

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**  
**UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA**

**FACULTE DU TECHNOLOGIE**  
**DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**  
**N°: : 2018/SYS TLC 09/87**



**DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE**  
**FILIERE : TELECOMMUNICATIONS**  
**OPTION : SYS TLC**

**Mémoire présenté pour l'obtention**  
**Du diplôme de Master Académique**

**Par : GHEZALI Hicham et CHARIF Okba**

**Intitulé**

**Une étude comparative sur les différents types**  
**des images médicales**

**Soutenu devant le jury composé de:**

Dr. Khalfa. A	Université M'sila	Président
Dr. Lalaoui. L	Université M'sila	Rapporteur
Dr. Hamadouche.L	Université M'sila	Examineur

**Année universitaire : 2017 /2018**

## *REMERCIEMENTS*

Je tiens tout d'abord à remercier ALLAH le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience d'accomplir ce mémoire.

En second lieu, Je tiens à remercier particulièrement mes parents ; mon succès demeure de loin le fruit de leurs longues années de sacrifices et de patience.

Mon vifs remerciements, accompagnés de toute mon gratitude, vont tout d'abord à mon encadreur Mr. **LALAOUI LAHOUAOUI**, pour m'avoir proposé ce sujet et dirigé mon travail, et pour ses précieux conseils. J'exprime ma reconnaissance aux membres de jury pour bien vouloir accepter de présider et examiner ce travail.

Nos remerciements s'étendent également à tous, nos enseignants durant les années des études.

Nous voulons aussi, adresser nos remerciements à tous les membres de département d'Electronique.

Enfin, je tiens à exprimer mes reconnaissances à tous

Mes Amis et collegues

Merci à tous.

# *Dédicace*

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à **mon père** et **ma mère**, école de mon enfance, qui a été mon ombre durant toutes les années des études, et qui a veillé tout au long de ma vie

*À toute La famille; Ghezali et Chemmali et Hansali, charif*

*À mes sœurs..... ;*

*A tous ceux qui me sont chères.*

*A tous ceux qui m'aiment.*

*A tous ceux que j'aime.*

*A mes amies .....*

*et toute la promotion d'électronique et spécialement le groupe télécommunication; Ainsi qu'à toutes les personnes qui m'a aidé à la réalisation de ce travail.*

*Ghezali hicham*

# *Dédicace*

*AU mémoire de mon cher père lah yarhmou*

*A ma très chère mère*

*A mes frères .....*

*A mes sœurs.....*

*À toute La famille charif et yahyawî*

*A mon binôme hicham pour sa participation et son aide.*

*A mes enseignants et surtout monsieur **LALAOUI LAHOUAOUI** ,qui m'a aidé*

*pendant la durés de réalisé notre travaille.*

*A tous mes amis de l'Université et d'ailleurs et toute la promotion d'électronique et spécialement le groupe d'option télécommunications*

*Charif okba*

# TABLE DES MATIERES

<b>Introduction Générale.....</b>	<b>1</b>
-----------------------------------	----------

## *Chapitre 01 : Description de l'imagerie médicale*

I.1 Introduction.....	3
I.2 Quelques techniques d'imagerie médicale.....	3
I.2.1 Les Images par Résonance Magnétique.....	3
I.2.2 Les Images Ultrasonores : L'Echographie.....	4
I.2.3 Image rayons X.....	5
I.2.4 La radiographie.....	6
I.2.5 L'imagerie nucléaire.....	7
I.2.6 Tomodensitométrie (scanner).....	8
I.2.7 L'imagerie thermique.....	9
I.2.8 L'imagerie satellitale.....	9
I.2.9 L'imagerie hyper spectrale.....	10
I.3 Conclusion.....	11

## *CHAPITRE II : Méthodes de segmentation d'images*

II.1 Introduction.....	12
II.2 Méthodes de segmentation d'images .....	12
II.2.1 Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour .....	12
II.2.1.1 Les méthodes dérivatives et les techniques de filtrage.....	12
II.2.1.2 Les méthodes de segmentation par approche morphologique .....	13
II.2.1.3 Les méthodes de segmentation par approche de modèles déformables .....	14
II.2.2 Les méthodes de segmentation par approche région .....	14
II.2.2.1 Les méthodes de segmentation par seuillage .....	14
II.2.2.2 Les méthodes de segmentation par la classification .....	15
II.2.2.2.1 Méthodes supervisées.....	15
II.2.2.2.2 Méthodes non Supervisées (Automatiques).....	15
II.2.2.3 Les méthodes de segmentation par partitionnement .....	16

II.2.2.4 Les méthodes de segmentation par classification floue .....	16
II.2.2.5 Les méthodes de segmentation par croissance de régions.....	16
a. Méthode de Fuzzy C-means (FCM).....	17
b. Méthode de k-means.....	18
c. Méthode Mean Shift.....	20
d. L'algorithme EM (Expectation Maximisation).....	21
II.2.3 La segmentation par approche mixte .....	22
II.3 Conclusion.....	23

### ***CHAPITRE III : Evaluation de la segmentation d'images***

III. 1. Introduction .....	24
III.2 Les Différentes classification des méthodes d'évaluation.....	24
III.3 Évaluation non supervisée.....	29
III.3.1 Évaluation analytique.....	29
III.3.2 Évaluation de critères de qualité.....	30
III.3.2.1 Évaluation de la segmentation en régions.....	30
III.3.2.1.1 Critère d'uniformité intra-région de Levine et Nazif.....	30
III.3.2.1.2 Contraste inter-région de Levine et Nazif.....	31
III.3.2.1.3 Contraste de Zeboudj .....	31
III.3.2.1.4 Mesure de dissimilarité de Liu et Yang.....	31
III.3.2.1.5 Critère de Borsotti et al.....	32
III.3.2.1.6 Critère de Rosenberger.....	32
III.3.2.2 Évaluation de la segmentation en contours.....	33
III.3.2.3 Autres méthodes.....	34
III.4 Évaluation supervisée.....	34
III.4.1 Évaluation avec une vérité terrain synthétique.....	34

III.4.1.1	Évaluation de la segmentation en régions.....	35
III.4.1.1.1	Mesure de Yasnoff et al.....	35
III.4.1.1.2	Mesure de Vinet.....	35
III.4.1.1.3	Mesure de Martin.....	36
III.4.1.1.4	Distance de Baddeley.....	36
III.4.1.1.5	La Mesure de Rand.....	37
III.4.1.1.6	La Mesure de Jaccard .....	37
III.4.1.1.7	La Mesure de Fowlkes et Mallows.....	38
III.4.1.1.8	La Mesure de Van Dongen.....	38
III.4.1.1.9	La Mesure de Huang-Dom.....	39
III.4.1.2	Évaluation de la segmentation en contours.....	39
III.4.1.2.1	Mesure de Pratt.....	39
III.4.1.2.2	La distance de Hausdorff.....	40
III.4.1.2.3	mesure de Belaroussi et al.....	40
III.4.2	Évaluation avec une vérité terrain réalisée par un expert.....	41
III.5	Conclusion.....	43

### ***CHAPITRE IV : Evaluation et Discussion des Résultats***

IV.1	Introduction .....	44
IV.2	Resultats de segmentation des images.....	44
IV.2.1	Informations sur L'image par résonance magnétique.....	44
IV.2.2	Informations sur l'image rayon X.....	45
IV.2.3	Informations sur l'image Ultra Sound.....	47
IV.3	Discussion des résultats.....	48
IV.4	Conclusion.....	49

**Conclusion générale.....50**

**LES REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....**

**Résumé.....**

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

**IRM** : Imagerie par résonance magnétique

**KPPV** : l'algorithme des k les plus proches voisines

**FCM** : fuzzy C-means

**EM** : Expectation Maximisation

**VT** : vérité-terrain

**UM** : under merging error

**OM** : over merging error

**ROC** : Receiver Operating Caractéristique

**AUC** : Area Under the Curve

## **LISTE DES FIGURES**

Figure I.1: Image médicale IRM.....	3
Figure I.2 : Image d'échographie de grossesse.....	5
Figure I.3: Image médicale rayons x.....	6
Figure I.4: Image médicale radiographie.....	7
Figure III.1 : Classification des méthodes d'évaluation proposée par ZHANG.....	25
Figure III.2 :Classification des méthodes d'évaluation proposée par MCGUINNESS.....	27
Figure III.3:Évaluation non supervisée.....	29
Figure IV.1 : résultats de segmentation d'image IRM.....	45
Figure IV.2 : résultats de segmentation d'image rayon x.....	46
Figure IV.3 : résultats de segmentation d'image Ultra Sound.....	47

## **LISTE DES TABLEAUX**

Table IV.1 Résultats d'évaluation des segmentation présentées dans la figure IV.2 pour une image IRM.....	45
Table IV.2 Résultats d'évaluation des segmentation présentées dans la figure IV.2 pour une image rayon x.....	47
Table IV.3 Résultats d'évaluation des segmentation présentées dans la figure IV.3 pour une image Ultra Sound.....	48

# Introduction générale

# Introduction générale

---

## Introduction générale

Le dernier siècle a été marqué par de grands changements technologiques dans le domaine de la médecine. Il y va de même pour l'imagerie médicale elle est regroupée l'ensemble des techniques permettent de visualiser une partie du corps humain, cela en créant une représentation visuelle compressible d'une information à caractère médicale dans le but d'établir un diagnostic et de faire un suivi approprié du traitement, Elle fournit un volume croissant de données tridimensionnelles provenant de modalités d'acquisitions différentes. On peut citer le scanner à rayon X, la médecine nucléaire, l'échographie, l'Imagerie par résonance magnétique (IRM)...etc.

La segmentation d'images est une étape cruciale pour plusieurs applications de la vision par ordinateur. Elle a reçu une forte attention aussi bien de la part des chercheurs académiques que des industriels durant les trois dernières décennies du XXème siècle.

En effet, nous faisons souvent appel à une étape de segmentation d'images pour des applications de localisation, d'imagerie médicale, de vidéo surveillance, de télédétection, ou encore de compression d'images...etc. la segmentation est un processus de partitionnement de l'ensemble des pixels d'une image en plusieurs sous-ensembles disjoints selon des critères prédéfinis, ils divergent sur le choix de ces critères qui restent généralement une source de débat. Le but de la segmentation d'une image est donc de faciliter l'extraction des éléments, qui la composent et d'atteindre une précision plus robuste et fiable, c'est pour cela que toutes les tâches ultérieures comme l'extraction de primitives, la détection d'une position d'un objet, ou la reconnaissance d'un objet dépendent fortement de la qualité de la segmentation. Vu son importance plusieurs approches de segmentation ont été proposées.

L'objectif de notre travail est de concevoir les méthodes de segmentation d'images par région sur l'image médicale (IRM, rayon x...etc) et les critères de validations.

Ce mémoire est divisé en quatre chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Dans le premier chapitre une étude sur l'imagerie médicale, et quelques techniques d'imagerie médicale. Dans le deuxième chapitre nous avons présentés les différentes méthodes de segmentation d'images par région, contour, mixte.

## Introduction générale

---

Dans le troisième chapitre présente Les différentes métriques d'évaluation de la segmentation' avec ses différentes formes à savoir l'évaluation supervisée et celle dite non supervisée.

Enfin, dans le dernier chapitre nous présenterons les résultats, où on a commencé par le choix de l'image de test, ensuite présenté les traitements appliqués et les résultats de différentes méthodes utilisées. avec les critères de validations.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale.

# **CHAPITRE I**

## *Description de l'imagerie médicale*

**I. 1 Introduction**

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différents organes de l'organisme. Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier. On distingue notamment la radiologie, qui utilise les rayons X pour explorer les os, les poumons, l'abdomen ou le système digestif, l'échographie, qui se sert des ultrasons pour explorer les organes pleins et qui permet d'observer le fœtus au cours de la grossesse, l'imagerie par résonance magnétique (IRM) qui permet d'obtenir des images en coupes du corps, le scanner qui donne également des images en coupe et qui permet de réaliser la représentation d'organes en 3D.

**I.2 QUELQUE TECHNIQUES D'IMAGERIE MEDICALE****I.2.1. L'imagerie par résonance magnétique**

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est issue d'une série de découvertes scientifiques faites tout au long du 20<sup>ème</sup> siècle, qui exploite les propriétés magnétiques des tissus, basée sur les propriétés magnétiques des noyaux atomiques, généralement des protons, qui sont abondants dans les tissus biologiques riches en eau et en graisses. Sur les tissus mous, elle offre de très bons contrastes qui peuvent être modulés grâce à l'utilisation de séquences spécifiques. L'imagerie par résonance magnétique offre une gamme variée d'examens permettant de caractériser la fibrose et les tumeurs hépatiques par différentes modalités. Un même examen permet alors de quantifier différents paramètres physiologiques. Les temps d'acquisition importants sont une des principales limitations de l'IRM, restreignant les possibilités de réaliser l'ensemble des examens IRM potentiellement utiles, bien que les évolutions méthodologiques et technologiques laissent espérer une marge de progression conséquente.

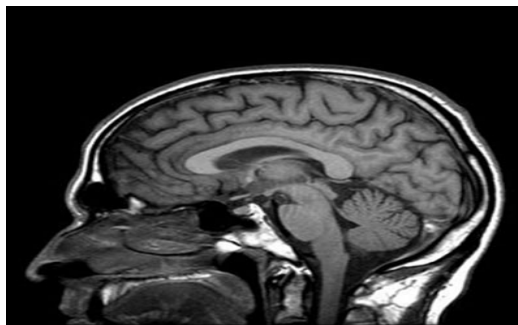


Figure I.1: Image médicale IRM [1].

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une modalité d'imagerie qui s'est imposée aujourd'hui comme une technique de choix à la fois dans le cadre clinique et dans le cadre recherche. Les informations extraites des images IRM peuvent être anatomiques ou fonctionnelles comme en imagerie de diffusion ou de perfusion. L'IRM est une imagerie sensible à des artéfacts dont les sources sont multiples. Parmi ces artéfacts, l'artéfact de susceptibilité magnétique est l'un de ceux qui pose le plus de problèmes. L'origine de cet artéfact est la différence de susceptibilité magnétique entre deux milieux. L'artéfact de susceptibilité magnétique est présent dans les principales familles de séquences écho.[1]

### **I.2.2. Les Images Ultrasonores : L'Echographie**

L'Echographie est une technique médicale consistant à visualiser certains organes à l'aide de sons à haute fréquence (les Ultrasons). Les sons réfléchis par les organes sont analysés par ordinateur de façon à produire une image sur un écran ou une photographie. Les sons sont émis par un cristal à oscillation rapide dont la fréquence se situe entre 18 et 20 KHz. Ces vibrations du sonde, en contact étroit avec la peau, pour émettre les sons et recevoir les échos. La peau est également enduite de gel pour améliorer l'acoustique. L'air, les os et les tissus calcifiés absorbent la quasi-totalité des faisceaux d'ultrasons, Cet examen n'est donc pas utile pour diagnostiquer les atteintes osseuses ou pulmonaires. En revanche, les fluides sont de bons conducteurs d'ultrasons, si bien que cette technique est utilisée pour examiner les kystes et des organes tels la vessie, le système biliaire ou visualiser le fœtus dans le sac amniotique.

L'Echographie peut également servir aux examens du réseau artériel, du cœur du pancréas, de la cavité péritonéale, de l'appareil urinaire, des ovaires, du système veineux, du cerveau et de la moelle épinière. L'examen du fœtus pendant la grossesse est pourtant son utilisation la plus courante.

L'échocardiographie est l'application de la technique des ultrasons à l'examen du cœur. Elle est utilisée pour étudier les maladies cardiaques congénitales, les affections coronariennes, les tumeurs cardiaques et d'autres troubles du cœur. L'échographie est également utilisée pour guider les interventions chirurgicales comme l'amniocentèse ou au cours des biopsies délicates.

A la différence des rayons X, l'échographie n'est pas contre-indiquée pendant la grossesse puisqu'elle ne présente aucun risque, ne pour la mère, ni pour l'enfant. Elle permet de suivre la croissance et le développement du fœtus, de s'assurer de sa bonne

santé et de préciser le terme du bébé car il est possible de déterminer l'âge exact du fœtus en mesurant son tour de tête. [2]



Figure I.2 : Image d'échographie de grossesse

### I.2.3. Image rayons X

Les rayons X sont une forme de rayonnement électromagnétique, au même titre que la lumière visible, l'ultra-violet, l'infra-rouge, les micro-ondes, les ondes radio ou les rayons gamma. Les premières versions de tubes à rayons X voient le jour au début du XXème siècle et, depuis maintenant un siècle, le principe physique régissant leur fonctionnement reste le même. Les matériaux et la technologie ont, par contre, largement évolué et permettent des régimes de fonctionnement plus soutenus, ainsi que de meilleurs rendements de conversions énergétiques. Peuvent être produits de deux manières différentes. La première manière est celle liée aux changements d'orbite des électrons. Des rayons X sont produits par des transitions électroniques qui font intervenir les couches internes proches du noyau. Ces transitions peuvent être données lors d'un rayonnement incident de rayons X vers l'atome ou bien par un bombardement d'électrons, fait qui provoquera l'excitation de l'atome (éjection des électrons). Si l'électron éjecté est proche du cœur, un électron de la périphérie va occuper sa position (processus de désexcitation) en émettant un photon qui va appartenir au domaine X. La deuxième façon de produire des rayons X est basée sous le principe d'accélération (freinage et changement de trajectoire) d'électrons. Un tube à rayons X sera alors nécessaire. Le principe est le suivant : Lorsqu'on applique une haute tension électrique

(de l'ordre de 20 à 400 kV) entre deux électrodes, un courant d'électrons, de la cathode vers l'anode (appelée aussi anticathode ou cible), est produit. Lorsque le faisceau d'électrons avance vers la cible, ils sont freinés par les atomes de celle-ci, en provoquant un rayonnement continu de freinage ou de Bremsstrahlung (phénomène décrit plus bas), dont une partie du spectre est dans le domaine des rayons X. En même temps, les rayons résultant provoquent l'excitation des atomes de la cible qui, telle que décrit au début de cette section, réémettent un rayonnement X grâce au phénomène de la fluorescence X. Le tube donnera un spectre résultant de la superposition du rayonnement de freinage et de la fluorescence X de la cible .[1]



Figure I.3: Image médicale rayons X

#### **I.2.4.La radiographie**

La radiographie est la formation, sur un film photographique, d'une image d'un objet qui a été interposé entre le film et une source de Rayon X. Le radiogramme est l'image obtenue de cette manière. Le terme radiologie (terme issu du latin radius : Rayon et du grec logos : discours) est interne plus global qui désigne l'utilisation des Rayons X dans un but diagnostic radiographique ou thérapeutique (cancer). Le terme de radiographie est maintenant utilisé dans un sens plus large d'imagerie médicale (remplaçant de ce fait la radiologie diagnostique).

Elle est notamment utilisée en orthopédie, en rhumatologie et en orthodontie ou elle permet d'étudier les traumatismes osseux (fractures, etc.), les déformations du squelette ou les implantations dentaires. La pneumologie y a aussi recours (radio de poumons). Chez la femme, la radiographie du sein (mammographie) est devenue un examen systématique de prévention du cancer du sien.

Il est aussi possible de visualiser certains organes ou parties creuses, habituellement invisibles aux rayons X, en les « remplissant » d'un produit de contraste, opaque aux rayon X : c'est la radiographie de contraste .[3]



Figure I.4: Image médicale radiographie

### **I.2.5. L'imagerie nucléaire**

L'invention de la médecine nucléaire s'est reposée sur la découverte des isotopes radioactifs par Frédérique et Irène Joliot-Curie en 1934 et sur le développement de la première gamma-caméra en 1957 par Hal Anger[4]. La médecine nucléaire regroupe plusieurs techniques comme la scintigraphie : on injecte au patient un produit radioactif, porté par une molécule ayant des propriétés d'association aux tissus biologiques. En effet, ces isotopes s'accumulent dans certains organes précis que le médecin cherche à étudier. Ils émettent alors des rayonnements, gamma le plus souvent (mais d'autres techniques peuvent être utilisées), détectés par une gamma-caméra à scintillation. Les radio-isotopes sont des éléments non-stables subissant des désintégrations ou des désexcitations pour arriver à un état stable. Ils sont donc des isotopes radioactifs. Le

plus utilisé en médecine est le technétium de faible demi-vie. Il provient de la désintégration du molybdène, un métal de transition. Une fois injecté au patient, le technétium se désexcite en technétium stable et émet des rayons gammas d'énergie 140 Kev -idéale puisque assez énergétique pour traverser les tissus vivants, et donc pouvant être captés par la gamma-caméra-. Tout d'abord, les photons passent par un collimateur à trous parallèles qui permet leur sélection. En effet, seuls les photons frappant le collimateur de façon perpendiculaire à sa surface sont utiles pour la formation de l'image. Sans collimateur, il est impossible de déterminer l'origine des photons et ainsi de reconstruire une image. Ensuite, le cristal scintillant convertit les photons gammas ou béta en lumière visible. Enfin des photomultiplicateurs augmentent le nombre de photons et convertissent le signal optique en signal numérique. L'électronique et l'informatique calculent la position et l'énergie des photons gammas et reconstruisent numériquement l'image. On peut améliorer la résolution de l'image par une collimation énergétique : seuls les photons ayant l'énergie caractéristique du radio-traceur sont retenus pour la formation de l'image .[4]

### **I.2.6.Tomodensitométrie (scanner)**

Le scanner appelé tomographe axial assisté par ordinateur (TAO), est un dispositif de radiographie associant rayon X, Est une image des plans de coupe d'un objet, en particulier du corps humain. Inventé par le Britannique Godfrey Hounsfield dans les années 1970.

Le scanner est une technique permettant d'établir une succession d'images «de coupe» de la zone scannée. Ces images sont le résultat d'un traitement et d'une reconstruction informatique de l'information reçue par les capteurs de l'appareil.

Le scanner permet de visualiser des modifications de volume ainsi que des anomalies de structure au niveau des tissus ou des organes. Cette technique est utilisée dans divers domaines d'application :

- La cancérologie pour la détection de nodules, le contrôle de la réponse à la chimiothérapie et le bilan d'extension des cancers (pulmonaires, bronchiques, pelviens, ORL),
- La chirurgie pour localiser précisément la zone où l'on envisage l'intervention,
- La traumatologie pour l'étude de traumatismes et de fractures.

Le scanner aujourd'hui continue à évoluer pour tenter d'aller plus loin dans le diagnostic médical. Afin d'avancer vers cet objectif, cette modalité a dû s'ouvrir à la présentation en trois dimensions. Cette nouvelle visualisation apporte beaucoup de bénéfices en faveur du diagnostic médical. Mais cette nouvelle technologie n'est possible qu'avec l'utilisation de consoles de post-traitement. Ces consoles sont des ordinateurs utilisant des algorithmes spécifiques afin de pouvoir reconstruire les images scannées en trois dimensions.

Elles ont aujourd'hui, un rôle de plus en plus important et sont à la base de l'exploitation des données acquises par le scanner.[3]

### **I.2.8. L'imagerie thermique**

L'imagerie thermique est largement utilisée dans le domaine militaire pour ses capacités de vision diurne et nocturne et sa longue portée d'observation. Cette technologie est basée sur la détection passive dans l'infrarouge. En conditions météorologiques dégradées ou quand la cible est partiellement dissimulée par du feuillage ou des filets de camouflages militaires, elle devrait être à court terme de plus en plus complétée par un système d'imagerie active. Cette technologie est essentielle pour l'imagerie à longue portée. La technique d'imagerie dite flash 2D est basée sur une source laser impulsionnel qui illumine la scène et sur une caméra rapide synchronisée qui constitue le système d'imagerie. Ces deux technologies sont bien éprouvées en présence de conditions météorologiques claires. Les modèles TRM4 (imagerie thermique) et PERFIMA (imagerie active) sont capables de prédire correctement les performances de tels systèmes par beau temps. En revanche, en conditions dégradées telle que la pluie, le brouillard ou la neige, ces modèles deviennent non pertinents .[5]

### **I.2.9. L'imagerie satellitale**

L'imagerie satellitale est incontestablement la technique de télédétection qui représente le plus d'avenir eu égard aux progrès constants, tant en matière de lanceurs qu'en matière de capteurs.

En cartographie topographique, les images provenant des satellites d'observation de la terre viennent heureusement compléter dans ce domaine les photographies aériennes, mais pour le moment leur pouvoir de résolution limité les empêche de les remplacer totalement. Il est vrai que dans un avenir assez proche les progrès de la technique combleront cette différence et risquent de reléguer quelque peu la photo aérienne au second plan. En tout état de cause, les images satellitales deviennent de plus en plus

incontournables en cartographie topographique, en particulier dans les régions difficilement accessibles, même pour des survols en avions, mais également dans les autres régions, ou elle fournissent des données complémentaires par rapport aux photos aériennes. L'utilisation de l'imagerie satellitaire rend le processus d'élaboration de la carte rapide, précis et économique. Rapide, parce que un satellite de télédétection est capable d'établir la carte d'un vaste massif ou d'une ville entière dans le temps nécessaire à une équipe de techniciens pour décharger ses équipements sur le site, ou à un pilote pour effectuer sa visite pré-vol. Précis : la camera et le détecteur ne peuvent mentir. Dans la mesure où aucune intervention humaine n'est requise pour créer une image satellitaire brute, les informations contenues constituent une représentation précise, objective et impartiale des objets et caractéristiques de la surface de la terre .[6]

### **I.2.9. L'imagerie hyper spectrale**

L'imagerie hyper spectrale est une technique combinant l'imagerie et la spectroscopie où chaque image est prise pour une bande étroite du spectre électromagnétique. Par exemple, l'oeil humain voit la lumière en trois bandes (rouge, vert et bleu) tandis que l'imagerie hyperspectrale permet de 'voir' en un très grand nombre de bandes allant typiquement du visible au proche infrarouge.

Le terme hyper spectral fait référence au nombre de bandes qu'il est possible de prendre à travers le spectre électromagnétique. Par comparaison, l'imagerie multispectrale fait l'acquisition de bandes discrètes du spectre tandis que l'imagerie hyperspectrale fait l'acquisition de bandes continues de moins de 10 nm. Grâce à notre technologie unique, nous sommes en mesure d'obtenir des largeurs de bandes aussi faibles que 2-4nm et même 0,3nm. Après que les mesures aient été traitées, il est possible d'avoir l'information spatiale et spectrale de chaque pixel de l'image et ainsi identifier une molécule, un matériau ou un tissu grâce à sa signature spectrale unique.

Les images hyper spectrales sont présentées sous forme d'un cube hyperspectral contenant toute l'information spatiale et spectrale d'un échantillon. Les dimensions dans ces cubes sont celle de l'espace (axes x et y) et la troisième est la dimension spectrale (z), correspondant à l'intensité lumineuse en fonction de la longueur d'onde.[7]

**Conclusion**

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. Il est regroupé l'ensemble des techniques permettant de visualiser une partie des corps humain.

Dans ce chapitre nous avons présenté une étude sur l'imagerie médicale de façon générale, ses caractéristiques, les différents types existe (image résonance magnétique, rayon x, imagerie nucléaire,... etc.)

De ce fait, dans le prochain chapitre, une description générale et détaillée sur un parmet les différentes méthodes de segmentation d'images.

# CHAPITRE II

## *Méthodes de segmentation d'images*

**II.1 Introduction**

La segmentation est un traitement de bas-niveau qui consiste à effectuer une partition de l'image en régions homogènes par rapport à un ou plusieurs critères. Les régions obtenues se distinguent les unes des autres par des différences significatives selon ces mêmes critères. Après ces étapes, nous pouvons à extraire des points, des lignes ou des régions. Le choix d'une technique de la segmentation est liée à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contour, texture,...).

**II.2.Méthodes de segmentation d'images****II.2.1.Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour**

Le but de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique quicorrespondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. Ces changements de propriétés de l'image traduisent en général des événements importants ou des changements dans les propriétés de l'image. Ils incluent des discontinuités dans la profondeur, dans l'orientation d'une surface, dans les propriétés d'un matériau et dans l'éclairage d'une scène. La détection de contour est un champ de la recherche qui appartient au traitement d'image et à la vision par ordinateur, particulièrement dans le domaine de l'extraction de caractéristiques.

La détection des contours d'une image réduit de manière significative la quantité de données et élimine les informations qu'on peut juger moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image.

Les méthodes de détection de contours reposent sur trois concepts : Les techniques dérivatives et de filtrage, les approches morphologiques et les approches de modèles déformables.[8]

**II.2.1.1.Les méthodes dérivatives et les techniques de filtrage**

Les modèles dérivatifs consistent à modéliser les contours ou des zones d'images et supposent que l'image numérique provient de l'échantillonnage d'une fonction scalaire à support borné et dérivable en tout point. Ces variations d'intensité de l'image peuvent correspondre à des variations d'illuminations, des changements d'orientation ou de distance à l'observateur, des changements de réluctance de surface, des variations d'absorption des rayons, dans le traitement d'une image numérique, toutes ces grandeurs sont condensées en une seule variable bi ou tridimensionnelle ; dans le cas monochrome, c'est l'intensité lumineuse. Ce sont des contours idéaux. Les méthodes dérivatives utilisent un opérateur de dérivation pouvant détecter la transition d'un signal.

Le principe des méthodes dérivatives repose sur la détection d'une transition d'un signal à partir de sa dérivée. On peut trouver le point de contour par détermination du maximum de la norme du gradient ou bien en étudiant le passage par zéro du laplacien.[9]

➤ **Approche du gradient**

$$\overrightarrow{Grad}f = \overrightarrow{\nabla}f = \left( \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} \right) \text{(II.1)}$$

Le principe de cette méthode consiste tout d'abord à calculer le gradient de l'image, puis son module dont la formule est :

$$|\overrightarrow{\nabla}f| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \text{(II.2)}$$

Ce dernier traduit les variations du NG. Plus la valeur est élevée plus la variation est forte. La direction du gradient est donnée par :

$$\alpha = \arctan g \left( \frac{\frac{\partial f}{\partial y}}{\frac{\partial f}{\partial x}} \right) \text{(II.3)}$$

Celle-ci représente l'orientation de la variation. Enfin les contours les plus marqués (les points de plus fort contraste) sont sélectionnés grâce à un seuillage adéquat.

➤ **Approche du Laplacien**

Le contour est mis en évidence par le passage par zéro de la dérivée seconde :

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \text{(II.4)}$$

Cette technique est particulièrement sensible au bruit, en raison de la double dérivation. De ce fait, un seuil sera utilisé, afin de ne pas prendre en considération le bruit, qui peut se traduire lui aussi par des oscillations autour de zéro. Ce seuil ne prendra en compte que les passages par zéro les plus marqués (d'amplitude relativement élevée) correspondant aux vrais contours.

### II.2.1.2. Les méthodes de segmentation par approche morphologique

Si on considère l'image comme une surface dans un espace tridimensionnel  $(i, j, I(i, j))$  et  $B$  un élément structurant, ces techniques peuvent être directement utilisées sur l'image.

Alors l'approche morphologique consiste à déplacer l'élément structurant en chaque pixel  $(x, y)$  de l'image à traiter  $I(x, y)$  et les relations entre l'image et l'élément structurant  $B$  sont analysées : inclusions, connexion.[10]

On appelle :

- Dilatation :  $D(i, j) = \max_{k, l \in B} [I(i - k, j - l) + B(k, l)]$ (II.5)
- Erosion :  $E(i, j) = \min_{k, l \in B} [I(i - k, j - l) + B(k, l)]$ (II.6)
- Ouverture : érosion suivi d'une dilatation.
- Fermeture : Dilatation suivi d'une érosion.

La détection du contour consiste à détecter les sauts :

- Gradient par érosion :  $\nabla_E I(i, j) = I(i, j) - E(i, j)$ (II.7)
- Gradient par dilatation :  $\nabla_D I(i, j) = I(i, j) - D(i, j)$ (II.8)
- Laplacien morphologique :  $L(I(i, j)) = \nabla_D I(i, j) - \nabla_E I(i, j)$ (II.9)

### II. 2.1.3. Les méthodes de segmentation par approche de modèles déformables

L'approche par modèle déformable consiste à représenter l'image par une fonction. Les contours sont modélisés par des courbes élastiques à ajuster le mieux possible aux frontières des régions. Pour cela, on associe une énergie dont la définition est étroitement liée à celle des contours. Les minimax locaux de cette énergie correspondent aux contours s'ajustant le mieux au modèle utilisé.

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage par rapport aux méthodes dérivatives de fournir des contours fermés. Parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux .[11]

### II.2.2. Les méthodes de segmentation par approche région

Les méthodes de l'approche région cherchent à différencier les régions en utilisant les propriétés de l'image telles que la couleur, la texture, la forme... Ces méthodes utilisent principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels.[12]

Nous proposons dans la suite les différentes méthodes de segmentation de type région.

#### II.2.2.1 Les méthodes de segmentation par seuillage

Les méthodes les plus classiques des approches régions sont les méthodes de seuillage. Ces méthodes essayent de trouver une valeur d'intensité appelée seuil, à partir de

l'histogramme de l'image pour séparer les différentes régions. Elles sont applicables avec efficacité sur des images qui présentent un fort contraste entre les régions.

Il existe de très nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme. La plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient réellement des pics séparés. De plus, ces méthodes ont très souvent été développées pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes (i.e. passage à une image binaire) et leur généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie. L'une des méthodes de référence dans cette classe est la méthode d'Otsu [8]

### **II.2.2.2 Les méthodes de segmentation par la classification**

Les méthodes de segmentation d'images par classification sont issues du domaine de classification des données multidimensionnelles. Elles définissent une partition de l'image en un ensemble de classes tel que chaque classe rassemble des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques souvent réduit au niveau de gris aussi similaire que possible et que les classes soient aussi distinctes les unes des autres.

Généralement, ces méthodes de segmentation ne prennent pas en compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques utilisé. Elles identifient des classes de pixels présentes dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi, les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image mais partagent les mêmes propriétés statistiques. Une segmentation en régions n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée. [13]

Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents la classification peut être supervisée ou non supervisée.

#### **II.2.2.2.1 Méthodes supervisées**

Les méthodes de classification supervisées supposent la connaissance a priori de l'appartenance de chaque échantillon de l'ensemble d'apprentissage à une classe donnée, ce qui revient à supposer une connaissance a priori sur l'image à segmenter. [14]

#### **II.2.2.2.2 Méthodes non Supervisées (Automatiques)**

La méthode de classification non supervisée a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle et, ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image. Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions. La

mesure de proximité est calculée sur tous les attributs, il n'y a donc pas de réduction de l'espace de représentation. Comme il n'y a pas d'exemples d'apprentissage, si certains attributs utilisés sont non représentatifs des classes recherchées, le résultat pourra être médiocre. [14]

### **II.2.2.3. Les méthodes de segmentation par partitionnement**

La classification par partitionnement s'agit d'un processus itératif, chargé de partitionner l'ensemble des pixels de l'image  $N$  en  $C$  classes. Dans le processus de classification, les éléments sont affectés à la classe la plus proche. Les représentations des classes sont régulièrement mises à jour, selon un critère de minimisation. Ces méthodes de classification nécessitent trois prérequis :

- Chaque objet (pixel) doit être représenté par un vecteur d'attributs.
- Un critère pour classifier les objets dans des classes est fixé, une distance entre éléments est définie.
- Un critère qui représente la stratégie de fusion ou de dissociation des classes est donné.

Parmi les méthodes par partitionnement les plus connues, on trouve la méthode des k-Moyennes (k-Means) et l'algorithme des k plus proches voisines (KPPV).

### **II.2.2.4. Les méthodes de segmentation par classification floue**

En effet, une classe est un groupe d'individus présentant des similitudes communes. D'une part, les similitudes sont plus au moins fortes entre les individus d'une même classe. D'autre part, un même individu peut présenter des similitudes avec les individus d'autres classes. Le degré d'appartenance d'un individu n'est pas localisé à une classe déterminée mais se trouve distribuée sur plusieurs classes.

Nous retrouvons là le concept même de l'ensemble flou, puisque, dans ce formalisme, un élément peut appartenir plus au moins fortement à plusieurs ensembles flous.

Parmi les méthodes de classification floues, l'algorithme fuzzy C-means (FCM) est le plus utilisé dans la segmentation d'image. Durant les itérations, le degré d'appartenance flou est mis à jour comme une fonction de distance par rapport aux classes. [15]

### **II.2.2.5. Les méthodes de segmentation par croissance de régions**

Cette technique est ascendante et part du pixel pour remonter jusqu'aux régions en agrégeant les pixels selon un critère d'homogénéité. On appelle  $\emptyset$  la fonction qui caractérise une propriété d'une région  $R_i$  et  $S_n$  l'ensemble des pixels non attribués à une région au début de l'étape  $n$ .

- Définir les germes des régions  $g_i$ . Les germes sont des pixels ou des groupes de pixels dits « libres » qui ne sont pas affectés à une région. Le choix des germes influence la qualité de la segmentation. Plus le germe est un bon représentant d'une région plus l'agrégation obtenue représentera une région homogène.
- Tant que  $S_n \neq 0$ , on affecte le pixel élément de  $S_n$  au germe  $g_i$  qui minimise une fonction  $W$ .

Cette fonction est la somme des fluctuations de la propriété  $\emptyset$  des régions .[13]

### a. Méthode de Fuzzy C-means (FCM)

Fuzzy C-Means développé par Bezdek en 1981 à la suite des travaux de Dunn est un algorithme de classification non supervisée floue, il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition de classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leurs centre de gravité. Il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

Cet algorithme nécessite une connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.[16]

#### a.1.Principe de Fuzzy C-means

Soit  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$  un ensemble de  $N$  observations à classifier en  $K$  classes où chaque observation  $x_i$  ( $i= 1,2, \dots, N$ ) peut être représentée par un ensemble de  $D$  attributs :  $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, x_{j3} \dots, x_{jD})^T$ .

Les  $K$  classes sont représentés par un vecteur des centres des classes

$V = (v_1, v_2, v_3, \dots, v_K)$ , où  $v_K = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kD})^T$ , est le centre de la classe  $k$ .

Chaque observation  $x_i$  est définie par son degré d'appartenance  $u_{ik}$  à la classe  $k$  telle que  $u_{ik} \in [0,1]$ . On peut alors définir une matrice de partition  $U = [u_{ik}]$  de dimension  $(N \times K)$ .

L'algorithme FCM consiste à partitionner les  $N$  observations en  $K$  classes de manière à minimiser la similarité des observations à l'intérieur de chaque classe. Il se traduit par la minimisation de la fonction objective suivante :

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N u_{ik}^m d^2(x_i, v_k) \quad (II.10)$$

Sous contraintes suivant :

$$0 < \sum_{i=1}^N u_{ik} < N, \sum_{k=1}^K u_{ik} = 1 \quad (II.11)$$

$m$  : est le facteur de fuzzification ou facteur flou tel que  $1 < m < \infty$ .

$d(x_i, v_k) = \|x_i - v_k\|$  est la distance séparant l'observation  $i$  et le centre de la classe  $k$ .

Généralement la distance utilisée est euclidienne :

$$d(x_i, v_k) = \sqrt{\sum_{j=1}^D (x_{ij} - v_{kj})^2} \quad (II.12)$$

La première contrainte assure qu'aucune classe ne doit être vide et la seconde est une contrainte de normalisation qui assure que la somme des degrés d'appartenance de chaque observation à toutes les classes soit égale à 1.

Le partitionnement flou est réalisé par une optimisation itérative de la fonction objective donnée par l'équation (II.13), avec une mise à jour des degrés d'appartenance et des centres des classes  $v_k$  comme dans le cas de l'algorithme K-means. Mise à jour des degrés d'appartenance suivante :

$$U_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^K \left( \frac{d(x_i, v_k)}{d(x_i, v_j)} \right)^{2/(m-1)}} \quad (II.13)$$

D'où la formule de mise à jour des centres de classes :

$$V_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ik}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ik}^m} \quad (II.14)$$

### b. Méthode de k-means :

L'algorithme K-Means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en  $K$

clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters. L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

Le K-Means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Le résultat est un ensemble de clusters compactes et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme K-Means sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite. [16]

**Algorithme :**

Soit  $X = \{X_k \mid k = 1, \dots, n\}$  un sous-ensemble d'un espace n-dimensionnel. Une partition de X en c classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints  $C_1 \dots C_c$  tel que  $C_1 \cup \dots \cup C_c = X$ . Chaque vecteur  $X_k$  est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche.

La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme :

$$j = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik} d^2(X_k, v_i) \tag{II.15}$$

ou :

- $v_i$  : Désigne le prototype (centroïde) de cette classe.
- d : mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.
- $U_{ik}$  : est un indicateur binaire désignant l'appartenance ou non du vecteur  $X_k$  à la Classe  $C_i$  ( $U_{ik} = 1$  si  $x_k \in C_i$  et  $U_{ik} = 0$  sinon,  $\forall i = 1 \dots c$  et  $x_k \in X$ ).

L'indicateur d'appartenance  $U_{ik}$  s'exprime comme suit :

$$U(x_k, v_i) = \{1 \text{ si } d(x_k, v_i) = \min c(x_k, v_c) \text{ ou } 0 \text{ sinon} \} \quad (\text{II.16})$$

L'optimisation se fait de manière itérative [17].

**c.Méthode Mean Shift**

L'algorithme du Mean Shift introduit par Fukunaga, puis remis au got du jour par comanicu recherche le mode ou point de plus haute densité d'une distribution de données. Les auteurs décrivent les bases de leur méthode (estimation par noyau de parzen) ainsi que deux principaux champ d'application, à savoir recherche de mode et filtrage de données .une méthode élégante pour localiser les maxima locaux d'une fonction de densité est la recherche des zéros de son gradient.

Le gradient de l'estimation non paramétrique par le noyau  $K_H$  est :

$$\hat{\nabla}f(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \nabla k_H(x - x_i) \quad (\text{II.17})$$

Elle est dépendante du frome du gradient du noyau un  $K_H$  de la forme :

$$K_H(x) = |H|^{\frac{-1}{2}} K(H^{-\frac{1}{2}}x) \quad (\text{II.18})$$

Ou H est la matrice de paramètre d'échelle et  $|H|$  le déterminant de matrice H, on a un gradient de la forme :

$$\nabla K_H(x) = |H|^{\frac{-1}{2}} \nabla K\left(H^{-\frac{1}{2}}x\right) \quad (\text{II.19})$$

Si le noyau k a comme profil la fonction K, définie telle que :

$$K(x) = C_{k,d} K(X^T X) \quad (\text{II.20})$$

Alors on obtient l'expression :

$$\nabla K_H(x) = 2C_{k,d} |H|^{\frac{-1}{2}} H^{-1} x K'(X^T H^{-1}x) \quad (\text{II.21})$$

En posant  $g(x) = -k'(x)$  et après quelques manipulations, on obtient l'équation du gradient de l'estimation suivante :

$$\widehat{\nabla} f(x) = x = \frac{2C_{k,d}H^{-1}}{n|H|^{\frac{1}{2}}} \sum_{i=1}^n g(d^2(x, x_i, H)) \cdot \left[ \frac{\sum_{i=1}^n g(d^2(x, x_i, H)) \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n g(d^2(x, x_i, H))} - x \right] \quad (\text{II.22})$$

Ou d représente la distance de mahalanobis, le but est de trouver les valeurs de x pour les quelles le vecteur gradient de l'estimation est nul. Celui-ci s'annule si et seulement si le vecteur entre crochets est nul. Ce vecteur, appelé vecteur MeanShift, est donc proportionnel au gradient de l'estimation

La procédure de segmentation dans ce cadre est la suivante :

1. considérer les images en termes de caractéristiques (via, couleur, gradient, mesures de texture....etc.)
2. Choisir une répartition uniforme des fenêtres initiales.
3. Calculer le centroïde des données pour chaque fenêtre.
4. Centrer la fenêtre de recherche sur le centroïde de l'étape 3.

Le mean shift est un algorithme non paramétrique de partitionnement de données multidimensionnelles il peut être utilisé pour la segmentation, en plongeant l'image dans un espace à 5 dimensions, ou chaque pixel est représenté par un ayant pour coordonnées sa position en x, en y, et ses valeurs R, G, B. les groupes de points dans cet espace représentent les ensembles de pixels homogènes à la fois spatialement et en couleurs.[18]

**d. L'algorithme EM (Expectation Maximisation)**

L'algorithme EM est une technique général pour l'estimation par maximum de vraisemblance, cette technique permet d'estimer les paramètres lorsque les données observées sont incomplètes. chaque itération de cet algorithme comporte deux étapes. L'étapes d'espérance (E) et une étape de Maximisation (M) . Soit Y le vecteur aléatoire correspondant aux données observées y, ayant une fonction de densité dénotée  $f(y/\theta)$ , ou  $\theta = (\theta_1 \dots \theta_d)^T$  est un vecteur de paramètres inconnus dans l'espace  $\theta$ . Soit  $f(x/\theta)$ , la fonction de densité du vecteur aléatoire X correspondant au vecteur de données complexes x,

Alors la fonction de log-vraisemblance que pourrait être formée pour  $\theta$  si x était complètement observable est donnée par :

$$L(\theta/x) = \ln(f(x/\theta)) \quad (\text{II. 23})$$

Soit  $\theta^{(0)}$ , une valeur initial de  $\theta$  choisie arbitrairement, à laquelle l'algorithme débute. Alors, à la première itération, l'étape E (Espérance) de l'algorithme EM se calcule comme suit :

$$Q(\theta/\theta^{(0)}) = E_{\theta^{(0)}}[L(\theta/x)/y] \quad (\text{II.24})$$

Ensuite l'étape M (Maximisation) maximise l'équation précédent par rapport à  $\theta \in \Theta$ .  $\theta^{(1)}$  est choisi selon l'inéquation :

$$Q(\theta^{(1)}/\theta^{(0)}) \geq Q(\theta/\theta^{(0)}) \quad \theta \in \Theta \quad (\text{II.25})$$

1. Etape E : Calculer  $Q(\theta/\theta^{(b)})$ , ou  $Q(\theta/\theta^{(b)}) = E_{\theta^{(b)}}[(\theta/x)/y]$

2. Etape M : Choisir  $\theta^{(b+1)}$  que une valeur de  $\theta \in \Theta$  qui maximise l'équation précédent, c'est-à-dire telle que  $Q(\theta^{(b+1)}/\theta^{(b)}) \geq Q(\theta/\theta^{(b)})$  pour tout  $\theta \in \Theta$ .

Ces deux étapes sont répétées jusqu'à ce que la différence entre la fonction de vraisemblance de l'itération (b+1) et celle de l'itération (b) ne change pratiquement plus.

$$L(\theta^{(b+1)}/y) - L(\theta^{(b)}/y) \leq \varepsilon \quad (\text{II.26})$$

Où  $\varepsilon$  est une valeur arbitraire positive très près de zéro. [20]

### II.2.3. La segmentation par approche mixte

La dualité entre les régions et les contours peut être exprimée de quatre manières différentes :

- Les régions sont situées à l'intérieur des contours. Par conséquent, il n'y a pas de points contours à l'intérieur d'une région ;
- Un point de contours est situé sur ou du moins à proximité (distance à définir) d'une frontière de région ;
- Une frontière de région est fermée par nature, un contour doit l'être aussi
- Un contour doit être situé sur la totalité de la frontière commune entre deux régions.

Cette dualité a donné naissance à la coopération dans la segmentation d'image. Selon la manière de faire coopérer deux processus de segmentation région et contour, on peut distinguer trois approches différentes : La coopération séquentielle, la coopération par fusion de résultats et la coopération mutuelle la coopération séquentielle : une des

techniques de segmentation (région ou contour) est exécutée, son résultat est exploité par la deuxième technique pour améliorer les critères ou les paramètres de la segmentation.

- La coopération des résultats : les deux types de segmentation sont exécutés indépendamment. La coopération se fait sur les résultats obtenus afin d'atteindre une meilleure segmentation.
- La coopération mutuelle : les deux types de segmentation coopèrent mutuellement au cours de leur processus d'exécution.[19]

### **Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté les méthodes les plus utilisées pour la segmentation des images que regroupant selon trois approches : approche contour, approche région et approche mixte.

l'approche contour qui contient les techniques dérivatives et de filtrage, morphologiques et les modèles déformables. Nous proposons dans la suite les différentes méthodes de segmentation de type région : les méthodes de seuillage, classification, croissance de régions...etc et les méthodes Fuzzy C-means (FCM), Méthode de k-means, Méthode Mean Shift, l'algorithme EM (Expectation Maximisation) et l'approche mixte qui mélange les deux approches (contour, région).

Dans le chapitre suivant (chapitre III) nous avons détaillé l'évaluation de la segmentation d'images.

# CHAPITRE II

## *Méthodes de segmentation d'images*

**III. 1 INTRODUCTION**

Le domaine du traitement d'images, nous assistons à la multiplication des méthodes d'évaluation de segmentation d'images, qu'elles soit développées pour l'extraction de contours ou de régions, avec ou sans vérité terrain. L'évaluation visuelle de résultats de segmentation est encore très présente notamment dans certains domaines d'application comme le domaine médical. Il existe de nombreuses méthodes de segmentation d'images, ce qui rend la tâche d'évaluation fondamentale pour pouvoir comparer ces algorithmes.

Le choix de l'algorithme de segmentation le plus approprié face à une application donnée est une question d'actualité. En effet, estimer la performance des algorithmes de segmentation est une tâche importante qui ne cesse de susciter l'intérêt des chercheurs de ce fait, l'attention a été attirée sur la nécessité d'avoir recours à des études de comparaison des résultats issus des différents algorithmes de segmentation quand des images semblables sont segmentées, d'où le besoin croissant des études d'évaluation basées sur des mesures d'erreurs calculées entre les images segmentées et des cartes de référence obtenues essentiellement sur la base de l'évaluation subjective qu'est la perception visuelle humaine

Dans ce chapitre, nous avons fait le choix de classer les méthodes d'évaluation en deux catégories : sans et avec segmentation de référence (vérité-terrain). Dans un premier temps, nous présentons la classification des techniques de l'évaluation de la segmentation.

**III.2 Les Différentes classification des méthodes d'évaluation**

Les méthodes d'évaluation ont été classées selon plusieurs taxonomies en fonction de ce que doit être évalué. Ces classifications convergent généralement vers les mêmes concepts mais diffèrent entre terminologie. Zhang [21] divise les méthodes d'évaluation en deux catégories à savoir, les méthodes analytiques et les méthodes empiriques.

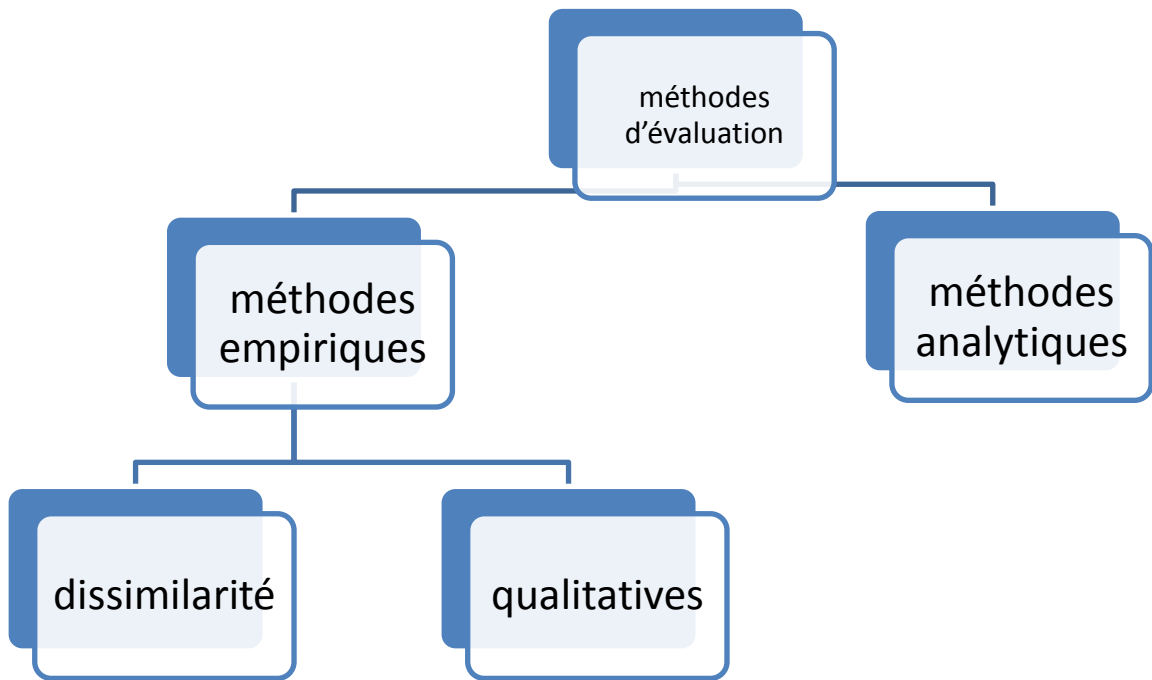


Figure III.1 : Classification des méthodes d'évaluation proposée par ZHANG

La première catégorie, regroupe les méthodes d'évaluation analytiques : Les méthodes de cette catégorie consistent à analyser directement les algorithmes et estimer leurs performances en se basant sur leurs principes et leurs propriétés. L'application de ces méthodes évite l'implémentation réelle de l'algorithme de segmentation où les résultats de l'évaluation ne seront pas influencés par les éventuels arrangements qui pourraient être effectués lors des expériences d'évaluation comme il est fait pour la deuxième catégorie. Cependant, toutes les propriétés des algorithmes de segmentation ne peuvent être obtenues analytiquement ; c'est pourquoi ces méthodes ne fonctionnent qu'avec quelques méthodes particulières, où les propriétés des algorithmes telles que la stratégie, la complexité, etc ...du traitement sont connues. D'un autre côté, tenir compte de l'application de la segmentation est essentiel pour évaluer de manière efficace l'algorithme impliqué. Malheureusement, les études analytiques ne prennent pas en considération ce point, et les résultats d'évaluation ne dépendent que de l'analyse de l'algorithme lui-même.

La deuxième catégorie englobe les méthodes d'évaluation empiriques. Ces méthodes consistent à appliquer les procédures de segmentation à un certain nombre d'images et comparer les résultats selon les cas, aux images elles-mêmes ou à des images contenant des segmentations idéales souvent réalisées manuellement (images ou cartes de référence). Cette même catégorie peut-être divisée en deux groupes : les méthodes de différence ou de dissimilarité (Discrepancy) et les méthodes qualitatives (Goodness).

Dans les méthodes de dissimilarité, la disponibilité de segmentations idéales est nécessaire. La performance des différents algorithmes de segmentation est évaluée suivant des mesures de différence calculées entre les images de référence et les images issues des différentes procédures de segmentation appliquées à une même image d'entrée. Ces mesures de différence, tentent de déterminer à quel point les différentes images segmentées diffèrent de la segmentation de référence. Une grande valeur de mesure indique une grande erreur et une faible performance de l'algorithme. Aussi, certaines méthodes de dissimilarité utilisent des images réelles segmentées manuellement [22], tandis que d'autres utilisent des images de synthèse [23] qui sont plus maniables et plus contrôlables et en plus peuvent être reproduites facilement. Quant aux méthodes qualitatives, elles évaluent la performance des algorithmes en jugeant la qualité des images segmentées évaluée sur la base de mesures établies sur l'intuition humaine quant aux conditions que devrait satisfaire une « belle » segmentation. Par exemple, une grande uniformité intra-région, un grand contraste inter-région. Aussi, elles abordent l'issue de l'application en déterminant le choix des mesures de qualité qui doivent être exploitées. Ces mesures sont directement liées au but de l'application. Ceci est tout aussi vrai pour les méthodes empiriques de dissimilarité. Elles tentent aussi de saisir l'application à travers les mesures de différence qui sont calculées entre l'issue de l'algorithme de segmentation et la segmentation désirée.

Il existe d'autres classifications des techniques d'évaluation. En effet, les auteurs de [24] divisent les méthodes d'évaluation en deux groupes. Evaluation théorique et évaluation expérimentale.

L'évaluation théorique :Correspond aux méthodes analytiques de la classification de Zhang tandis que les méthodes empiriques de Zhang se retrouvent dans la catégorie de l'évaluation expérimentale de [24]. Les méthodes de l'évaluation expérimentale : Sont à leurs tours divisées en méthodes basées sur les tâches et celles basées sur les caractéristiques. Les méthodes dédiées aux tâches évaluent les segmentations dans le contexte d'une application particulière. Celles dédiées aux caractéristiques Sont encore divisées en celles avec vérité de terrain et celles sans vérité terrain. Ces deux dernières sous catégories, correspondent grossièrement aux méthodes empiriques de différence.

D'autres auteurs proposent des taxonomies similaires en utilisant de nouvelles terminologies comme le terme supervisé (méthodes qui utilisent une image vérité-terrain) et le terme non-supervisé (méthodes qui n'utilisent pas d'image vérité-

terrain). De manière générale, les schémas de classification des méthodes d'évaluation sont souvent redondants et chaque proposition a ses limites. Pour cette raison, MCGUINNESS [25] propose un nouveau schéma plus complet dans lequel les méthodes d'évaluation sont classées selon trois rubriques : objectif, référence et cible (Figure III.2).

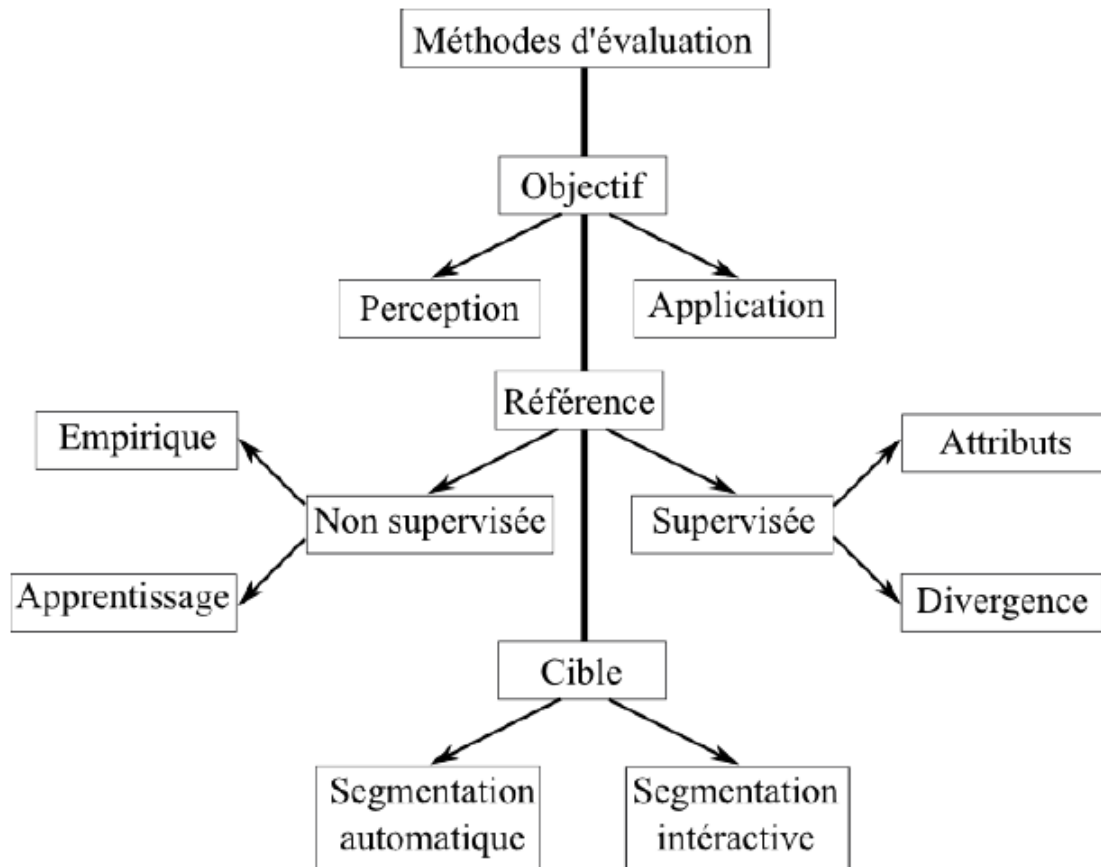


Figure III.2 : Classification des méthodes d'évaluation proposée par MCGUINNESS

La rubrique objective est utilisée afin de spécifier ce que la méthode d'évaluation vise à évaluer. Dans cette rubrique, deux familles de méthodes d'évaluation ont été définies : La première (perception-based) est dédiée à l'évaluation de l'approximation de la méthode de segmentation par rapport à la segmentation de la perception humaine. La deuxième famille (application-based) s'adresse à l'application pour laquelle la méthode de segmentation est utilisée. Par conséquent, les méthodes d'évaluation appartenant à cette famille mesurent la performance et la pertinence de l'algorithme de segmentation pour un domaine d'application particulier.

La seconde rubrique définie par MCGUINNESS est la référence. Elle caractérise les méthodes d'évaluation utilisant une vérité-terrain. Dans cette rubrique, toute évaluation

utilisant une ou plusieurs segmentations de référence est considérée comme supervisée et toute évaluation qui ne requiert pas de segmentation de référence est considérée comme non supervisée. Le schéma introduit par JIANG et al.[26] met en évidence l'hypothèse implicite suivante :

L'application des algorithmes d'évaluation basés n'utilisent pas de vérité-terrain. MCGUINNESS considère que cette hypothèse est fautive et suppose que les méthodes d'évaluation non supervisée nécessitent une étape d'apprentissage. Il propose pour ces méthodes une subdivision en deux sous-groupes : les méthodes avec apprentissage et les méthodes empiriques. Les méthodes d'évaluation avec apprentissage visent à apprendre automatiquement les propriétés permettant de juger si un résultat de segmentation est acceptable à partir d'un ensemble de données d'apprentissage. À l'inverse, les méthodes d'évaluation purement empiriques spécifient explicitement la performance d'une segmentation à partir des résultats obtenus sans recours à une phase d'apprentissage.

Tout comme les méthodes d'évaluation non supervisée, les méthodes d'évaluation supervisée sont divisées en deux sous-groupes : Une évaluation basée sur les attributs (feature-based) et une évaluation basée sur la divergence (discrepancy-based). Cette dernière consiste à calculer une mesure de disparité entre l'image segmentée et l'image de référence. L'évaluation basée sur les attributs consiste à extraire un ensemble d'attributs de l'image segmentée et à les comparer avec les mêmes attributs extraits de l'image de la segmentation de référence. Notons que l'évaluation empirique de qualité (respectivement de divergence) introduite par ZHANG [27] correspond à l'évaluation non supervisée empirique (respectivement à l'évaluation supervisée de divergence) dans le schéma proposé par MCGUINNESS.

La dernière rubrique dans la classification des méthodes d'évaluation proposée par MCGUINNESS est la cible. Elle indique le type de l'algorithme de segmentation à évaluer, vu qu'une évaluation d'une segmentation automatique ne peut être pas directement appliquée à une segmentation interactive sachant que cette dernière nécessite forcément l'intervention humaine.

Maintenant que nous avons décrit les grands schémas de classification des méthodes d'évaluation de segmentation d'images cités dans la littérature, nous allons présenter dans les deux sections suivantes les méthodes d'évaluation supervisée et non supervisée les plus populaires et fréquemment utilisées.

### III.3 Évaluation non supervisée

De nombreux critères d'évaluation de segmentation sans vérité terrain ont été proposés dans la littérature. Ils fournissent une évaluation de la qualité d'une segmentation en se basant sur des statistiques calculées sur les régions comme la variation de couleur à l'intérieur des régions, de contraste entre les régions et de taille de régions. Ces critères ont l'avantage de ne pas nécessiter de vérité terrain ou de segmentation de référence, leur utilisation est justifiée dans des domaines d'application où la construction d'une base de vérité terrain est délicate ou trop coûteuse en temps.

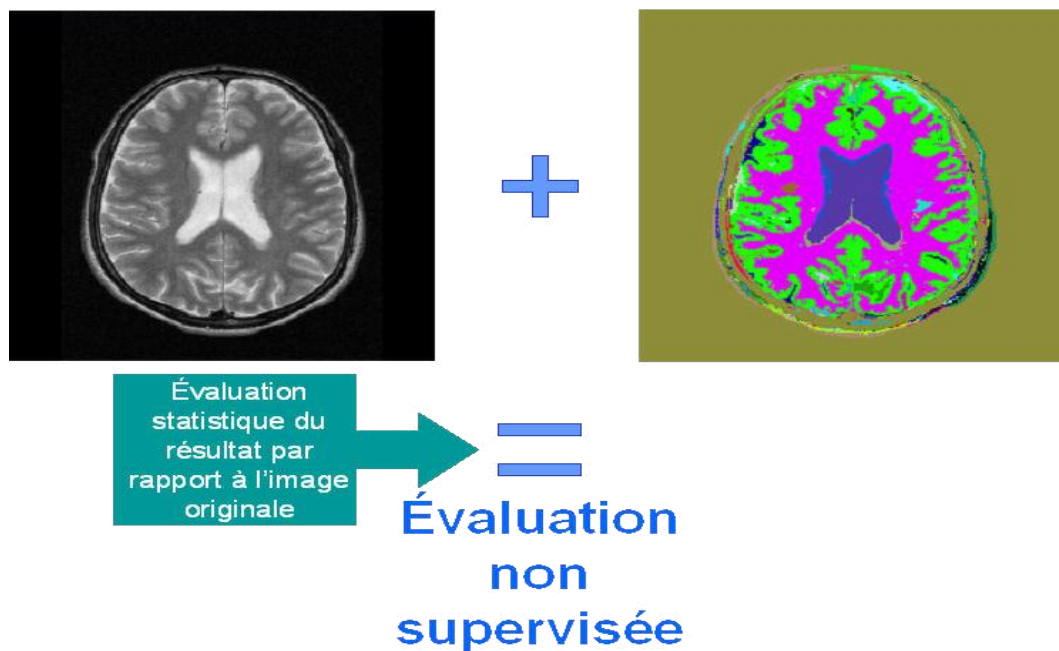


Figure III.3:Évaluation non supervisée

Plusieurs méthodes d'évaluation non supervisées ont été proposées. Elles peuvent être classées en méthodes analytiques et méthodes évaluant un critère de qualité. Nous allons dans ce qui suit en citer quelques-unes.

#### III.3.1 Évaluation analytique

Les critères d'évaluation analytiques quantifient la performance des algorithmes de segmentation en analysant leurs principes ainsi que leurs propriétés (besoins, utilité, complexité, convergence, stabilité, etc...). L'utilisation de critères analytiques pour évaluer des algorithmes de segmentation, permet de s'affranchir de l'influence ou du biais qui pourrait être causé par l'implémentation. Des critères analytiques ont été proposés entre autre par Liedtke[28], Cho [29] et Voisine [30]. Cependant, on ne dispose que de peu de connaissances théoriques générales dans le domaine de la

segmentation d'images. C'est pourquoi, peu de propriétés peuvent être exploitées pour ces études analytiques limitant alors grandement leurs champs d'application.

### III.3.2 Évaluation de critères de qualité

Contrairement aux méthodes analytiques, les critères présentés dans cette section reposent sur des facteurs de qualité calculés à partir d'images segmentées. La plupart de ces mesures de qualité sont établies en accord avec l'intuition humaine sur les conditions à remplir par une segmentation pour qu'elle soit considérée comme bonne.

Il existe deux approches en segmentation la segmentation en régions et la détection de contours. Les procédés d'évaluation sont différents pour ces deux catégories de segmentation, ils seront présentés séparément.

#### III.3.2.1 Évaluation de la segmentation en régions

Un bon résultat de segmentation en régions doit satisfaire à au moins une des trois conditions suivantes: les régions doivent être uniformes et homogènes, l'intérieur des régions doit être simple et sans trop de petits trous, enfin, les régions adjacentes doivent présenter des valeurs significativement différentes pour les caractéristiques d'uniformité.

##### III.3.2.1.1 Critère d'uniformité intra-région de Levine et Nazif

Le critère d'uniformité intra-région LEVINE ET NAZIF que nous notons  $C_{LN}^{intra}$  est basé sur la somme des variances de régions et doit par conséquent être minimal

$$C_{LN}^{intra} = \sum_i \sum_{s \in R_i} \left[ f(s) - \frac{1}{A} \sum_{s \in R_i} f(s) \right]^2 = \sum_i \frac{\sigma_i^2}{\sigma_{max}} \quad (III. 1)$$

Où  $f(s)$  est l'intensité du pixel  $s$ ,  $A_i$  l'aire de la région  $R_i$  et  $\sigma_{max}$  un facteur de normalisation égal à  $\frac{(f_{max}-f_{min})^2}{2}$ . [31]

##### III.3.2.1.2 Contraste inter-région de Levine et Nazif

Ce critère inter-région noté  $C_{LN}^{inter}$  calcule la somme des contrastes des régions  $R_i$  pondérée par leur aires  $A_i$ . Il est donné par l'équation suivante :

$$C_{LN}^{inter} = \frac{\sum_{R_i} A_i C_i}{\sum_{R_i} A_i} \quad (III. 2)$$

Où  $C_i$  représente le contraste de la région  $R_i$  et est donné par :

$$C_i = \sum_{R_j} \frac{l_{ij}}{l_i} C_{ij} \quad (III. 3)$$

avec  $R_j$  qui représente les régions adjacentes à  $R_i$ ,  $l_{ij}$  la longueur de la frontière commune entre  $R_i$  et  $R_j$ ,  $l_i$  le périmètre de la région  $R_i$ , et  $C_{ij}$  le contraste entre deux régions adjacentes

$R_i$  et  $R_j$  donné par  $\left| \frac{m_i - m_j}{m_i + m_j} \right|$  avec  $m_i$  et  $m_j$  les moyennes. [31]

### III.3.2.1.3 Contraste de Zeboudj

Ce critère noté  $C_Z$  prend en compte le contraste intérieur et extérieur aux régions mesurés sur un voisinage de chaque pixel. Le contraste intérieur  $C_{Int_i}$  et extérieur  $C_{Ext_i}$  d'une région  $R_i$  sont donnés par les deux relations énoncées ci-après où  $w(s)$  représente un voisinage du pixel  $s$ .  $A_i$  et  $l_i$  correspondent respectivement à l'aire et à la longueur de la frontière  $F_i$  de  $R_i$ .  $C(s, t) = \frac{|f(s) - f(t)|}{L - 1}$  est le contraste entre deux pixels  $s$  et  $t$  avec  $f$  l'intensité et  $L$  le maximum des intensités :

$$C_{Int_i} = \frac{1}{A_i} \sum_{s \in R_i} \max\{c(s, t), t \in W(s) \cap R_i\} \quad (III. 4)$$

$$C_{Ext_i} = \frac{1}{l_i} \sum_{s \in F_i} \max\{c(s, t), t \in W(s), \notin R_i\} \quad (III. 5)$$

Le contraste de  $R_i$  est défini par :

$$C(R_i) = \begin{cases} 1 - \frac{C_{Int_i}}{C_{Ext_i}} & \text{si } 0 < C_{Int_i} < C_{Ext_i} \\ C_{Ext_i} & \text{si } C_{Int_i} = 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (III. 6)$$

Le contraste global de ZEBOUDJ  $C_Z$  est alors donné par la relation suivante :

$$C_Z = \frac{1}{A} \sum_i A_i \times C(R_i) \quad (III. 7)$$

Notons que cette méthode proposée par ZEBOUDJ semble ne pas être adaptée aux images texturées. [32]

### III.3.2.1.4 Mesure de dissimilarité de Liu et Yang

La mesure de dissimilarité de LIU ET YANG notée  $C_{LY}$  devant être faible, intègre trois paramètres qui sont le nombre de régions, l'aire des régions et la couleur moyenne

de chaque région. Cette mesure pénalise les segmentations ayant un nombre de régions trop importants ou ayant des régions non homogènes en couleur.

$$C_{LY} = \frac{1}{1000 \times A} \sqrt{N} \sum_{i=1}^N \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (\text{III. 8})$$

Où  $A_i$  est le nombre de pixels de la région  $R_i$  et  $A$  le nombre total de pixels de l'image  $A = \sum A_i$ .  $N$  représente le nombre de régions de l'image segmentée.  $e_i^2$  correspond à l'erreur quadratique portant sur la couleur de la région  $R_i$ . Elle est calculée à partir de la somme des distances de norme  $L_2$  entre les vecteurs couleur des pixels de la région  $R_i$  et le vecteur couleur attribué à la région  $R_i$  dans l'image segmentée égal en général à la moyenne des couleurs de la région. [33]

### III.3.2.1.5 Critère de Borsotti et al

Le critère de Borsotti et al. Noté  $C_B$  est une amélioration de la mesure de LIU ET YANG présentée ci-dessus qui avait pour inconvénient de pénaliser les segmentations ayant un nombre de régions trop importants ou ayant des régions non homogènes en couleur. Ce critère est basé sur les mêmes paramètres que précédemment (le nombre de régions, l'aire des régions et la couleur moyenne de chaque région) mais voit sa formulation améliorée :

$$C_B = \frac{1}{10000 \times A} \sqrt{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{e_i^2}{1 + \log A_i} + \frac{R(A_i)^2}{A_i^2} \right] \quad (\text{III. 9})$$

avec  $A_i$  le nombre de pixels de la région  $R_i$  et  $A$  le nombre total de pixels de l'image.  $N$  représente le nombre de régions de l'image segmentée.  $R(A_i)$  est le nombre de régions ayant une aire égale à  $A_i$ .  $e_i^2$  correspond à l'erreur quadratique portant sur la couleur de la région  $R_i$  et calculée de la même façon que dans la mesure de dissimilarité de LIU ET YANG. La particularité intervient dans les deux termes suivants : le terme  $\frac{e_i^2}{1 + \log A_i}$  favorise les régions homogènes tandis que le terme  $\frac{R(A_i)^2}{A_i^2}$  pénalise les images sur-segmentées ayant beaucoup de régions de tailles similaires. [34]

### III.3.2.1.6 Critère de Rosenberger

Pour résoudre le problème des images monochromes contenant des textures, Rosenberger commence par caractériser chaque région en région texturée ou uniforme,

grâce à un calcul d'uniformité des niveaux de gris basé sur les matrices de cooccurrences.

Il calcule ensuite la disparité intra-région, notée  $\underline{D}$  et la disparité inter-région, notée  $\overline{D}$ . La première correspond à l'écart-type des intensités pour une région uniforme et à un ensemble d'attributs de texture pour une région texturée.  $\overline{D}$  est égale à la différence des moyennes pour deux régions uniformes, à la distance euclidienne entre attributs de texture pour deux régions texturées et à 1 pour une région texturée et une région uniforme.

La disparité intra-région globale est égale à la moyenne pondérée des disparités calculées pour chaque région :

$$\underline{D} = \frac{1}{N} \sum_i \frac{A_i}{A} \underline{D} \quad (\text{III.10})$$

et de même pour la disparité inter-région globale.

Finalement le critère de Rosenberger est égal à  $:\frac{\overline{D}-\underline{D}}{2}$ . [35]

### III.3.2.2 Évaluation de la segmentation en contours

L'évaluation non supervisée de segmentation en contours est confrontée à un problème de discernement entre un vrai contour (frontière entre deux régions) et un contour intra-régions [36]. La conséquence directe de ce problème est que très peu d'évaluation non supervisée en contour ont été menées, contrairement au cas de la segmentation supervisée. En effet, les contours avant qu'ils ne soient connectés et vus comme les frontières de régions, sont simplement un produit intermédiaire de l'extraction de contours et bien que ce ne soit pas vraiment un problème insurmontable, il n'a pas encore été vraiment traité par l'évaluation supervisée, malgré les quelques résultats obtenus par certaines études. Par exemple les critères de Levine et Nazif [31] permettent d'évaluer deux types de contours : Les contours séparant deux objets de la scène et les lignes qui traversent un objet, sans qu'il y ait de différence de couleur ou de texture entre les régions autour de cette ligne. Kitchen et Rosenfeld [37] ont proposé aussi un critère d'évaluation des cartes de contours fondé sur la cohérence locale des contours. Cette cohérence est évaluée sur la base de deux critères de caractérisation des contours : la continuité et la minceur. Une autre mesure plus complexe a été proposée par Tan, Gelfand et Delp. [38]

### III.3.2.3 Autres méthodes

Il existe d'autres méthodes plus générales, qui ne font pas de distinction entre segmentation contour ou région, telle que celle présentée dans Geman [39]. Cette méthode a montré qu'un résultat de segmentation peut être représenté par un champ Markovien, pouvant être soit une carte binaire de contours, soit une carte étiquetée des régions. Appliquée dans un cadre Bayésien, l'énergie associée au champ résultant correspond généralement à une probabilité à postériori de réalisation de ce champ. Une bonne qualité de la segmentation correspond à une probabilité élevée de réalisation du champ. Une autre approche originale pour une mesure de qualité subjective est celle de Kara [40], qui utilise sa mesure pour comparer plusieurs images segmentées afin de choisir la meilleure. Il n'est plus question de définir à priori des critères de qualité d'une segmentation, mais de choisir le meilleur compromis parmi celles disponibles et de mesurer la dispersion des résultats. En revanche, elle ne garantit pas la qualité du résultat de segmentation, en particulier si l'ensemble des résultats de segmentation est de qualité médiocre. Cette méthode peut également être appliquée dans le cas supervisé.

### III.4 Évaluation supervisée

Les méthodes d'évaluation supervisée mesurent la performance d'un algorithme de segmentation d'images en comparant l'image segmentée automatiquement avec une image de référence ou vérité-terrain (c-à-d segmentée manuellement par un/plusieurs experts). En effet, le degré de similarité entre la segmentation de référence et la segmentation automatique (obtenue via l'algorithme de segmentation) permet d'évaluer la qualité de la méthode de segmentation. L'intérêt potentiel d'une évaluation supervisée réside dans le fait que la comparaison entre la segmentation automatique et la segmentation de référence est censée fournir une évaluation très précise. En revanche, son inconvénient majeur réside dans la production de la segmentation de référence. En effet, la création (manuelle) d'une vérité-terrain reste une tâche difficile, subjective et lente. De plus, il est généralement difficile de juger qu'une segmentation de référence réalisée par un expert est meilleure qu'une autre.

#### III.4.1 Évaluation avec une vérité terrain synthétique

Dans le cas d'images synthétiques, les données terrain sont objectives et connues avec une extrême précision. A l'inverse, un tracé expert est subjectif et la confiance que l'on peut accorder doit être connue ou estimée.

### III.4.1.1 Évaluation de la segmentation en régions

#### III.4.1.1.1 Mesure de Yasnoff et al

La mesure proposée par Yasnoff et al notée  $C_Y$  consiste à compter le nombre de pixels mal segmentés tout en tenant compte de leur position :

$$C_Y = \frac{100}{A} \sqrt{\sum_{s \in S_T} d^2(s, s_r)} \quad (\text{III. 11})$$

où  $A$  représente le nombre total de pixels dans l'image,  $S_T$  le nombre total de pixels malsegmentés et  $d$  la distance entre le pixel mal classé  $s$  et le pixel  $s_r$  le plus proche de la région à laquelle il appartient dans l'image de référence.[21]

#### III.4.1.1.2 Mesure de Vient

La mesure de VINET que nous noterons  $CV$  repose sur la détermination des couples de régions assurant un recouvrement maximum entre deux segmentations dont l'une correspond à la vérité terrain. Elle fournit une mesure de dissimilarité et est caractérisée par la proportion de pixels ne participant pas au recouvrement des couples de régions.

La première étape consiste à définir une table de partition notée  $T$  et définie comme suit :

$$T(i, j) = \text{card}(R_i \cap V_j) \quad (\text{III. 12})$$

Où  $(R_i)_{i \in [1, \dots, m]}$  correspond aux régions de l'image segmentée, et  $(V_j)_{j \in [1, \dots, n]}$  aux régions de l'image vérité terrain.

Il s'agit alors de résoudre un problème de couplage dans un graphe valué par les taux de recouvrement. La recherche du premier maximum dans cette table noté  $C_1 = T(i_1 j_1)$  représente le couple  $(R_{i_1}, V_{j_1})$  de recouvrement maximal tel que :

$$T(i_1, j_1) \geq T(i, j) \quad \forall i, j \quad (\text{III. 13})$$

la recherche du second maximum noté  $C_2 = T(i_2 j_2)$  donne le couple  $(R_{i_2}, V_{j_2})$  tel que :

$$T(i_2 j_2) \geq T(i_1 j_1) \quad \forall i, j \quad (\text{III. 14})$$

On réitère cette opération jusqu'au couple  $C_k$  avec  $K = \min(m, n)$  le nombre de couples de régions  $(R_{i_k}, V_{j_k})$ . La mesure de dissimilarité doit être faible et est donnée par :

$$1 - \frac{1}{A} \times \sum_{K=1}^K C_K \quad (\text{III. 15})$$

où  $A$  le nombre total de pixels de l'image .[41]

#### III.4.1.1.3 Mesure de Martin

La mesure de MARTIN mesure la cohérence entre deux segmentations en se basant sur l'erreur calculée en chaque pixel mesurée soit par l'erreur locale de cohérence soit par l'erreur globale de cohérence :

$$LCE(I, V) = \frac{1}{A} \sum_s \min\{E(s), E'(s)\} \quad (\text{III. 16})$$

$$GCE(I, V) = \frac{1}{A} \min \left\{ \sum_s E(s), \sum_s E'(s) \right\} \quad (\text{III. 17})$$

Avec

$$E(s) = \frac{\text{card}(V_j/R_i)}{\text{card}(V_j)}$$

$$E'(s) = \frac{\text{card}(R_i/V_j)}{\text{card}(R_i)}$$

$$E(s) = \begin{cases} 0 & \text{si } V_j \in R_i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

où  $s$  est le pixel appartenant à la région  $V_j$  dans l'image de référence et à la région  $R_i$  dans l'image segmentée.[42]

#### III.4.1.1.4 Distance de Baddeley

Cette distance prend en compte non seulement la position du site  $s$  dans l'image mais également son intensité. Soit une image d'intensité  $f : X \rightarrow Z \in N$ .

Le sous-graphe de  $f$  est :

$$\Gamma_f = \{(s, z) \mid s \in X, \text{ et } z \leq f(s)\}. \quad (\text{III. 18})$$

La distance entre un couple de  $X \times Z$  et le sous-graphe de  $f$  est définie par :

$$d_B((s, z), \Gamma_f) = \inf\{d((s, z), (s', z')), (s', z') \in \Gamma_f\} \quad (\text{III. 19})$$

Cette distance est seuillée pour ne pas rechercher trop loin de zle minimum.

Et la distance entre deux images  $f$  et  $g$  est finalement :

$$\left( \frac{1}{A^2} \sum_{(s,z)} |d_B((s,z), \Gamma_f) - d_B((s,z), \Gamma_g)|^p \right)^{\frac{1}{p}} \text{ avec } p \geq 1 \quad (\text{III. 20})$$

Cette distance est souvent citée. Elle peut s'utiliser en prenant pour  $d$  une distance de chanfrein au lieu de la distance euclidienne. Elle a été récemment étendue aux images couleur.[43]

#### III.4.1.1.5 La Mesure de Rand

La mesure de RAND, notée  $R$ , a été introduite en 1971 par RAND Cette métrique, qui a été définie pour l'évaluation d'une classification, consiste à calculer la somme des paires de pixels ayant le même label dans les deux classifications/segmentations (automatique et de référence) divisée par le nombre total de paires de pixels dans l'image

$$R(S, VT) = \frac{n_{11} + n_{00}}{\frac{n(n-1)}{2}} \quad (\text{III. 21})$$

Les valeurs de  $R$  sont comprises entre 0 et 1. Une valeur proche de 0 indique une classification/segmentation précise et à l'inverse une valeur proche de 1 indique une erreur de classification/segmentation plus importante.

La mesure de Rand précédemment définie, compare le résultat de classification/segmentation avec une seule classification/segmentation de référence. Cependant, des versions plus génériques de la mesure de RAND en prenant en considération plusieurs vérités-terrain.[44]

#### III.4.1.1.6 La Mesure de Jaccard

La mesure de JACCARD proposée par BEN-HUR mesure la similarité entre une image classée/segmentée  $S$  et une image vérité-terrain VT selon l'équation donnée ci-dessous :

$$J(S, VT) = 1 - \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{01} + n_{10}} \quad (\text{III. 22})$$

Tout comme la mesure de RAND, cette métrique indique que la méthode de classification/segmentation est performante lorsque sa valeur est proche de zéro [45].

### III.4.1.1.7 La Mesure de Fowlkes et Mallows

La mesure de FOWLKES et MALLOWS a été déduite d'une mesure de similarité entre deux classifications hiérarchiques introduite dans les travaux.

$$F(S, VT) = 1 - \sqrt{W_1(S, VT) \cdot W_2(S, VT)} \quad (\text{III. 23})$$

où les expressions  $W_1$  et  $W_2$  sont données respectivement par les équations III,24 et III.25 :

$$W_1(S, VT) = \sum_{i=1}^k \frac{n_{11}}{\frac{|r_i|(|r_i|-1)}{2}} \quad (\text{III. 24})$$

$$W_2(S, VT) = \sum_{J=1}^L \frac{n_{11}}{\frac{|r_i|(|r_i|-1)}{2}} \quad (\text{III. 25})$$

Tout comme les mesures de RAND et de JACCARD, cette métrique indique que la méthode de classification/segmentation est performante lorsque sa valeur est proche de zéro.[46]

### III.4.1.1.8 La Mesure de Van Dongen

Cette métrique notée D doit son nom à VAN DONGEN et est décrite par l'équation III.13 ci dessous :

$$D(S, VT) = 2n - D_H(S \Rightarrow VT) - D_H(VT \Rightarrow S) \quad (\text{III. 26})$$

Où  $D_H(X \Rightarrow Y)$  désigne la distance de HAMMING entre deux ensembles  $X$  et  $Y$  et est donnée par l'équation ( III.14) :

$$D_H(X \Rightarrow Y) = \sum_{x_i \in X} \sum_{YJ \neq YJ} |x_i \cap y_j| \quad (\text{III. 27})$$

Dans cette expression, la distance de HAMMING mesure la surface totale de chevauchement entre les régions qui appartiennent à la classification/segmentation automatique  $S$  et à la vérité-terrain  $VT$ .[47]

### III.4.1.1.9 La Mesure de Huang-Dom

HUANG et DOM proposent dans leurs travaux une nouvelle métrique, notée  $HD$ , qui consiste à mesurer la performance de l'algorithme de segmentation par rapport à une segmentation de référence en fonction du nombre, de la taille et de la localisation des régions dans l'image. Soient  $S = \{r_i\}_{1 \leq i \leq k}$  l'image segmentée de façon automatique et  $VT = \{r_j\}_{1 \leq j \leq l}$  la segmentation de référence, tel que  $r_i$  est l'ensemble des pixels appartenant à la région d'indice  $i$  de l'image segmentée  $S$ . Les auteurs associent à chaque ensemble  $r_i$ , un ensemble  $r_j$  tel que  $r_i \cap r_j$  est maximal. Nous rappelons que la distance de HAMMING  $D_H$  entre deux segmentations est donnée par l'équation (III.27) ce qui revient à considérer la somme des surfaces d'intersection non maximales de toutes les régions. Par conséquent, la mesure  $HD$  de HUANG-DOM est donnée par l'équation symétrique et normalisée ref eq :  $HD$ .

$$HD(S, VT) = \frac{D_H(VT \Rightarrow S) + D_H(S \Rightarrow VT)}{2n} \quad (\text{III. 28})$$

Pour retrouver l'indicateur de performance, il suffit de soustraire de 1 la valeur de la mesure  $HD$ . [48]

### III.4.1.2. Évaluation de la segmentation en contours

L'une des idées les plus anciennes pour mesurer la qualité d'une segmentation contour est de calculer l'écart entre les contours obtenus et théoriques.

#### III.4.1.2.1 Mesure de Pratt

propose une mesure empirique de comparaison entre une carte de contours  $B$  et une carte de référence  $A$ , est basée sur la position du pixel mal segmenté, et calculée par :

$$FOM(A, B) = \frac{1}{\text{Max}(N_A, N_B)} \times \sum_i \frac{1}{1 + p \times d_i^2} \quad (\text{III. 29})$$

Où  $N_A$  est le nombre de pixels de contours sur l'image de référence,  $N_B$  le nombre de pixels de

contours sur l'image segmentée,  $d_i$  la distance entre le  $i^{\text{eme}}$  pixel du contour détecté et sa position correcte et  $p$  un scalaire donnant une pénalité aux contours isolés, décalés ou effacés

généralement fixé à 1/9 quand la plus petite distance entre pixels voisins est égale à 1.

L'auteur n'a donné aucune justification théorique pour la  $FOM$ , et la normalisation est effectuée de façon à avoir  $0 \leq FOM \leq 1$ , et  $FOM(A, B) = 1$  uniquement dans le cas où

A=B. Certains inconvénients, liés à l'utilisation de cette mesure de similarité entre l'image de référence et l'image estimée, ont été relevés. Notamment, le fait qu'elle soit sensible aux erreurs de sur-détection et de localisation, mais pas aux erreurs de sous-détection et à la forme des zones erronées .[49]

**III.4.1.2.2 La distance de Hausdorff**

Calculée entre deux ensembles de points  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$  et  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_p\}$  est définie par :

$$HD(A, B) = \text{Max}\{h(A, B), h(B, A)\} \tag{III. 30}$$

Où :

$$h(A, B) = \text{Max}_{a \in A} \text{Min}_{b \in B} \|a - b\| = \text{Max}_{a \in A} \text{Min}_{b \in B} \{d(a, b)\} = \text{Max}_{a \in A} d(a, B) \tag{III.31}$$

La fonction  $h(A, B)$  est la distance de Hausdorff dirigée de A vers B. Elle classe chaque point de A suivant sa distance du point de B qui lui est le plus proche. La plus grande de ces distances détermine la valeur de  $h(A, B)$  si  $h(A, B) = \delta$ , alors tous les points de A sont au plus à une distance  $\delta$  des points de B.

Si  $HD(A, B) = d$ , ceci indique que tous les points de A sont à moins d'une distance d des points de B, et vice versa. Cette distance a été exploitée pour comparer les cartes de contours de référence et les cartes de contours détectés. Néanmoins, elle souffre d'un manque de robustesse face au bruit. En effet, si les images contiennent des pixels bruités éloignés des motifs de base, ceci entraînera, suite au calcul de HD, une grande dissimilarité entre les images à comparer, même si celles-ci sont très proches.[50]

**III.4.1.2.3 mesure de Belaroussi et al**

proposent une mesure de divergence échelonnée permettant d'évaluer différents niveaux d'erreur de résultats de segmentation binaires avec l'utilisation de notion spatiale.

$$ODI = \frac{1}{N_o} = \sum_{k=1}^{N_o} \left( \frac{d_o(k)}{d_{TH}} \right)^n \tag{III. 32}$$

$$ODP = \sum_{k=1}^{N_o} \left( \frac{d_o(k)}{d_{TH}} \right)^n * \text{sign}(d_o(k)) \tag{III. 33}$$

$$UDI = \frac{1}{N_U} \sum_{k=1}^{N_U} \left( \frac{d_U(k)}{d_{TH}} \right)^n \quad (\text{III. 34})$$

$$UDI = \frac{1}{N_U} \sum_{k=1}^{N_U} \left( \frac{d_U(k)}{d_{TH}} \right)^n * \text{sign}(d_U(k)) \quad (\text{III. 35})$$

$d_o(k)$  est la distance entre le  $K^{eme}$  pixel appartenant au contour segmenté et le pixel le plus proche sur la carte de référence,  $d_u(k)$  la distance entre le  $k^{eme}$  pixel non détecté et le pixel le plus proche sur la carte de contours,  $N_0$  le nombre de pixel sur segmentés,  $N_U$  correspond au nombre de pixel sous segmentés et  $d_{TH}$  la distance seuil. C'est la distance maximum pour la recherche autour du pixel et  $n$  un facteur d'échelle. [51]

#### III.4.2 Évaluation avec une vérité terrain réalisée par un expert

Dans cette partie, nous abordons les méthodes d'évaluation d'algorithmes de segmentation d'images naturelles (donc sans vérité absolue). Dans ce cas, une incertitude existe sur les informations mises à disposition telles qu'un tracé réalisé par un expert.

Yang [52] a proposé d'insérer le calcul d'attribut de forme telle que l'aire le périmètre, la circularité, l'élongation et les moments de la région pour calculer deux quantités qu'il a appelée erreur de sous fusion et erreur de surfusion.

En supposant que la segmentation de référence soit composée de trois régions fond  $B$ , objet  $O$  et région incertaine composée de pixels qui constituent de reste des pixels non classés parmi fond ou l'objet. Le résultat d'une segmentation serait constitué de deux régions : objet  $\hat{O}$  et fond  $\hat{B}$ . L'erreur de sous fusion  $UM$  (under merging error) et l'erreur de sur fusion  $OM$  (over merging error) sont égales à :

$$UM = \frac{\text{Aire}(O \Delta \hat{O})}{A} \quad (\text{III. 36})$$

et

$$OM = \frac{\text{Aire}(B \Delta \hat{B})}{A} \quad (\text{III. 37})$$

A est la moyenne de l'aire de l'objet calculée sur les aires des objets issus des segmentations.

Alors, une mesure de différence totale est alors calculée :  $DM = UM + OM$

Zhang et Gerbrands [53] ont présenté une méthode d'évaluation de segmentation dans le but de proposer un critère se voulant à la fois objectif, quantitatif et général. Pour une telle procédure d'évaluation d'algorithmes de segmentation, ces trois conditions constituent les critères de base : cette méthode doit être valable pour toutes les techniques de segmentation quelles qu'elles soient. Ainsi, aucun paramètre ou propriété d'algorithme particulier ne doit être utilisé ce qui évite l'introduction de biais dans certains cas. Le critère proposé appelé *UMA* (Ultimate Measure Accuracy) stipule que pour affirmer pour certaines applications que la segmentation est bonne, si les attributs tirés des images segmentées coïncident avec les valeurs des attributs calculés sur l'image de référence, alors la segmentation est bonne. Deux types de *UMA* peuvent être calculés : l'*UMA* absolu noté *AUMA* et l'*UMA* relatif noté *RUMA*.

$$AUMA_f = |R_f - S_f| \quad (\text{III. 38})$$

$$RUMA_f = \frac{|R_f - S_f|}{R_f} \times 100\% \quad (\text{III. 39})$$

Où  $R_f$  dénote la valeur de l'attribut calculée sur l'image référence, et  $S_f$  celle mesurée à partir de l'image segmentée.

Ces deux quantités sont inversement proportionnelles à la qualité de la segmentation. Les attributs sont choisis selon le but de la segmentation. Ils peuvent être aussi combinés en une somme pondérée selon l'importance allouée à chaque attribut.

Kevin Bowyer [54] propose une méthode utilisant des courbes empiriques dites ROC (Receiver Operating Caractéristique) pour évaluer objectivement et répétitivement un détecteur de contours, en échantillonnant de manière équitable son espace de paramètre et ainsi l'apprécier relativement à une tâche spécifique. L'espace de chaque paramètre est divisé en parties égales créant ainsi un espace de paramètre uniforme. Pour chaque valeur du paramètre, le résultat de l'algorithme est comparé à l'image de référence et quatre valeurs sont calculées :

- TP le nombre des true positive (bonne détection).

- TN le nombre des true negative, les pixels de fond classifié comme tels.
- FP le nombre des pixels de fond classifiés comme des pixels contours.
- FN, le nombre des pixels de contours classifiés comme appartenant au fond.

À partir de là, deux quantités sont construites :

- Le quotient true positive  $TPR = TP / (TP + FN)$ .
- Le quotient false positive  $FPR = FP / (FP + TN)$ .

Pour construire la courbe ROC, l'algorithme est exécuté pour toutes les valeurs du paramètre, pour lequel TPR et FPR sont calculés et une courbe de TPR en fonction de FPR est dessinée. C'est la courbe ROC et l'aire se trouvant sous cette courbe AUC (Area Under the Curve) est le score utilisé pour caractériser l'algorithme.

### Conclusion

Une technique d'évaluation de segmentation efficace peut avoir de grands bénéfices. Elle peut potentiellement donner un aperçu sur ce qu'est un bon algorithme de segmentation. Elle peut permettre aux recherches d'ajouter du poids aux argumentations qui disent qu'une nouvelle segmentation est meilleure que ce qui a été fait jusque-là. Elle peut aussi permettre aux développeurs de choisir le meilleur algorithme pour leur système d'application. L'utilisation d'une vérité terrain rend cette classe potentiellement plus générale et moins biaisée, surtout dans le cas de l'utilisation d'une vérité de terrain synthétique. Cependant, son inconvénient majeur réside dans les techniques nécessitant des vérités de terrain réelles chose qui peut introduire un biais lors de la création de segmentations de référence même par des experts.

Dans ce chapitre, un aperçu des critères d'évaluation de segmentation est présenté où nous avons adopté la classification supervisée/ non supervisée des techniques d'évaluation. Les avantages et les inconvénients principaux des critères sont également présentés. Les critères d'évaluation supervisée basée sur une vérité de terrain synthétique semblent les plus intéressants.

# **CHAPITRE IV**

## **Evaluation et Discussion Des Résultats**

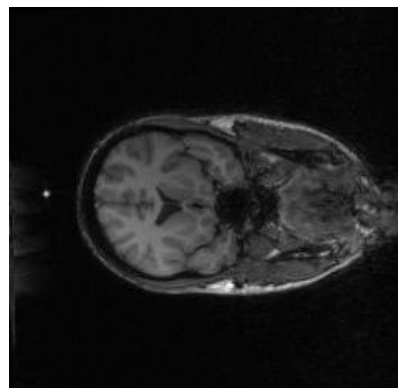
**IV.1 Introduction**

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats des différents tests sur les sous bases des images. Nous avons utilisé le MATLAB pour programmer les méthodes de segmentation par région que nous avons étudié sur les images médicales, ensuite l'analyse des résultats. Nous avons proposé trois critères pour évaluer les résultats, ces critères aussi bien objectifs que subjectifs nous permettent de prendre une décision sur le changement de la qualité d'image.

**IV.2 Résultats de segmentation des images****IV.2.1 Informations sur L'image par résonance magnétique**

L'image (figure IV.1), présente une image médicale IRM, la taille de cette image 256×256 pixel (originale, non traité), est codée sur 8 bits. dans cette partie nous avons appliqué les différentes méthodes de segmentation basée sur les régions.

Dans les figures et les tableaux ci-dessous nous avons appliquée quatre différentes méthodes de segmentations et trois critères d'évaluation pour l'image IRM.



(a)

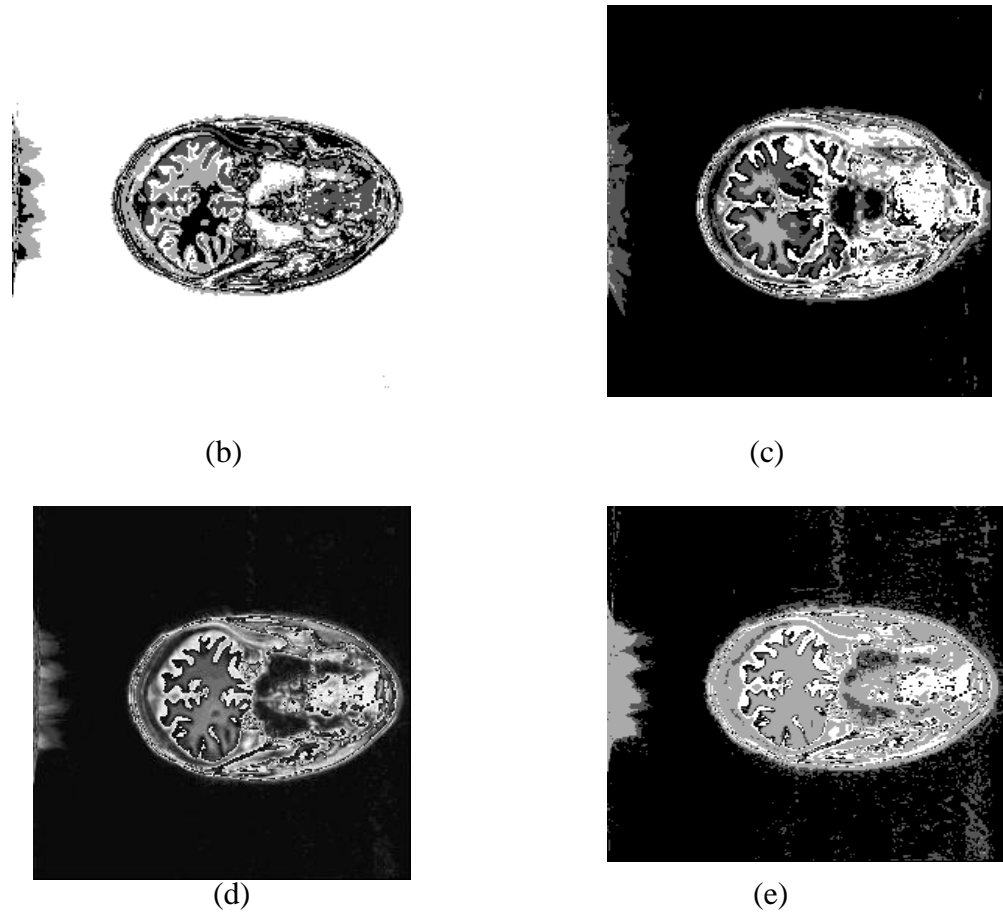


Figure IV.1 : Résultats de segmentation d'image IRM,a) image original, b) Méthode C-Moyennes floues(FCM),c) Méthode k-means,d)MéthodeMean shift,e)Méthode Expectation Maximisation (EM).

Les méthode et critères	FCM	K-means	Meanshift	EM
IntraInter_LN	0.6013	0.6019	0.5836	0.5986
Intra_LN	0.0798	0.0803	0.0179	0.1224
CritAtt	0.1849	0.0255	0.0213	0.0018

Table IV.1 Résultats d'évaluation de la segmentation présentée dans la figure IV.2 pour une imageIRM

### IV.2.2Informations sur l'image rayon X

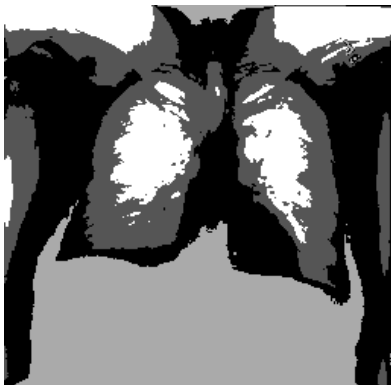
Dans cette partie nous avons appliqué les différentes méthodes de segmentation basée sur les régions. Dans les figures et les tableaux ci-dessous nous avons appliquée quatre différentes méthodes de segmentations et trois critères d'évaluation pour l'image rayon x.

L'image ci-dessous (figure IV.2), présente une image médicale Rayon x, la taille de cette image 256×256 pixel, est codée sur 8 bits. Nous avons trouvé par le

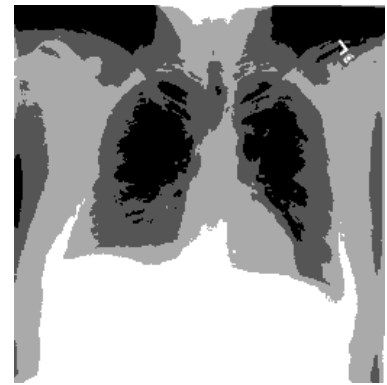
site :<http://www.aylward.org/notes/open-access-medical-image-repositoriesdanslebibliothèque d'Internet>.



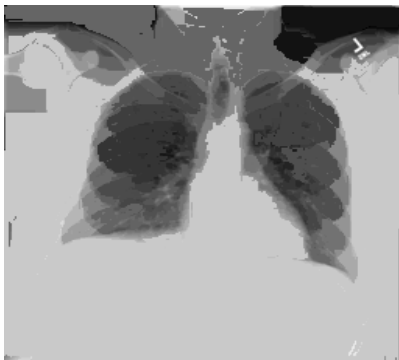
(a)



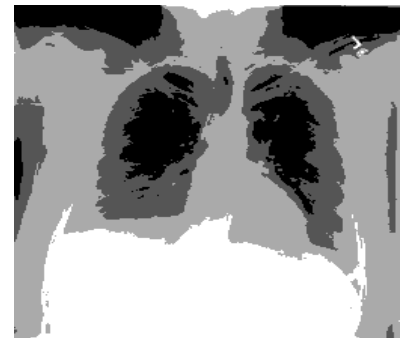
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure IV.2 : résultats de segmentation d'image rayon x, a) image original, b) Méthode C-Moyennes floues (FCM), c) Méthode k-means, d) Méthode Mean shift, e) Méthode Expectation Maximisation (EM).

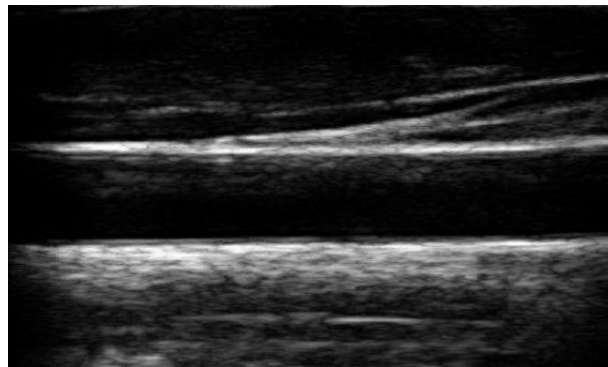
Les méthode et critères	FCM	K-means	Mean shift	EM
IntraInter_LN	0.5875	0.5865	0.5741	0.5896
Intra_LN	0.0805	0.0806	0.0848	0.0815
CritAtt	0.2087	0.2971	0.2136	0.2261

Table IV.2 Résultats d'évaluation des segmentations présentées dans la figure IV.2 pour une image rayon x

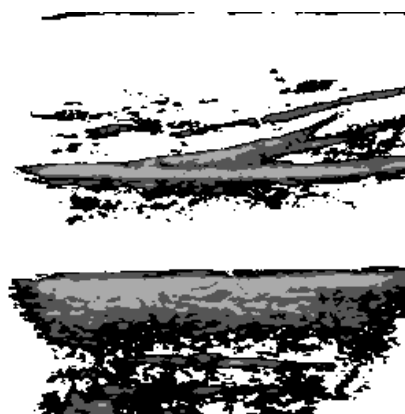
**IV.2.3 Informations sur l'image Ultra Sound**

Dans cette partie nous avons appliqué les différentes méthodes de segmentation basée sur les régions. Dans les figures et les tableaux ci-dessous nous avons appliquée quatre différentes méthodesde segmentations et trois critère d'évaluation pour l'image Ultra Sound.

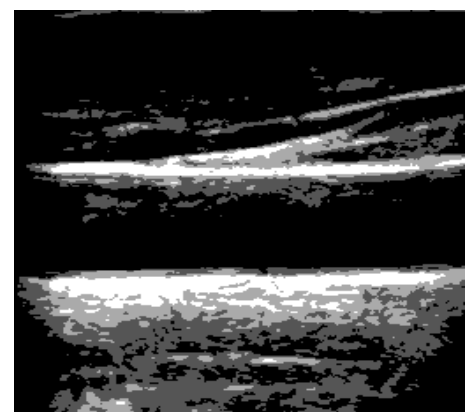
L'image (figure IV.3), présente une image médicaleUltra Sound,la taille de cette image 256×256 pixel, est codée sur 8 bits. Nous avons trouvé par le site :<http://www.splab.cz/en/download/databaze/ultrasound> dans le bibliothèque d'Internet.



(a)



(b)



(c)

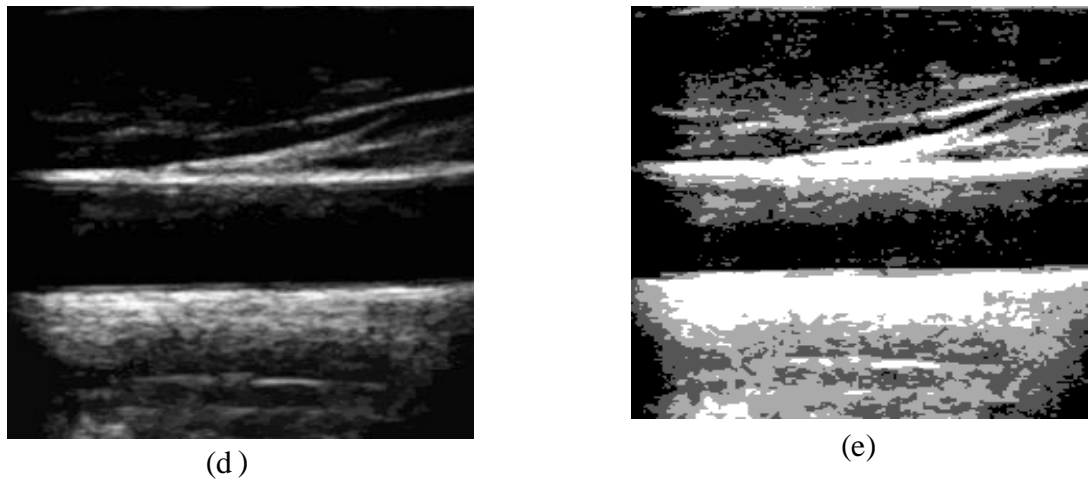


Figure IV.3 : résultats de segmentation d'image Ultra Sound, a)image original,b) Méthode C-Moyennes floues(FCM),c) Méthode k-means,d) MéthodeMean shifte,e)Méthode Expectation Maximisation (EM).

Les méthode et critères	FCM	K-means	Mean shift	EM
IntraInter_LN	0.5839	0.5845	0.5825	0.5561
Intra_LN	0.0868	0.0852	0.0580	0.1282
CritAtt	0.0502	0.0119	0.0418	0.0014

Table IV.3 Résultats d'évaluation des segmentations présentées dans la figure IV.3 pour une image Ultra Sound

### IV.3 Discussion des résultats

Nous avons appliqué quatre méthodes de segmentation d'images par région (FCM, K-Means, MeanShift ,EM(Expectation Maximisation)) sont présentées dans le chapitre précédent pour segmenter trois sous bases des images ( Image IRM , image de rayon X , l'image Ultra Sound.) et les valeurs des critères (IntraInter\_LN,Intra\_LN,CritAtt) et on fait un tableau pour chaque résultat ,ce tableau présente les valeurs de quelques critères d'évaluation sans vérité terrain .

A partir des tableaux et figures précédents, nous avons remarqué que :les résultats démontrés que la méthode de segmentation K-Means est la meilleur par rapport aux autres techniques de segmentation des images par résonance magnétique (IRM).

La deuxième image rayon xles résultats démontrés que la méthode de segmentation (EM) est le meilleur. la dernière image Ultra Sound les résultats démontrés que la méthode de segmentation K-Means est le meilleur.

**IV.4 Conclusion**

Le but de notre étude est de comparer un ensemble des méthodes de segmentation par région pour segmenter des images médicales, les critères non supervisés d'évaluation de la segmentation qui sont utilisés dans ce chapitre sont : IntraInter\_LN, Intra\_LN, CritAtt.

L'application de ces critères est démontrée dans les tableaux ci-dessus que les meilleures valeurs des critères sont variées. Lorsque une valeur proche de 1 traduit un très bon résultat de segmentation.

Les résultats obtenus montrent que la méthode K-Means est la meilleure dans les deux types d'images par résonance magnétique (IRM) et Ultra Sound. et la méthode (EM) est la meilleure dans l'image rayon X.

# **Conclusion générale**

### *Conclusion générale*

La segmentation des images médicales reste encore un domaine de recherche très vaste, On dit que le but de la segmentation d'une image est donc de faciliter l'extraction des éléments qui la composent, c'est pour cela que toutes les tâches ultérieures comme l'extraction de primitives, la détection d'une position d'un objet, ou la reconnaissance d'un objet dépendent fortement de la qualité de la segmentation. Vu son importance plusieurs approches de segmentation ont été proposées.

Nous avons tout d'abord présentés une étude comparative sur les différents types des images médicale. Après avoir étudié plusieurs approches de segmentation sont proposées dans la littérature, la segmentation par contour et la segmentation par région, nous avons dressé une étude bibliographique sur les méthodes de segmentation d'images. Ainsi, l'état de l'art a été étendu aux méthodes d'évaluation utilisées en segmentation d'images. Nous avons retenu un ensemble de métriques d'évaluation supervisées et non supervisées. Nous exposons les grandes techniques présentées dans la littérature. L'objectif de notre mémoire sert à :

- ✓ Une étude comparative sur les différents types des images médicale.
- ✓ Sert à étudier Les méthodes de segmentation par approche région :
  - a. Méthode de Fuzzy C-mans (FCM)
  - b. Méthode de k-means
  - c. Méthode Mean Shift
  - d. L'algorithme EM (Expectation Maximisation)
- ✓ Une étude sur les méthodes d'évaluation de segmentation.

Les résultats obtenus par les quatre méthodes que nous avons élaborées montrent que L'utilisation conjointe de ces trois critères de validation sur trois images médicale (image résonance magnétique(IRM), rayon x, Ultra Sound) Les différents résultats de segmentation, montrent que les deux méthodes k-Means et l'algorithme EM (Expectation Maximisation) sont meilleurs par rapport les autres techniques.

## ***LES REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES***

- [1] R. BENTATA, « segmentation d'images tomographiques par émission de positions ». Mémoire de magister, département d'informatique, 2011.
- [2] Jean-Pergrale-Echographie Médicale : principes et application—Philips Medical Systems Research Paris-2005.
- [3] S. OUDDANE, « Compression des images médicales 3D ». Mémoire de magister département d'informatique, USTO-MB, 2009.
- [4] Site [https://dematerialisation au service du vivant. wordpress.com/les-differentes-techniques-dimagerie-medicale/](https://dematerialisation.au.service.du.vivant.wordpress.com/les-differentes-techniques-dimagerie-medicale/)
- [5] Erwan BERNARD « Comparaison théorique et expérimentale de l'imagerie active et de l'IR2 après traitement en conditions dégradées ». 23 novembre 2015
- [6] Imagerie Satellitale: Documentations produite par Business Image Group et Spot Image CNES 1999.
- [7] Site <http://www.photonetc.com/fr/imagerie-hyperspectrale>
- [8] Abdelmadjid Bitam. Analyse et segmentation d'images multispectrales : Application aux images MSG. Thèse de doctorat. UMMTO, 2013.
- [9] Jean Pierre Cocquerez et Sylvie Philipp. Analyse d'images : filtrage et segmentation. Masson, 1997.
- [10] N. Voisine, "Approche adaptative de coopération hiérarchique de méthodes de segmentation" application aux images multicomposantes, phdthesis, université de rennes 1, 2002
- [11] : H. BELHAMRA, S. MELZI. La segmentation d'image par croissance de région. ESI. 2010.
- [12] : Chen-Chan, J.K. Aggarwal Chu. The integration of image segmentation maps using region and edge information. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, n° 12, pp. 1241-1252. 1993
- [13] : J.-C. Atine. Méthodes d'apprentissage flou : application à la segmentation d'images biologiques. PhDthesis, Institut national des sciences appliquées de Toulouse, 2005.
- [14] : J.-P. COCQUEREZ et S. PHILIPP, « Analyse d'images : filtrage et segmentation » , Paris, (février 2003).
- [15] Bezdek, J., 1981. Pattern recognition with fuzzy objective functions. Plenum Press, New York.

- [16] D'Hondt Frédéric, El Khayati Brahim, « Etude de méthodes de Clustering pour segmentation d'images en couleurs », Faculté Polytechnique de Mons, 5ème Electricité, Certificat Applicatifs Multimédia
- [17] Mlle Hadjer LAGUEL, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multiagents », Projet de Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état de l'université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, page 22-28 ,12 octobre 2010.
- [18] K. Fukunaga et L. Hostetler : The estimation of the gradient of a density function with application in pattern recognition. IEEE Transactions on Information Theory, IT-21 :32-40, 1975
- [19] I. Michaud, Application de l'algorithme EM au modèle des risques concurrents avec causes de panne masquées'', Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures de l'université Laval dans le cadre du programme de maîtrise en statistique pour l'obtention du grade de maître ès sciences, faculté des sciences et de génie, université Laval, Québec, Aout 2005
- [20] : BELLET, F. S. Une approche opportuniste et coopérative pour la vision de bas niveau. 1995.
- [21] Y. J. Zhang, "Evaluation And Comparison Of Different Segmentation Algorithms". Pattern Recognition Letters pp 741-747 (1998).
- [22] S U Lee, S Y Chung R H Park, "A Comparative Performance Study Of Several Global Thresholding Techniques For Segmentation", CVGIP 52 171-190 (1990)
- [23] R M Haralick "Performance Characterization In Computer Vision" CVGIP-IU 60, pp 245- 249 (1994).
- [24] X. Jiang, C. Marti, C. Irniger, and Bunke, H. (2006), "Distance measures for image Segmentation evaluation". EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006 [25] K. McGuinness. Image Segmentation, Evaluation, and Applications. PhDthesis, School of Electronic Engineering, 2009.
- [26] X. Jiang, C. Marti, C. Irniger et H. Bunke . . Distance measures for image segmentation evaluation. In EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006
- [27] Y. J. Zhang. A survey on évaluation méthodes for image segmentation. Pattern Recognition, vol. 29, pages 1335–1346, 1996.
- [28] C. E. Liedtke, T. Gahm, F. Kappei, and B. Aeikens. "Segmentation of microscopic cell scenes". *AQCH*, 9:197–211, 1987.

- [29] K. Cho and P. Meer. "Image segmentation from consensus information". *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, 68:72–89, 1997.
- [30] N. Voisine. "Approche adaptative de coopération hiérarchique de méthodes de segmentation: application aux images multicomposantes". PhDthesis, Université de RennesI, 2002.
- [31] M. LEVINE & A. NAZIF. « Dynamic measurement of computer generated image segmentations ». *IEEE Trans on PAMI*, 7(25), pages 155–164, 1985.
- [32] J. COCQUEREZ & S. PHILIPP. « Analyse d'images : filtrage et segmentation ». Paris : Masson, 1995.
- [33] J. LIU & Y. YANG. « Multiresolution color image segmentation ». *IEEE Trans on PAMI*, 16(7), pages 689–700, 1994.
- [34] M. BORSOTTI, P. CAMPADELLI & R. SCHETTINI. « Quantitative evaluation Of color image segmentation results ». *Pattern Recognition Letters*, vol. 19, pages 741–747, 1998
- [35] S. Chabrier, C. Rosenberger, H. Laurent, B. Emile, and P. March. Evaluating the segmentation result of a gray-level image. In 12th EUSIPCO, Vienne, Austria, september 2004.
- [36] A.B. Goumeidane, M. Khamadja, and N. Nacereddine, "Bayesian Pressure Snake for Weld Defect Detection" J. Blanc-Talon et al. (Eds.): *ACIVS 2009, LNCS 5807*, pp. 309–319, 2009. © Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009
- [37] L. Kitchen and A. Rosenfeld. "Scene analysis using region-based constraint filtering". *Pattern Recognition*, 17(2):189–203, 1984.
- [38] H. L. Tan, S. B. Gelfand, and Delp. "A cost minimization approach to edge detection using simulated annealing". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14:3–18, 1992.
- [39] Geman and Graffigne, editors. "Markov random field image models and their application to computer vision", august 1987.
- [40] R. Kara-Falah. "Segmentation d'images: coopération, fusion, évaluation" PhD thesis, Université de Savoie, juin 1995.
- [41] L. COHEN, L. VINET, P. SANDER & A. GAGALOWISCZ. « Hierarchical Regional based stereo matching ». Dans *Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 416–421, 1989.

- [42] D. MARTIN. « An empirical approach to grouping and segmentation ». Thèse de doctorat, University of California, Berkeley : USA, 2002.
- [43] WILSON D. L., BADDELEY A. J., OWENS R. A., A new metric for grey-scale image comparison, *Int. J. of Computer Vision*, 24, p. 5-17, 1997.
- [44] W.M. Rand. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 66, pages 846–850, 1971.
- [45] A. Ben-Hur, A. Elisseeff, A et I. Guyon. A stability based method for discovering structure in clustered data. *Pacific Symposium on Biocomputing*, vol. 7, pages 6–17, 2002.
- [46] E. Fowlkes et C. Mallows. A method for comparing two hierarchical clusterings. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 78, pages 553–569, 1983.
- [47] S. Van Dongen. Performance criteria for graph clustering and markov cluster experiments. Rapport technique, INS-R0012, Centrum voor Wiskunde en Informatica (CWI), Amsterdam, The Netherlands, 2000.
- [48] Q. Huang et B. Dom. Quantitative methods of evaluating image segmentation. In *International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 53–56, 1995.
- [49] W. Pratt, O. D. Faugeras, and A. Gagalowicz. Visual discrimination of stochastic Texture fields. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 8(11):796–804, 1978.
- [50] M Beauchemin K P B Thomson G Edwards, “On The Hausdorff Distance Used For Evaluation Of Segmentation Results”. *Canadian Journal Of Remote Sensing* March 1998
- [51] B. Belaroussi, C. Odet, and H. Benoit-Cattin, “Scalable discrepancy measures for Segmentation evaluation,” in *proceeding of ICIP 2002*
- [52] L. Yang, F. Albrechtsen, T. Lonnestad, and P. Grottum. “A supervised approach to the evaluation of image segmentation methods”. *Computer Analysis of Image and Pattern*, 970:759–765, 1995.
- [53] Y.J. Zhang and J.J. Gerbrands. “Objective and quantitative segmentation evaluation and comparison”. *Signal Processing*, 39:43–54, 1994.
- [54] K. Bowyer. “Edge detector evaluation using empirical roc curves”. *Computer Vision and Understanding*, 84:77–103, 2001.

## Résume :

La segmentation de l'image est une opération de traitement d'images, notamment dans les domaines médical. La segmentation d'images médicales préoccupe une place primordiale dans le diagnostic et la détection des différentes pathologies. Nous présentons dans cet mémoire une étude comparative des méthodes de segmentation par région où les résultats obtenus sont évalués par trois critères d'évaluation : IntraInter\_LN, Intra\_LN, CritAtt, nous avons utilisé base des images médicale

La diversité des méthodes de segmentation nous offre plusieurs manières pour segmenter l'image. Il faut toujours chercher la bonne méthode pour avoir de bons résultats.

**Mot clés :** Segmentation, traitement d'images, critères d'évaluation.

## Abstract

Segmentation of the image is an image processing operation, particularly in the medical field. The segmentation of medical images is of paramount importance in the diagnosis and detection of various pathologies. We present in this memory a comparative study of segmentation methods by region where the results obtained are evaluated by three evaluation criteria: IntraInter\_LN, Intra\_LN, CritAtt, we used medical images basis

The diversity of segmentation methods offers us several ways to segment the image. Always look for the right method to get good results.

**Keywords :** segmentation, image processing, criteria for evaluating.

**ملخص:** تجزئة الصورة هي عملية معالجة الصور ، لا سيما في المجال الطبي

تجزئة الصور الطبية له أهمية قصوى في تشخيص وكشف الأمراض المختلفة. نقدم في هذه الدراسة دراسة مقارنة لطرق التقسيم

حسب المنطقة حيث يتم تقييم النتائج التي تم الحصول عليها من خلال ثلاثة معايير تقييم استخدمناها بناء على الصور الطبية

إن تنوع أساليب التجزئة يمنحنا عدة طرق لتجزئة الصورة لهذا يجب البحث عن انسب طريقة للحصول على نتائج جيدة.

**المفاتيح** التجزئة معالجة الصور مقاييس التقسيم.