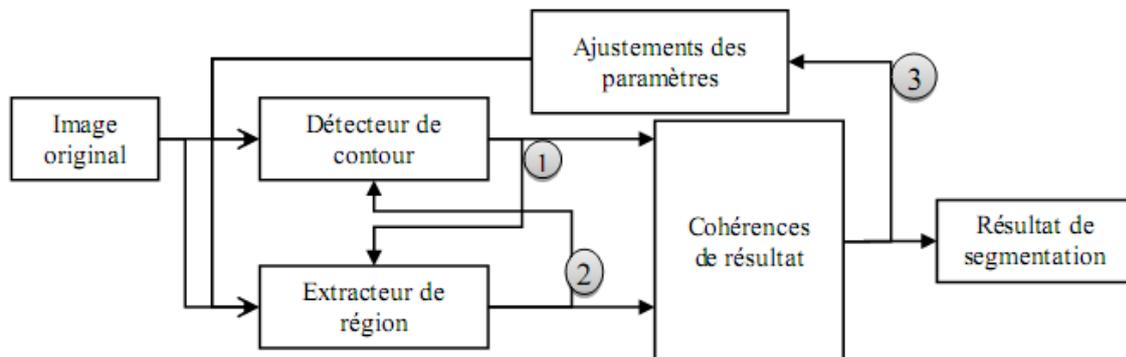


Fig.28. Synthèse de système de segmentation

3.3.4. Coopération mutuelle (principe)

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

par exemple: Si le détecteur de contour et le détecteur de région n'arrivent pas à agréger un pixel, on peut diminuer le seuil de similarité [7][15].

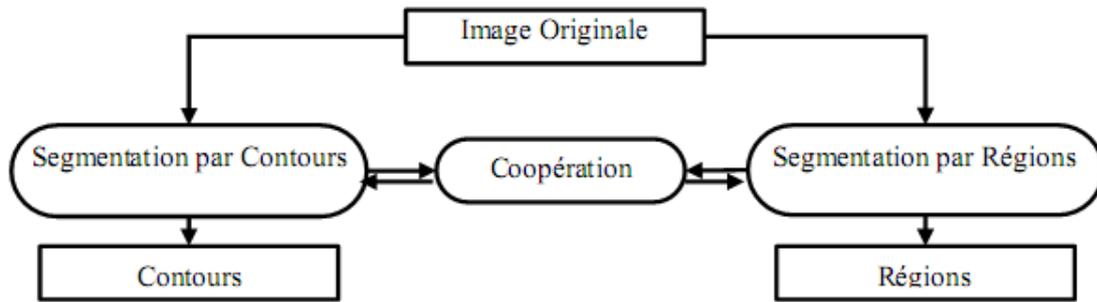


Fig.29. Principe de la coopération mutuelle

Formes de coopération mutuelle

La coopération mutuelle 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.

4. conclusion:

Il existe plusieurs méthodes de segmentation d'image et chaque une de ces méthodes possède des avantages et des inconvénients et pour arriver à des résultats suffisants on peut faire une coopération entre ces méthodes pour profiter de maximum d'avantages et améliorer les performances de notre résultats.

L'approche contour nous fait apparaître les pixels qui entourent certains objets dans l'image ce sont des lignes qui existent aux frontières des régions.

Dans certains domaines la segmentation par contour est utile et résout ces problèmes mais d'autre part le contour n'est pas vraiment intéressant alors on est sensé à s'intéresser à la région elle-même elle consiste à s'intéresser à l'ensemble de pixels qui ont des propriétés similaires et forment une région.

CHAPITRE 3

**LE K-MEANS UNE METHODE
DE SEGMENTATION D'IMAGES**

1. Introduction

La méthode des k -means est un outil de classification classique qui permet de répartir un ensemble de données en k classes homogènes. La plupart des images (photos, dessins vectoriels 2D, synthèses 3D, ...) vérifient localement des propriétés d'homogénéité, notamment en terme d'intensité lumineuse. L'algorithme des k -means permet donc d'apporter une solution à la segmentation d'images.

Rappel

la segmentation consiste à partitionner l'image en plusieurs régions ou chaque région est caractériser par des spécification homogènes (formes, couleurs, niveau de gris) ; plusieurs méthodes on été développer selon divers domaines pour obtenir une segmentation parfaite et parmi ces méthode: **la segmentation par classification** .

2. Définition

Consiste à attribuer à chaque pixel dans l'image une classe (étiquette). Ce type de méthode considère une région comme un ensemble de pixels appartenant à la même classe et formes un nuage des points ces pixels présentent des caractéristiques similaires ; le rôle de la classification est de faire apparaitre ses nuage et séparer chaque classe des autre.

La classification peut se faire de deux manières différentes :

Superviser: Ce sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues a priori avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image. Elles demandent une phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une autre phase pour décider l'appartenance d'un individu à telle ou telle classe.

Nous pouvons donc citer des algorithmes de classification pixels supervisés comme celui de Bayes , Les K plus proches voisins (K-PPV) ou les réseaux de Neurones Multicouches. Cependant cette méthode n'est très peut utilisée car elle nécessite l'intervention de l'utilisateur.

Non-Superviser (clustering) : contrairement à l'autre méthode cette méthode vis a regrouper automatiquement les pixels de l'image en leurs classe sens aucune connaissance préalable.

Elles ont pour but de découper l'espace d'individus (pixels) en zones homogènes selon un critère de ressemblance (critère de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de Représentation entre les individus). Parmi les algorithmes de cette méthode C-moyennes proposée par Mac Queen, C-moyennes floues ou Algorithmes les C-moyennes possibilistes et le plus connue est utiliser **k-means**

3. Méthode de classification

Généralement le but de classification est de regrouper les éléments d'un ensemble $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_n\}$ en un nombre C optimal de classes selon leurs ressemblances ; de manière générale, les problèmes de classification s'attachent à déterminer des procédures permettant d'associer un objet (individu) à telle classe . Comme la plupart des activités scientifiques, les différentes techniques de classification ont largement bénéficié de l'avènement et du perfectionnement des outils informatiques.

De nos jours la classification est une démarche qui est appliquée dans d'innombrables domaines.

La qualité de la classification peut être jugée sur la base des deux critères suivants :

1. Les classes générées doivent être les plus différentes possibles les unes des autres vis-à-vis de certaines caractéristiques.
2. Chaque classe doit être la plus homogène possible vis-à-vis de ces caractéristiques

4. Algorithme K-means

C'est l'un des algorithmes les plus connus en classification non supervisée. Il vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables l'idée principale est de définir K centroïdes un pour chaque classe $\{C_k\}_{1 \leq k \leq K}$ chaque classe est caractérisé par son centroïde μ_k et le nombre d'éléments N_k .

L'algorithme des k-means vise à minimiser la variance intra-classe, qui se traduit par la minimisation de l'énergie suivante :

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \sum_{k \in C} \sum_{x \in k} \|x - \mu_k\|^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k \in C} N_k \times V(C) \\ &= \frac{1}{2} \sum_{x \in D} \min_{k \in C} \|x - \mu_k\| \end{aligned}$$

C est l'ensemble des classes k ; μ_k est le centroïde de telle classe k

$V(c)$ sa variance, N le nombre de ses éléments et $D = \bigcup_{k \in C} K$ l'ensemble des données que l'on cherche à classer.

Autrement dit :

$$E = \sum_{k=1}^K \sum_{(x,y), i \in C_k} (f(x, y) - \mu_k)^2$$

Où $f(x, y)$ représente le niveau de gris du pixel des coordonnées (x, y) .

L'algorithme se déroule comme suite:

1. Initialisation de chaque centroïde μ_k .
2. Pour chaque pixel calculer la distance $d(f(x, y), \mu_k)$ entre lui et les différents centres des classes, ensuite l'affectuer au plus proche classe $C_l = \arg \min_k d(f(x, y), \mu_k)$ avec
$$d(f(x, y), \mu_k) = |f(x, y) - \mu_k|$$
3. Mise à jour de nombre de pixels et de centres des classes $\mu_k = \frac{\sum_{(x,y) \in C_k} f(x,y)}{N_k}$
4. Arrêter si $N_k = N_{k+1}$ sinon retour à (2).

4.1. Choix du nombre k de classes (clusters)

L'algorithme classique des k-means laisse un paramètre libre : le nombre de clusters k , ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image. Généralement le choix de k est fait empiriquement en sélectionnant la valeur de k qui minimise l'énergie .

Différents critères permettent d'estimer le nombre de clusters en minimisant la distance intra-classes et à maximiser la distance inter-classes.

De nombreuses techniques permettent de déterminer le nombre de clusters pendant le déroulement de l'algorithme. Ces méthodes sont basées sur un processus itératif grâce à lui on choisit de subdiviser les clusters précédemment établis en se basant sur un critère statistique .

5. k-means et segmentation d'images

Les méthodes de classification (clustering) issues de l'analyse de données permettent de regrouper des objets possédant des propriétés similaires. Elles constituent donc une approche naturelle pour réaliser une segmentation d'images. En K-means , il faut décider combien de groupes (classes) que nous aurons dans l' image. Le cas le plus simple est que le nombre de classes signifie compter la couleur et les centres de classe sont les valeurs de couleurs. En d'autres termes, si vous avez une image RVB avec des millions de couleurs, après K-means avec la valeur 20, vous aurez l'image convertie en une version qui n'a que 20 couleurs.

Jetez un œil à l'histogramme ci-dessous. Maintenant, le choix de la valeur 20 et l'exécution de l'algorithme K-means sur l'image, les couleurs sont réduites à 20 couleurs. L'histogramme après l'exécution de l'algorithme est ci-dessous.

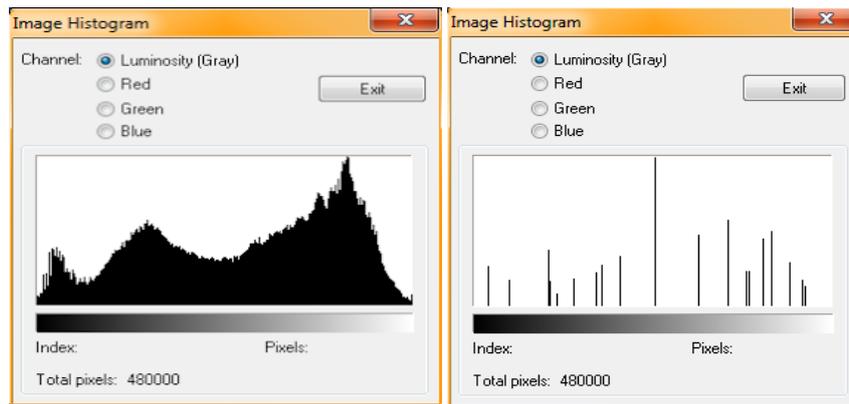
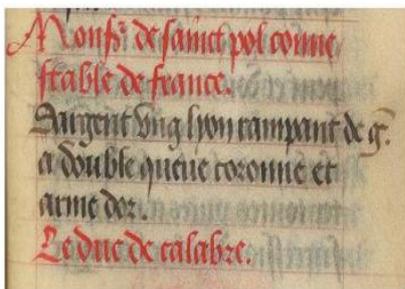


Fig.30. histogramme avant/après segmentation

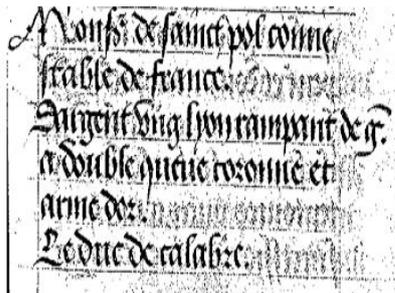
6. Domaine d'application :

La méthode des k-means est utilisée dans différents domaines images de documents

a) originale



b) k=2



c) k=3

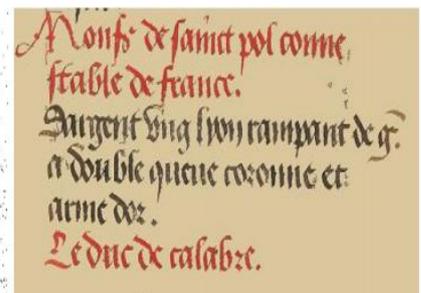
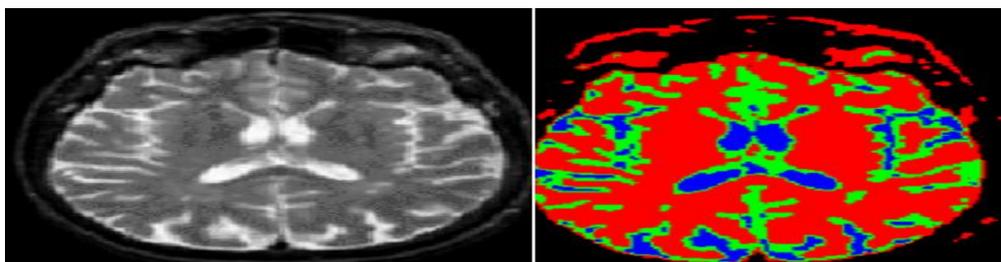


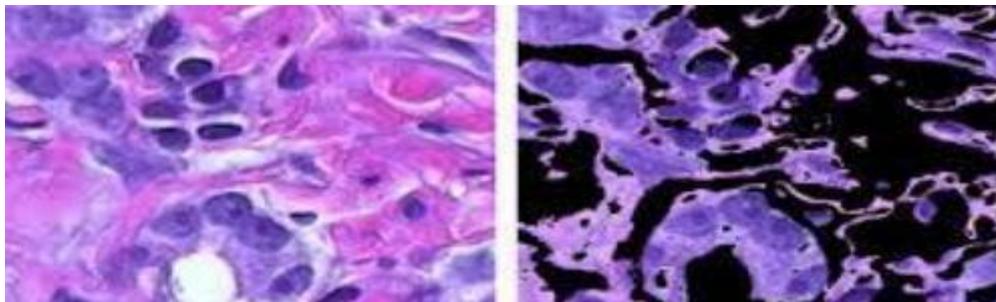
Image médical



Infographie (traitement d'image)



Image texturée



7. segmentation d'images avec les algorithmes K-means –implémentation

java-

Dans cette implémentation on voit deux approches différentes pour ajouter des pixels à des classes nommées les "continu" et "itératif" clustering. Ya pas grande différence entre les deux méthodes.

En classement continu on a ajouté et supprimer les pixels depuis et vers les classes pour chaque pixel et compter les centroïde des classes après chaque action (suppression/ ajout) cette façon est plus rapide et simple que l'itératif, en itératif on a jouter d'abord tous les pixels au classes ensuite en va calculer les centroïdes.

Voici une présentation du code de l'application. Chaque fragment présente une fonctionnalité importante qu'assume l'application.

L'utilisation du code

```
static final String USAGE = "\nUsage:\t$ java KMeans abs/input/path\nabs/output/path ClusterCount MODE\n\n" +\n    "ClusterCount:\t0-255\n" +\n    "MODE\t\t:\t-i (interactive) | -c (continuous)\n\n";\n\npublic static final int MODE_CONTINUOUS = 1;\npublic static final int MODE_ITERATIVE = 2;
```

Constructeur (vide)

```
public KMeans() {}
```

Calculer les cordonné de chaque pixel.

Utiliser une variable booléen pour chaque changement de pixel.

```
public BufferedImage calculate(BufferedImage image, int ClusterCount, int mode) {\n    long start = System.currentTimeMillis();\n\n    int width = image.getWidth();\n    int height = image.getHeight();\n\n    clusters = createClusters(image, ClusterCount);\n\n    int[] cLookupTable = new int[width * height];\n    Arrays.fill(cLookupTable, -1);\n    boolean pixelChangedCluster = true;\n    int loops = 0;\n    while (pixelChangedCluster) {\n        pixelChangedCluster = false;\n        loops++;\n    }\n}
```

Création des classes ; parcourir tous les pixels et les ajouter au classes appropriées.

```
public Cluster[] createClusters(BufferedImage image, int ClusterCount) {
    Cluster[] result = new Cluster[ClusterCount];
    int x = 0;
    int y = 0;
    int dx = image.getWidth() / ClusterCount;
    int dy = image.getHeight() / ClusterCount;
    for (int i = 0; i < ClusterCount; i++) {
        result[i] = new Cluster(i, image.getRGB(x, y));
        x += dx;
        y += dy;
    }
    return result;
}
```

Calcule de la distance pour ajouter chaque pixel au plus proche centroïde.

```
public Cluster findMinimalCluster(int rgb) {
    Cluster cluster = null;
    int min = Integer.MAX_VALUE;
    for (KMeans.Cluster cluster1 : clusters) {
        int distance = cluster1.distance(rgb);
        if (distance < min) {
            min = distance;
            cluster = cluster1;
        }
    }
    return cluster;
}
```

Modifier la couleur de chaque pixel selon la classe qu'on l'ajouter/supprimer.

```
void addPixel(int color)/ removePixel(int color) {
    int r = color >> 16 & 0x000000FF;
    int g = color >> 8 & 0x000000FF;
    int b = color & 0x000000FF;
    reds += r;
    greens += g;
    blues += b;
    pixelCount++;
    red = reds / pixelCount;
    green = greens / pixelCount;
    blue = blues / pixelCount;
}
```

Retourner les couleurs finales.

```
int distance(int color) {
```

```
int r = color >> 16 & 0x000000FF;
int g = color >> 8 & 0x000000FF;
int b = color & 0x000000FF;
int rx = Math.abs(red - r);
int gx = Math.abs(green - g);
int bx = Math.abs(blue - b);
return (rx + gx + bx) / 3;
}
```

Création de l'image finale avec la prise des états d'erreurs en considération.

```
public static void saveImage(String filename, BufferedImage image) {
    try {
        File file = new File(filename);
        ImageIO.write(image, "png", file);

    } catch (NullPointerException e){
        System.err.println("Err! Could not initiate the output
file\nExiting");
        System.exit(-1);
    } catch (Exception e) {
        System.err.println(e.toString() + " Image '" + filename + "' saving
failed.\nExiting");
        System.exit(-1); } } }
```

8. Application

Pour mieux comprendre le principe de cette méthode on a fait un test sur deux images la première avec un petit nombre de couleurs la deuxième est plus compliqué.

nous avons entré l'image suivante:



image originale

On exécutant le code précédant sur cette image (Eclipse comme environnement) avec un choix de deux classe en mode itératif (2 -i), on a obtenu une image en deux classes (deux couleurs).

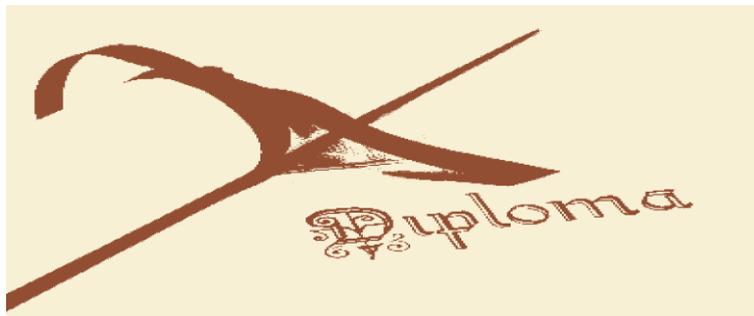
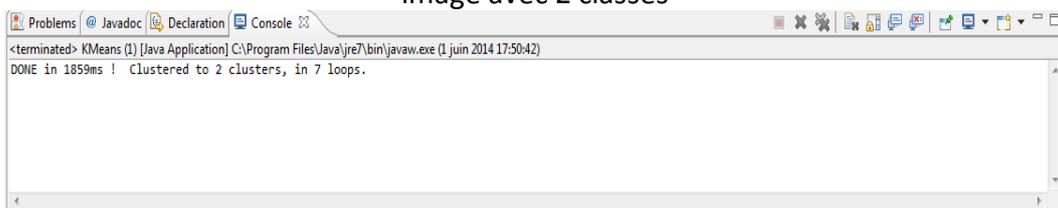


image avec 2 classes



Ensuite on a appliquer une classification avec huit couleurs, le résultat est le suivant:

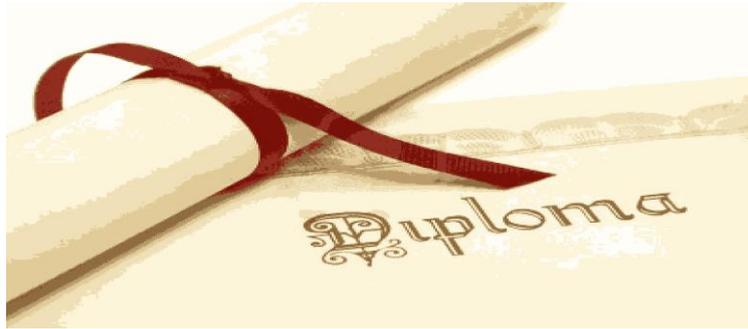


Image avec 8 classes

```
Problems @ Javadoc Declaration Console
<terminated> KMeans (1) [Java Application] C:\Program Files\Java\jre7\bin\javaw.exe (1 juin 2014 19:05:26)
DONE in 21875ms ! Clustered to 8 clusters, in 58 loops.
```

Et pour une image plus compliquer :



Image originale

On va appliquer le même algorithme pour cette image avec vingt classes.



image avec 20 classes

```
Problems @ Javadoc Declaration Console
<terminated> KMeans (1) [Java Application] C:\Program Files\Java\jre7\bin\javaw.exe (1 juin 2014 19:25:12)
DONE in 241493ms ! Clustered to 20 clusters, in 92 loops.
```

9. Conclusion

Nous avons testé la segmentation K-means sur une série d'images en couleur, sous JAVA. après un traitement des fonctions utilisées, nous avons pu observer que, de manière générale, les algorithmes étudiés permettent une bonne segmentation. Néanmoins, les images comportant des défauts (reflet, partie sombre, flou,...) donnent un résultat qui semble visuellement correct. Nous pouvons donc conclure que l'algorithme k-means est plus adapté en segmentation par classification.

Conclusion générale

Ce travail nous a permis d'acquérir de nouvelles connaissances dans le domaine de traitement d'images, et d'étudier en particulier une étape importante du traitement à savoir l'étape de segmentation.

On a bien définie la segmentation ; c'est une action fondamentale en traitement d'image elle consiste à spécifier des zones dans l'image pour les étudier.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation mais elles se regroupent sous deux classes principales (contour/ région).

Nous avons vu la différence entre les deux approches en sachant les principes de chacune entre eux.

Et aussi une méthode développée de coopération entre la segmentation par région et contour.

Et finalement nous avons un des algorithmes de segmentation avec une méthode de classification (k-means).

Bibliographie

- [1] cours de CENTRE COMMUN DE MICROSCOPIE ELECTRONIQUE ET D'ANALYSE
- [2] Le traitement numérique des images. Gabriel Peyré. Le 15 avril 2012
- [3] Traitement & Analyse d'images. Licence Informatique – 2005. Nazha SELMAOUI
- [4] <http://fr.scribd.com/doc/29850195/Segmentation-des-images-medicales>
- [5] Cours de Traitement d'Image. Yaovi GAGOU. Université de Picardie Jules Verne 2007-2008
- [6] Cours Master 2. Reconnaissance d'images. Université Pierre et Marie Curie .Paris.
- [7] Thèse Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours. ELIANI Maamar. Ecole nationale Supérieure en Informatique
- [8] Thèse. Les contours actifs une méthode de segmentation .application sur l'image médicale. Jean-Jacque Rousselle. Université de tours.
- [9] Informatique visuelle - vision par ordinateur .Extractions de caractéristiques - les contours. Elise Arnaud.
- [10] Segmentation d'images et détection de contours. Yves Goussard. 26 mars 2013.
- [11] Cours : La segmentation par régions. Rédigé par Henri Maitre
- [12] L'Interprétation des Images Médicales Cérébrales Segmentation par L'approche Split et Merge . Berrichi Fatima Zohra , Benyettou Mohamed . Laboratoire de Modélisation et Optimisation des Systèmes Industriels : LAMOSI
- [13] Méthodes de segmentation. ECHEGUT Romain 2010.
- [14] Cours de Segmentation d'images. Michèle Gouiffés
- [15] Les approches de segmentation d'image par coopération régions-Contours. 10 avril 2007- © Revue Télédétection, 2007
- [16] Sérialisation du k-means pour la segmentation des images en couleur: Application aux images de documents et autres. Albert Einstein.
- [17] <http://www.tsi.telecom-paristech.fr/pages/enseignement/ressources/beti/hystedyn/node2.html>.