



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mohamed Khider – BISKRA

Faculté des Sciences Exactes, des Sciences de la Nature et de la Vie

Département d'informatique

N° d'ordre : IVA12/M2/2021

Mémoire

Présenté pour obtenir le diplôme de master académique en

Informatique

Parcours : Image et Vie Artificielle (IVA)

Segmentation de l'image échographique pour la détection d'état normal ou anormal du côlon.

Par :

BEN BRAIKA Imen

Soutenu le .././.... devant le jury composé de :

	grade	Président
BELOUNNAR Saliha	grade	Rapporteur
	grade	Examineur

Année universitaire 2020-2021

Remerciement

Avant tout, nous remercions ALLAH, le Tout-Puissant qui m'a donné l'envie et la force pour mener a termine ce travail .

*Je tiens a exprimer me reconnaissance, mon haute considération et mon profond respect a mon encadreur **Mme BELOUNNAR Saliha** qui m'a guidé et encouragé au cours de ce travail, également pour sa gentillesse, sa disponibilité et sa patience.*

*Mon remerciement s'adressent a **Mme BEN ABDALLAH Fatima Zahra.***

Tout d'abord, mon respectueux remerciement a tous les membres de jury qui m'ont fait l'honneur de participer a l'évaluation de mon travail.

Et mon remerciement d'adressent aussi a tous les personnes qui ont participé de prés ou de loin a la réalisation de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce Modest

À :

Mes chers parents mon père Monji et ma mère MEKIHHEL Nacira

Pour leur patience ; leur amour ; soutien et leurs encouragements.

*Mes frères : Faride, Yacine, Taha, Khaled, M^{ed} Ridha, Abd elhafid,
M^{ed} Aymen, Youssef.*

Mes sœurs : Aida, Zohra, Houda, Ghozleine.

Mes belle sœurs, et mes beaux frères et mes nièces, mes neveux

*Mes amies :B Mabrouka, G Sana, K Nour, W Baya, O Meriem,
A Amina.*

Résumé

Les méthodes de segmentation d'image jouent un rôle très important dans plusieurs domaines parmi ces domaines la médecine, dans notre travail, nous nous intéressons au l'image d'échographie de colon. Nous sommes présentes les différent méthodes de segmentation d'image d'échographie ainsi que la détection de la maladie à partir ces méthodes et leur métriques d'évaluation.

Mots clés : la segmentation d'image , échographie , colon , maladie inflammatoire de l'intestin, méthode de segmentation , Evaluation de qualité de segmentation, Méthodes de seuillage.

Abstract

Image segmentation methods play a very important role a lot of domains among these domain of medicine, in our work we are interested in the ultrasound image of colon. We present the different methods of ultrasound image segmentation as well as the detection of the disease from these methods and their evaluation metrics.

Keywords: image segmentation, ultrasound, colon, inflammatory bowel disease, segmentation method, Segmentation quality assessment, Thresholding methods.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin.....	3
1. Introduction.....	4
2. Maladies inflammatoires des intestins.....	4
2.1. Causes de la maladie inflammatoire de l'intestin.....	5
2.2. Symptômes de la maladie inflammatoire de l'intestin.....	5
2.3. Dépistage de la maladie inflammatoire de l'intestin.....	5
2.4. Traitement de la maladie inflammatoire de l'intestin.....	5
3. Maladie de Crohn	6
3.1. Définition, épidémiologie et physiopathologie.....	6
3.2. Diagnostic.....	7
3.3. Notions d'évolution et de traitement.....	9
4. Maladie RCH.....	10
4.1. Définition et épidémiologie.....	10
4.2. Diagnostic.....	11
5. Distinction entre maladie de Crohn colique et rectocolite hémorragique.....	14
6. Colites microscopiques.....	16
7. Conclusion.....	17
Chapitre 2 : La segmentation d'image.....	18
1. Introduction.....	19
2. Définition de la segmentation d'image.....	20
3. Domaines d'utilisation de la segmentation d'image.....	20
4. Techniques de segmentation.....	21
4.1. Segmentation par approche contour.....	22
4.1.1. Approches classiques.....	22
4.1.2. Approches analytiques.....	23
4.1.3. Contours actifs, approche frontière.....	24
4.2. Segmentation par approche région.....	27
4.2.1. Segmentation par seuillage.....	28
4.2.1.1. Méthode d'Otsu.....	30
4.2.1.2. Méthodes de Kittler et Illingworth.....	31
4.2.1.3. Méthodes de Kapur.....	32
4.2.2. Les méthodes structurales.....	33

Table des matières

4.2.3. Les contours actifs basés régions.....	34
5. Les bases d'une bonne segmentation.....	34
5.1. Les caractéristiques de l'image échographique.....	35
5.1.1. La distribution du niveau de gris.....	35
5.1.2. L'intensité.....	35
5.1.3. La phase.....	35
5.1.4. La mesure de texture.....	36
5.2. La morphologie.....	36
5.3. Le temps.....	36
6. Métriques d'analyse de performances d'algorithmes.....	36
6.1. Répartition des données.....	37
6.2. L'exactitude.....	38
6.3. La sensibilité.....	38
6.4. Le taux de faux positifs (FPR).....	38
6.5. Indice Jaccard.....	38
6.6. L'indice de distance Jaccard.....	39
6.7. L'indice Dice Coefficient.....	39
6.8. Scores de classification d'algorithmes.....	39
7. Conclusion.....	39
Chapitre 3 : Conception.....	40
1. Introduction.....	41
2. Image d'échographique.....	41
3. Les boites fonctionnelles.....	42
3.1. Algorithme d'otsu.....	42
3.2. Algorithme de kapur.....	42
3.3. Algorithme de kittler.....	43
4. Conclusion.....	43
Chapitre 4 : Implémentation et résultats.....	44
1. Introduction.....	45
2. Présentation du PC.....	45
3. Langage de programmation.....	46
4. L'application et les résultats.....	46
5. Interprétation des résultats.....	50

Table des matières

6. Conclusion.....	51
Conclusion générale.....	53
Bibliographie.....	55
Annexe (code source)	58

Liste des figures

Figure 1.1: maladies inflammatoires chroniques de l'intestin (MICI).....	4
Figure 1.2: les zones touchées par la maladie de crohn.....	6
Figure 1.3: Ulcération en carte de géographie (flèche) au cours d'une maladie de Crohn	8
Figure 1.4: la zone touchée par la colite ulcéreuse (RCH).....	10
Figure 1.5: Aspect endoscopique diffusément inflam- matoire de la muqueuse colique au cours de larec- tocolite hémorragique.....	12
Figure 1.6: Aspect endoscopique diffusément inflam- matoire de la muqueuse colique au cours de larec- tocolite hémorragique. Anomalies histologiques au cours de la rectocolite hémorragique. Importantes déformations glandulaire (flèches noires) et infiltrat cellulaire du chorion (flèche bleue)	12
Figure 2.1: Traitement d'image.....	19
Figure 2.2: Approches de la segmentation d'images.....	21
Figure 3.1: présentation de notre système.	42
Figure 4.1: micro portable (PC) hp.....	46
Figure 4.2: MATLAB R2013a.....	47
Figure 4.3: l'interface de notre système	47
Figure 4.4: l'image et histogramme d'échographie.....	48
Figure 4.5: méthode d'otsu.....	49
Figure 4.6: méthode de kapur.....	49
Figure 4.7: méthode de kittler.....	49
Figure 4.8: résultat globale d'un echo de personne n'est pas malade.....	50
Figure 4.9: résultat globale d'un echo de personne malade.....	50

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Principales caractéristiques différentielles des lésions intestinales de maladie de Crohn et de rectocolite hémorragique.....	15
Tableau 4.1 : comparaison entre deux personnes avec les différentes méthodes.....	51

Introduction générale

Introduction générale

Dans le domaine du traitement d'images, la segmentation continue encore de susciter un grand engouement chez les chercheurs dans le domaine de la vision artificielle. En effet, de la précision de cette opération dépendent toutes les étapes suivantes liées à d'autres traitements à des mesures et des interprétations. Son objectif consiste à partitionner l'image en sous-ensembles ou régions homogènes de sorte que l'intersection entre ces sous-ensembles soit vide et leur union constitue l'image initiale. Pour ce faire, diverses méthodes ont été proposées dans la littérature. Cette diversité est en rapport avec le type d'images à traiter, sa complexité en termes de forme, de texture et de l'espace de représentation ainsi que de la nature du bruit qu'elle renferme. A ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en deux grandes catégories: l'approche contour qui consiste à délimiter les différentes régions par leurs frontières et l'approche région qui permet de caractériser les régions d'une image présentant une structure homogène [4].

L'imagerie par ultrasons est un outil de diagnostic médical non invasif, non ionisant et moins coûteux qui produit des images d'organes ou de tissus internes. Il utilise le concept d'échos où le transducteur transmet l'onde sonore haute fréquence et la reçoit en retour sous forme de signal. L'imagerie par ultrasons est devenue un moyen prometteur d'acquérir un état normal ou anormal de la plupart des organes humains car elle offre plusieurs avantages par rapport aux autres modalités d'imagerie. Cette étude a utilisé l'échographie comme technique d'imagerie alternative pour acquérir une image du côlon. L'état normal ou anormal du côlon peut être évalué à partir des méthodes de segmentation [10].

L'échographie est un outil qui s'impose de plus en plus dans le domaine des Gestes Médico-chirurgicaux Assistés par Ordinateur (GMCAO). Les médecins et les chirurgiens disposent en conséquence d'un excellent outil de travail qui les aide à planifier et surtout à réaliser des interventions chirurgicales. Pour cela, ils ont besoin également de logiciels automatiques et faciles à utiliser fondés sur d'algorithmes robustes, précis et rapides. L'objectif majeur de cette thèse est d'exploiter les méthodes de segmentation pour extraire de l'information pertinente des images échographiques. Cette information permettra ensuite la segmentation automatique et précise des

structures anatomiques contenues dans les images échographique. Les résultats de la segmentation seront utilisés ultérieurement pour prêter assistance à un outil guidé par ordinateur [11].

La question qui se pose est ce que on peut prendre une décision à partir les méthodes de segmentation d'image d'échographie ? Est ce que on peut dire que une personne malade ou non a partir ces méthodes ?

Nous avons scindé notre travail en quatre chapitres : Le premier chapitre contient quelle que définitions sur les maladies inflammatoires d'intestin, leurs causes, leurs symptômes, diagnostic et les traitements de ces maladies.

Le deuxième chapitre est consacré à la définition de segmentations d'image puis on a présenté les techniques de segmentation et les métriques d'évaluations

Le troisième chapitre, est basé à la présentation de notre système et les algorithmes des méthodes de segmentation d'image.

Le dernier chapitre est réservé à l'implémentation du système et les expérimentations et les résultats.

**Chapitre 1 : Maladies
inflammatoires
chroniques de l'intestin**

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

1. Introduction

Les maladies inflammatoires chroniques de l'intestin (ou MICI) regroupent la maladie de Crohn (MC) et la rectocolite hémorragique (RCH). Toutes deux se caractérisent par une inflammation de la paroi d'une partie du tube digestif, due à une dérégulation du système immunitaire intestinal. Cette inflammation incontrôlée est responsable de lésions tissulaires et de la chronicité de la maladie. Son origine semble résulter de la combinaison complexe de facteurs environnementaux, associés à une susceptibilité génétique du patient et à la réactivité particulière de son système immunitaire [1].

2. Maladies inflammatoires des intestins

La maladie inflammatoire de l'intestin est une maladie chronique qui cause de l'inflammation dans le petit intestin ou le gros intestin [2]. Les MICI évoluent par poussées inflammatoires, de durée et de fréquence extrêmement variables selon les patients, qui alternent avec des phases de rémission. Elles se distinguent par la localisation et la nature de l'inflammation dans le tube digestif, les complications, les facteurs de risque, les symptômes, ou encore les réponses aux traitements [1].

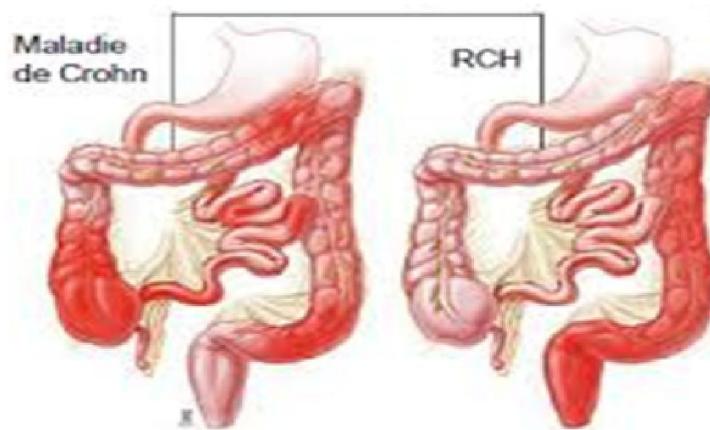


Figure 1.1 : maladies inflammatoires chroniques de l'intestin (MICI).

Les deux maladies peuvent avoir des effets sur d'autres parties du corps, comme [2] :

- la peau
- le foie
- les articulations
- les os

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

2.1. Causes de la maladie inflammatoire de l'intestin

On ne connaît pas encore les causes de la maladie inflammatoire de l'intestin. Les chercheurs croient que les facteurs génétiques et environnementaux interagissent pour modifier le microbiome (la population de bactéries présentes dans le corps), ce qui augmente le risque de développer la maladie. Des recherches plus poussées aideront à découvrir les causes de cette maladie [2].

2.2. Symptômes de la maladie inflammatoire de l'intestin

La maladie inflammatoire de l'intestin affecte le système digestif. Le principal symptôme de la colite ulcéreuse est la diarrhée accompagnée de sang et de mucus, avec ou sans douleur abdominale [2].

2.3. Dépistage de la maladie inflammatoire de l'intestin

Un médecin peut effectuer différents types de tests pour déterminer si vous souffrez d'une maladie inflammatoire de l'intestin. Ces tests comprennent [2] :

- les prélèvements sanguins
- les techniques d'imagerie comme l'IRM ou l'échographie pour prendre des photographies du petit intestin
- l'endoscopie supérieure et la colonoscopie (examen du système gastro-intestinal par caméra miniature) avec biopsie (prélèvement d'un échantillon de tissu)

2.4. Traitement de la maladie inflammatoire de l'intestin

Il n'existe actuellement aucun traitement permettant de guérir la maladie, mais certains médicaments peuvent aider à :

- soigner les intestins
- soulager les symptômes
- maîtriser l'inflammation

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

Si l'inflammation ne peut être maîtrisée à l'aide de médicaments, une intervention chirurgicale peut s'avérer nécessaire. Un diagnostic et un traitement précoces peuvent réduire le risque de devoir recourir à une intervention chirurgicale ou que des complications surviennent [2].

3. Maladie de Crohn :

Dans la maladie de Crohn, l'inflammation peut toucher tous les segments du tube digestif (de la bouche à l'anus), mais se localise le plus souvent au niveau de l'intestin et touche fréquemment l'iléon terminal, avec ou sans atteinte colique [1].

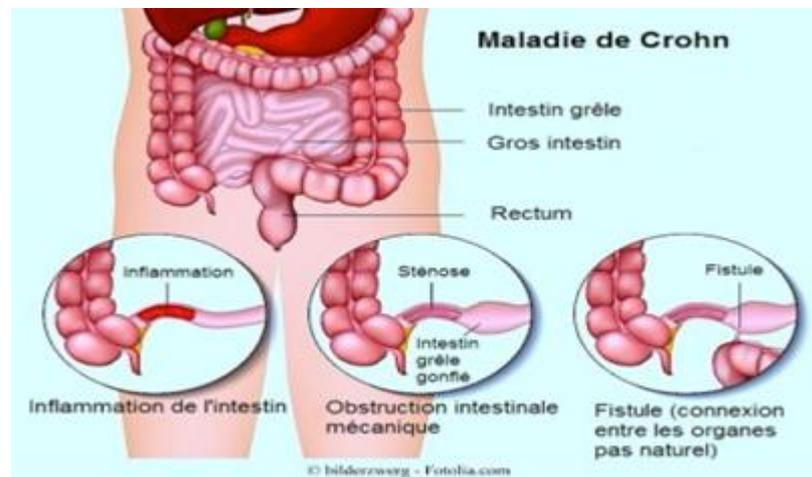


Figure 1.2 : les zones touchées par la maladie de Crohn.

3.1. Définition, épidémiologie et physiopathologie

La maladie de Crohn est une affection inflammatoire chronique de cause inconnue qui peut atteindre tous les segments du tube digestif, mais le plus souvent l'iléon et le colon (atteinte iléo-caecale), et a un moindre degré la région de l'anus .

La maladie peut survenir à tout âge, mais le pic de fréquence est observé chez les adultes jeunes entre 20 et 30 ans. Le fait de fumer et/ou d'être porteur de mutations de gènes de susceptibilité de la maladie (essentiellement Nucléotide-binding oligomerization domain containing 2 sur le chromosome 16) accroît faiblement le risque de développer la maladie. La maladie n'a pas de cause unique identifiée et semble multifactorielle (susceptibilité génétique, flore intestinale particulière, dysfonctionnement du système immunitaire)[3].

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

3.2. Diagnostic

Le diagnostic de maladie de Crohn doit être évoqué dans des situations cliniques variées dont l'expression dépend de la localisation et de l'étendue de la maladie :

- toute diarrhée prolongée ;
- certaines lésions poéctologiques : fissures multiples et/ou de siège atypique (antérieures, latérales), abcès récidivant, fistules complexes et/ou récidivantes ;
- toutes douleurs abdominales inexplicables, en particulier lorsqu'elles sont localisées (fosse iliaque droite notamment réalisant parfois un tableau proche de l'appendicite) ;
- associées à l'un ou plusieurs des éléments suivants :
 - syndrome biologique inflammatoire, et anémie,
 - signes biologiques de malabsorption, et altération de l'état général,
 - signes extra-digestifs (érythème noueux, douleurs articulaires, manifestations ophtalmologiques),
 - retard de croissance, et petite taille sans contexte familial.

La confirmation diagnostique de maladie de Crohn doit passer par la réalisation d'une endoscopie oeso-gastro-duodénale et d'une coloscopie (avec si possible ileoscopie rétrograde) avec biopsies étagées, même en territoire apparemment sain. Les granulomes ou les signes histologiques d'inflammation chronique peuvent être présents dans une muqueuse en apparence saine.

Les lésions endoscopiques les plus évocatrices de maladie de Crohn, habituellement séparées par des intervalles de muqueuse saine en apparence, sont les ulcérations aphthoïdes (comme des aphtes de la bouche), les ulcérations en carte de géographie (**fig.3**) et en rails. Ces lésions ne sont pas spécifiques, car elles peuvent se voir au cours de certaines colites bactériennes.

Les ulcérations profondes peuvent se voir au cours des colites infectieuses, de la maladie de Crohn et de la rectocolite hémorragique.

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

Un examen proctologique, a la recherche de lésions caractéristiques de maladie de Crohn (fissures latérales, ulcérations endo-anales, pseudo-marisques ulcérées, abcès et/ou fistules complexes) doit être fait : il est parfois utile au diagnostic de départ et il est toujours nécessaire à l'état des lieux lésionnel initial [3].



Figure 1.3 :Ulcération en carte de géographie (flèche) au cours d'une maladie de Crohn.

Les lésions de maladie de Crohn sont habituellement segmentaires, asymétriques, et les localisations séparées par des zones saines. À l'examen microscopique des biopsies ou d'une pièce opératoire, on peut mettre en évidence des pertes de substance muqueuse, des distorsions glandulaires, une infiltration lympho-plasmocytaire du chorion muqueux, voire transmurale (c'est-à-dire intéressant toute la paroi intestinale), souvent sous forme de nodules lymphoïdes.

En résumé, l'association du contexte clinique et biologique et de certains aspects radiologiques caractéristiques de l'intestin grêle apporte parfois une quasi-certitude diagnostique de maladie de Crohn. Le plus souvent, les éléments histologiques (biopsies réalisées pendant une endoscopie oeso-gastro-duodenale ou une ile coloscopie, éventuelles pièces opératoires) apportent la confirmation définitive du diagnostic. Les arguments les plus forts du diagnostic positif de maladie de Crohn sont le caractère discontinu et multi segmentaire des lésions, les fissures transmursales histologiques et le granulome epithelioïde et géantocellulaire quand il est présent [3].

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

3.3. Notions d'évolution et de traitement :

L'évolution de la maladie de Crohn se fait le plus souvent par poussées séparées de périodes de rémission plus ou moins longues, parfois sur un mode presque continu avec exacerbations ; la guérison spontanée est considérée comme exceptionnelle.

Les complications les plus fréquentes sont :

- les occlusions ; et les sténoses ;
- les fistules ; et les abcès et perforations ;
- plus rarement les hémorragies ;
- en cas de maladie de Crohn colique, la colite aigue grave avec parfois colectasie ;
- a long terme, le risque de cancer colique, en cas d'atteinte étendue et ancienne du colon, est plus élève que dans la population générale. De même, en cas d'atteinte ancienne de l'intestin grêle, le risque d'adénocarcinome de l'intestin grêle est accru par rapport a celui, spontanément bas, de la population générale ;
- chez l'enfant, le retard staturo-pondéral est fréquent.

Le traitement médical comporte :

- le traitement des poussées, selon une stratégie de riposte graduée en fonction de la sévérité des poussées (dérives 5-amino-salicyles, corticoïdes, traitements nutritionnels, exceptionnellement anti-TNF (influximab)) ;
- le traitement d'entretien est destiné a mettre le patient en rémission, en le sevrant si besoin en corticoïdes, et a prévenir les rechutes. On a recours aux immunosuppresseurs, essentiellement les analogues des purines (azathioprine ou 6-mercaptopurine) et, en cas d'échec, parfois le methotrexate. En cas d'échec des immunosuppresseurs, le recours a l'administration régulière d'anticorps anti-TNF-alpha, est justifié.

Les interventions chirurgicales sont indiquées en cas de complication mécanique de la maladie (perforation, sténose ou fistule symptomatique, rarement hémorragie grave), et, de moins en moins souvent, du fait de l'absence de contrôle des symptômes de la

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

maladie par les traitements médicaux. Il s'agit d'indications de nécessité et non de principe. En effet, l'exérèse des segments atteints ne met pas à l'abri des récurrences. C'est pour cette raison que le traitement chirurgical d'exérèse de la maladie de Crohn doit se limiter à l'ablation des segments d'intestin malades.

Chez tous les patients, il faut obtenir l'arrêt du tabac qui aggrave l'évolution de la maladie[3].

4. Maladie RCH

Dans la rectocolite hémorragique, l'inflammation affecte toujours la partie basse du rectum et remonte plus ou moins dans le côlon. L'intestin n'est jamais touché [1].

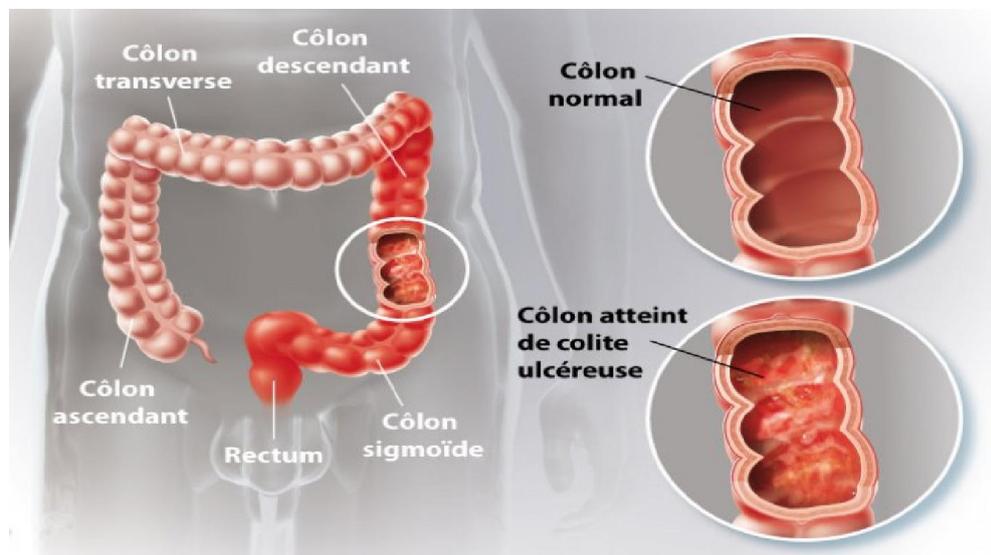


Figure 1.4: la zone touchée par la colite ulcéreuse (RCH)

4.1. Définition et épidémiologie

La rectocolite hémorragique est une maladie inflammatoire chronique du colon, atteignant constamment le rectum et s'étendant de manière continue plus ou moins haut vers le caecum, respectant le grêle. La rectocolite hémorragique touche plutôt les non-fumeurs et le tabagisme, qu'il faut quand même décourager, joue un rôle favorable sur l'intensité des symptômes [3].

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

4.2. Diagnostic

Le diagnostic de rectocolite hémorragique doit être évoqué devant toute diarrhée prolongée, surtout hémorragique et devant tout syndrome dysentérique, même à minima (évacuations à fécales glaireuses et/ou hémorragiques accompagnant des selles par ailleurs normales). En outre, une rectocolite hémorragique pauci ou asymptomatique doit être cherchée après un diagnostic de cholangite sclérosante en apparence primitive (du fait de l'association fréquente entre les deux maladies) ou dans le cadre du bilan d'une modification récente du transit intestinal associée à une altération de l'état général et/ou une carence martiale et/ou un syndrome inflammatoire inexpliqués.

La confirmation diagnostique repose sur un faisceau d'arguments, incluant l'aspect endoscopique de la muqueuse et les caractéristiques histologiques du tissu malade (habituellement à partir des biopsies, rarement d'emblée à partir de la pièce opératoire en cas de colite grave inaugurale). L'aspect endoscopique caractéristique de la rectocolite hémorragique est une atteinte continue, commençant des la jonction ano-rectale, s'étendant plus ou moins loin vers l'amont et s'interrompant de façon assez brusque. L'existence d'un deuxième foyer inflammatoire cacal periappendiculaire est classique. Le rectum peut être relativement moins atteint que les segments d'amont, spontanément ou du fait de l'utilisation récente de lavements [3].

La muqueuse est rouge, granitée, fragile, saignant au contact (**fig.5**). Dans les formes les plus sévères apparaissent des ulcérations de taille et de forme variées, parfois sévères (ulcères profonds mettant à nu la musculature, ulcères en puits). En histologie, les lésions les plus évocatrices de RCH sont les bifurcations et distorsions glandulaires, l'infiltrat surtout lympho-plasmocytaire du chorion éloignant la musculature muqueuse du fond des cryptes (**fig.6**).

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

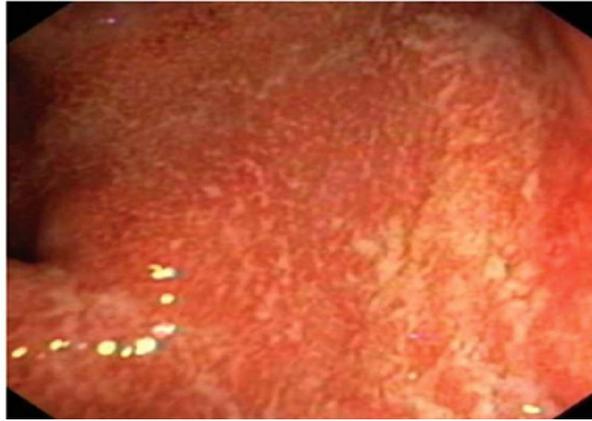


Figure 1.5 : Aspect endoscopique diffusément inflammatoire de la muqueuse colique au cours de la rectocolite hémorragique.

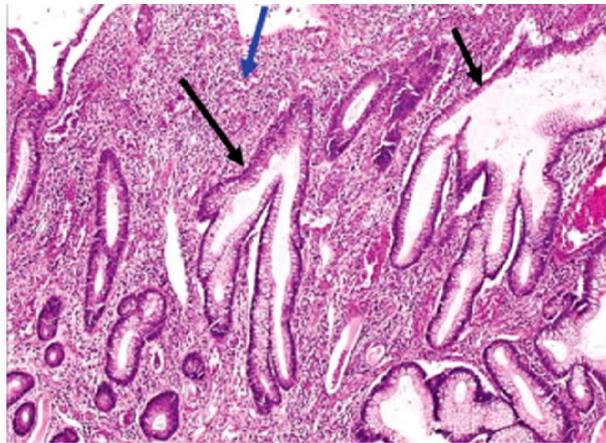


Figure 1.6 : Aspect endoscopique diffusément inflammatoire de la muqueuse colique au cours de la rectocolite hémorragique. Anomalies histologiques au cours de la rectocolite hémorragique. Importantes déformations glandulaire (flèches noires) et infiltrat cellulaire du chorion (flèche bleue) .

4.3. Notions d'évolution et de traitement

L'évolution de la maladie de la rectocolite hémorragique se fait le plus souvent par poussées séparées de périodes de rémission plus ou moins longues, parfois sur un mode presque continu avec exacerbations ; la guérison spontanée est considérée comme exceptionnelle. La complication la plus fréquente est la colite aiguë grave, avec ses risques propres (hémorragie, perforation, colectasie), qui concerne environ 15 % des patients, et dont le traitement médico-chirurgical est très codifié pour réduire au maximum le risque de décès. Il existe un risque accru de cancer colique, en cas d'atteinte étendue et ancienne du colon et d'emblée en cas de cholangite sclérosante associée. Ce risque justifie chez les patients à risque une détection endoscopique

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

régulière des lésions néoplasiques et une chemoprevention (nouveau) par dérivés 5-amino-salicylés.

Le traitement médical comporte :

– le traitement des poussées, selon une stratégie de riposte graduée en fonction de la sévérité des poussées (dérivés 5-amino-salicylés par voie générale et/ou locale, corticoïdes, rarement ciclosporine et anti-TNF (inliximab)) ;

– le traitement d'entretien est destiné à mettre le patient en rémission, en le sevrant si besoin en corticoïdes, à prévenir les rechutes. On a recours en première intention aux dérivés 5-amino-salicylés qui sont efficaces chez une bonne partie des patients, et en cas d'échec aux analogues des purines (azathioprine ou 6-mercaptopurine) et, en cas d'échec, à l'administration régulière d'anticorps anti-TNF-alpha.

Le traitement chirurgical concerne environ 20 à 30 % des malades sur toute la durée de la maladie. Il est envisagé dans deux situations :

– échec du traitement médical d'une colite aiguë grave ou d'une forme plus chronique.

Dans ces cas, il sera discuté, en fonction du contexte :

- soit une colectomie subtotalaire avec anastomose iléo-rectale (dans ce cas le malade reste exposé à une récurrence de la maladie sur le rectum restant),

- soit une coloproctectomie avec confection d'un réservoir iléal et anastomose iléoanale qui obtient une guérison de la maladie par ablation de l'organe cible ;

– survenue de complications néoplasiques ; dans ce contexte, la coloproctectomie doit être préférée [3].

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

5. Distinction entre maladie de Crohn colique et rectocolite hémorragique

Dans 10 à 20 % des premières poussées de Maladie inflammatoire chronique de l'intestin colique pure (jusqu'à 50 % en cas de colite grave inaugurale), il n'est pas possible de trancher entre les diagnostics de maladie de Crohn et de rectocolite hémorragique : on parle alors de MICI inclassee. Pour progresser dans le diagnostic, on peut s'aider d'arguments épidémiologiques, sérologiques et morphologiques.

D'un point de vue épidémiologique, la rectocolite hémorragique est le plus souvent une maladie de l'adulte non-fumeur (ou ex-fumeur) non appendicectomisée.

D'un point de vue sérologique, les anticorps Perinuclear antineutrophilic cytoplasmic antibodies (perinuclear antineutrophilic cytoplasmic antibodies) sont plutôt positifs dans la rectocolite hémorragique et les anticorps anti-Saccharomyces cerevisiae (anti-Saccharomyces cerevisiae) plutôt positifs dans la maladie de Crohn. Malheureusement, la moitié des malades environ ayant une MICI inclassee ont un statut ANCA-/ASCA-.

D'un point de vue morphologique, la découverte de lésions en amont de la valvule de Bauhin aide à porter le diagnostic de maladie de Crohn (**tableau 1**).

Il peut s'agir de la découverte de lésions inflammatoires endoscopiques et/ou radiologiques oeso-gastroduodénales et/ou de l'intestin grêle (notamment par vidéocapsule), de granulomes en muqueuse saine ou malade, enfin de lésions histologiques d'un type particulier de gastrite focale.

L'étiquetage précis du type de MICI n'a pas d'implication majeure pour la stratégie thérapeutique médicale, qui est globalement commune aux 2 types de MICI [3].

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

	Maladie de Crohn	RCH
Présence de lésions inflammatoires de l'œsophage à l'iléon terminal.	Des lésions inflammatoires nettes (surtout ulcérées et/ou comportant des granulomes), sont spécifiques de maladie de Crohn (sauf iléite terminale modérée sur quelques cm).	Iléite terminale modérée sur quelques cm, dite iléite de reflux, seule possible.
Lésions ano-périnéales	Ulcérations canalaire anales, Pseudomarisques ulcérées, fissures multiples, abcès/fistules complexes, quasi-spécifiques de maladie de Crohn.	Fissures postérieures et abcès/fistules simples seules admises.
Topographie et distribution des lésions coliques.	Lésions typiquement : -segmentaires et multifocales . -discontinues, c'est-à-dire ménageant des plages muqueuses macroscopiques ou microscopiques saines.	Lésions typiquement homogènes et continues depuis le haut du canal anal jusqu'à la limite d'amont des lésions, souvent abrupte. Possible foyer lésionnel péri-appendiculaire en cas de RCH gauche.
Type des lésions macroscopiques.	Ulcérations aphtoides plutôt observées au cours de la maladie de Crohn. Rails longitudinaux évocateurs de maladie de Crohn.	Aspect inflammatoire continu de la muqueuse, parsemé d'ulcérations de profondeur variée en cas d'atteinte plus sévère.
Type des lésions microscopiques.	Mucosécrétion en général conservée, au moins en certains endroits des territoires lésés. Fissure en zigzag évocatrices de maladie de Crohn. Granulomes épithélioïdes complets ² (sauf granulomes à corps étrangers) spécifiques de maladie de Crohn.	Forte déplétion en mucus. Diminution de la densité des cryptes. Surface muqueuse villositaire.

Tableau 1.1 : Principales caractéristiques différentielles des lésions intestinales de maladie de Crohn et de rectocolite hémorragique.

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

6. Colites microscopiques

Les colites microscopiques se définissent par l'association d'une diarrhée chronique, d'un aspect endoscopique normal de la muqueuse à la coloscopie et d'une inflammation chronique de la muqueuse colique en histologie. Elles constituent un type de maladie inflammatoire chronique intestinale distinct de la rectocolite hémorragique et de la maladie de Crohn colique.

Il existe 2 types histologiques principaux de colites microscopiques : les colites lymphocytaires et les colites collagènes.

Les anomalies histologiques suivantes sont communes aux 2 types de colites microscopiques :

- perte d'intégrité de l'épithélium de surface ;
- augmentation du nombre des lymphocytes intra-épithéliaux ($\geq 20\%$) ;
- infiltrat inflammatoire de la lamina propria avec prédominance de cellules mononucléées ;
- l'augmentation d'épaisseur de la bande collagène sous-épithéliale ($> 10\ \mu\text{m}$) est propre à la colite collagène.

L'incidence des 2 types de colites microscopiques est du même ordre que celles de la rectocolite hémorragique et de la maladie de Crohn. Les colites microscopiques sont en apparence idiopathiques. Néanmoins, plusieurs médicaments peuvent être responsables d'une colite microscopique réversible à l'arrêt du traitement (lansoprazole, ticlopidine, etc.). La responsabilité de tous les traitements pris au long cours par les malades chez qui l'on porte le diagnostic de colite microscopique doit être envisagée.

Par ailleurs, il paraît vraisemblable qu'une colite microscopique puisse être déclenchée par une infection bactérienne.

Presque une fois sur 2, les colites microscopiques débutent de façon aiguë, comme une gastro-entérite. Les colites microscopiques atteignent volontiers les femmes après 50 ans et sont une fois sur deux associées à des maladies auto-immunes (telles que la maladie coeliaque) ou inflammatoires (telles que la polyarthrite rhumatoïde).

Chapitre 1 : Maladies inflammatoires chroniques de l'intestin

Les colites microscopiques sont responsables d'une diarrhée chronique souvent d'intensité fluctuante, faite de selles liquides, réparties dans la journée, impérieuses (fréquents accidents d'incontinence) et peu sensibles aux ralentisseurs du transit. L'état général est conservé mais une perte de poids est possible. Un déficit hydro-sodé et une hypokaliémie sont possibles [3].

L'activité anatomo-clinique des colites microscopiques tend à s'atténuer spontanément avec le temps. La plupart des colites lymphocytaires et une bonne partie des colites collagènes s'éteignent ainsi avant le troisième anniversaire de la maladie. Pendant la phase de diarrhée chronique, lorsque les traitements symptomatiques seuls sont insuffisants (ralentisseurs du transit, racecadotril, colestyramine), les corticoïdes systémiques, en particulier le budesonide, sont habituellement efficaces. Dans les rares cas sévères et réfractaires de colite microscopique, un recours au sous-salicylate de bismuth, à l'azathioprine, voire à la chirurgie (proctocolectomie) est discuté [3].

7. conclusion

Les maladies inflammatoires sont expliquées légèrement dans ce chapitre. Toutes ces observations ouvrent la voie à de nouvelles perspectives de recherche, la mise en place de nouveaux outils diagnostics et de nouveaux espoirs thérapeutiques et préventifs.

Chapitre 2 : La segmentation d'image

Chapitre 2 : La segmentation d'image

1. Introduction

Le traitement d'image est un processus comprenant plusieurs étapes telles que l'acquisition de l'image, le prétraitement, la segmentation et l'extraction des informations [7].

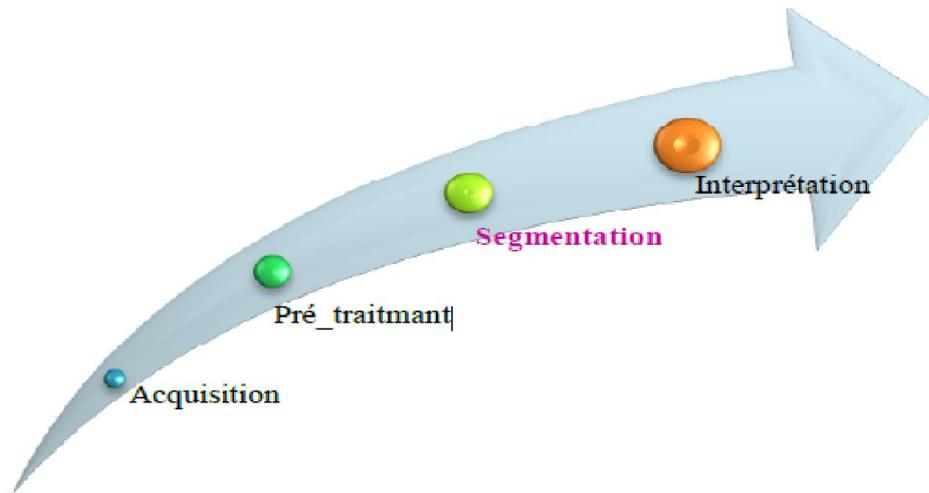


Figure 2.1 : Traitement d'image.

La segmentation est l'étape fondamentale car elle conditionne le bon déroulement des étapes ultérieures. Elle a pour objectif d'extraire les objets contenus dans l'image[7].

La segmentation d'image est avant tout un processus naturel, effectué en continu par notre cerveau sur l'ensemble de nos perceptions visuelles. En ce moment même, vous êtes en mesure de lire ce manuscrit de thèse parce que votre cerveau reçoit l'information visuelle présente sur cette page, l'analyse puis l'interprète. Avant de pouvoir comprendre ce texte, votre cerveau a isolé chaque mot de la page puis lui a donné un sens. De même, si vous regardez autour de vous (mais n'hésitez pas à reprendre la lecture ensuite), vous pourrez nommer chaque élément que vous voyez, parce que vous êtes en mesure de le dissocier de la scène globale et des autres éléments.

Chapitre 2 : La segmentation d'image

2. Définition de la segmentation d'image

La segmentation est définie comme étant un processus de partitionnement de l'image en régions homogènes ou chacune d'elles regroupe un ensemble de pixels présentant des propriétés communes (niveau de gris, couleur, texture). D'un point de vue algorithmique, la segmentation consiste à attribuer à chaque pixel de l'image un label d'appartenance à une région donnée[7]. Le processus de segmentation est considéré par beaucoup d'auteurs comme un composant essentiel de tout système d'analyse d'images. D'un point de vue conceptuel, la segmentation consiste à extraire de l'image, des primitives de type contour ou de type région. Ces primitives sont exploitées pour effectuer de la reconnaissance de formes, du recalage, de la mise en correspondance, de la compression etc. La segmentation constitue ainsi, une étape située en amont de dispositifs d'interprétation d'images ou de codage. Un grand nombre de méthodes de segmentation a été publiées dans la littérature [4].

Cependant, le choix d'une méthode n'est pas toujours aisé et dépend des opérations à effectuer après l'étape de segmentation et surtout, de certains facteurs liés à l'image à traiter comme son origine, sa complexité, son aspect 2D ou 3D etc.

La segmentation transforme l'image à niveaux de gris en une image binaire (contours-non contours) ou en une image de régions dans laquelle tous les pixels d'une même région sont affectés d'un même niveau de gris.

Pour ce faire, les deux approches duales à savoir l'approche contour et l'approche région sont utilisées. La dualité entre l'approche contour et l'approche région vient du fait que les régions sont séparées par des contours, et que les contours fermés définissent des régions. Les deux approches peuvent être d'ailleurs, utilisées de manière coopérative [4].

3. Domaines d'utilisation de la segmentation d'image

La segmentation d'image est d'exemples la biométrie (reconnaissance des visages, des empreintes, de l'iris,...).

Dans le domaine médical la segmentation est très sollicitée pour la détection des problèmes du colon [7].

Chapitre 2 : La segmentation d'image

4. Techniques de segmentation

Une bonne méthode de segmentation est celle qui permettra d'arriver à une meilleure interprétation de l'image segmentée. On distingue deux grandes approches de contour et région. La figure (3) donne un résumé sur ces différentes approches [7].

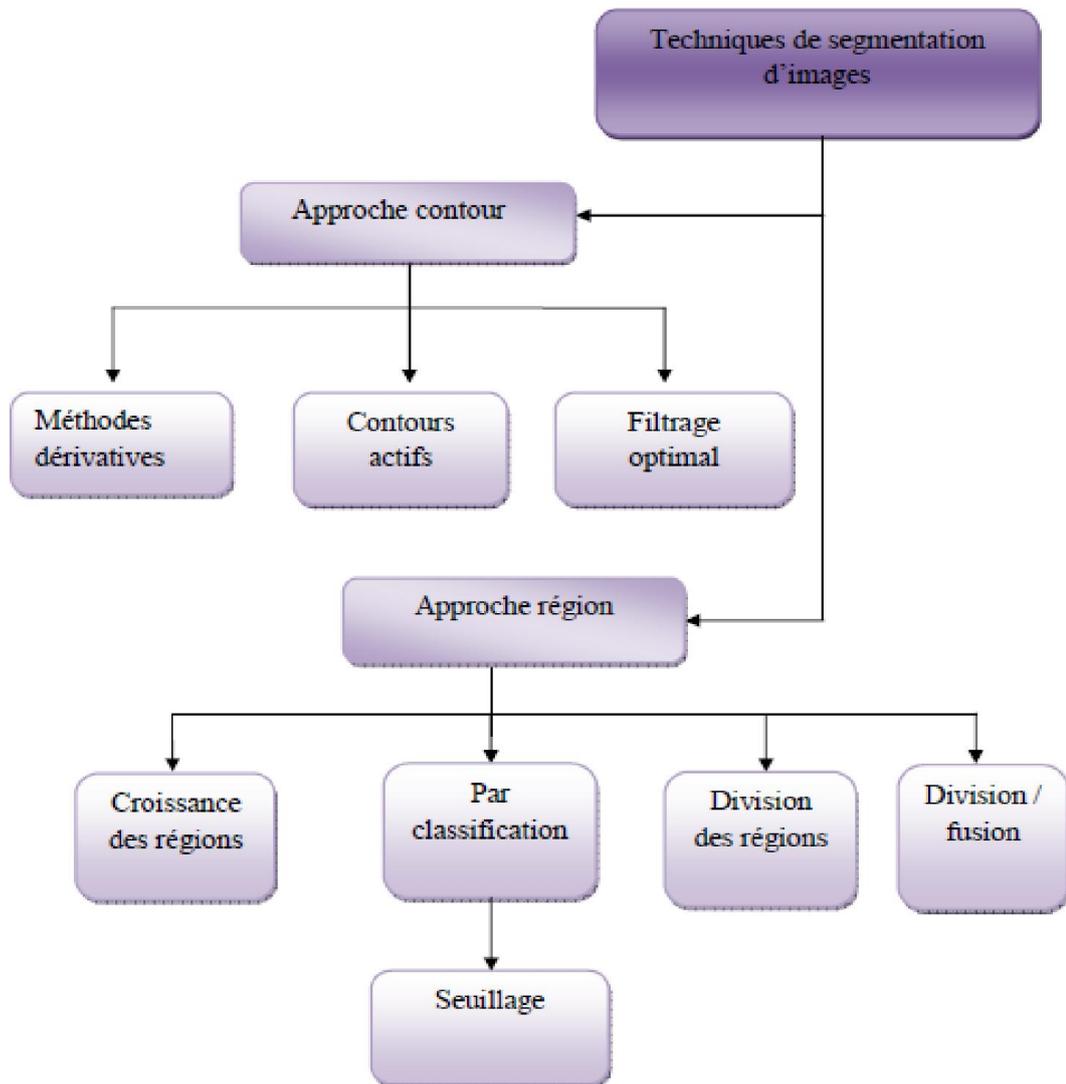


Figure 2.2: Approches de la segmentation d'images.

Chapitre 2 : La segmentation d'image

4.1. Segmentation par approche contour

Dans cette catégorie de méthodes, certaines, classiques, sont usuellement appliquées comme celles utilisant les opérateurs de dérivation ainsi que l'approche analytique. D'autres sont plus récentes et plus performantes comme celles fondées sur le principe des contours actifs et particulièrement les « level sets ».

4.1.1. Approches classiques

Le principe de la segmentation par approche contour ou frontière est essentiellement d'éliminer tous les motifs de l'image à faible variation des niveaux de gris ou de couleur pour ne garder que les lignes de séparation entre les régions homogènes. Pour ce faire, toute une gamme d'opérations de filtrage par convolution ou de filtres différentiels comme le gradient ou le laplacien peut être utilisée en produisant de fortes valeurs aux points où la variation des niveaux de gris est élevée. La détection de ces variations repose sur la dérivation qu'il est possible d'exploiter sous deux formes. La première consiste en l'application d'un gradient à l'image et la deuxième utilise le laplacien. Une autre possibilité pour détecter les variations ou discontinuités de l'image repose sur l'application d'outils morphologiques à des images binaires ou en niveau de gris[4].

Approche gradient :

Dans une image supposée continue et représentée par son intensité lumineuse $I(x,y)$, les contours apparaissent comme une ligne où sont localisées les très fortes variations de I . La détection de ces contours repose sur une recherche d'un extremum de la dérivée première ou le passage par zéro de la dérivée seconde. La dérivée peut être calculée de diverses manières. Des méthodes dites par filtrage linéaire utilisant un filtrage passe-haut précède d'un léger filtrage passe-bas pour éliminer les bruits ont été proposées. En parallèle à ces méthodes découlant du traitement du signal, les techniques empiriques d'estimation du gradient à partir d'opérateurs locaux ont été très utilisées et demeurent encore en concurrence avec les techniques plus récentes dans certains cas. Elles consistent à estimer le gradient dans une direction donnée en convoluant l'image avec des masques caractéristiques des contours. Ces masques sont appliqués sur des fenêtres de l'image de 2×2 pixels tel que l'opérateur gradient ou l'opérateur de Roberts ou des fenêtres de 3×3 pixels comme l'opérateur de Prewitt ou l'opérateur de Sobel. D'autres masques tels que « compass » sont utilisés comme boussole pour détecter

Chapitre 2 : La segmentation d'image

essentiellement la direction du gradient. Ces méthodes se caractérisent par une simplicité de mise en œuvre, une grande rapidité et un faible coût du fait de l'aspect local de ces filtres. Elles permettent en particulier d'assurer des calculs en temps réel pour des applications industrielles. En plus de ces méthodes dérivatives de calcul du gradient, il existe le gradient morphologique qui est obtenu en effectuant la différence entre le dilaté et l'érodé de l'image I , soit en binaire, soit en niveaux de gris [4].

Approche laplacien:

A part ces opérateurs basés sur la recherche des maxima de la dérivée première, il existe d'autres filtres qui recherchent les zéros de la dérivée seconde ou, plus précisément, du laplacien qui est une dérivation de deuxième ordre. Les contours peuvent ainsi être déterminés par la recherche du passage par zéro de la dérivée seconde également appelé « zero crossing ». Étant donné que l'estimation de la dérivée seconde est très sensible au bruit, l'image doit être filtrée avant de calculer le laplacien. Par ailleurs, le filtrage passe-bas est réalisé à l'aide de filtres gaussiens alors que les filtres LOG obtenus par convolution avec une gaussienne et les filtres DOG résultats de la différence entre deux gaussiennes, déclassés par les filtres analytiques ne sont pratiquement plus utilisés[4].

4.1.2. Approches analytiques

Dans l'approche dérivative, les opérateurs de dérivation de premier ou de second ordre exagèrent le bruit. Un autre type d'approche plus récente repose sur la définition de critères d'optimalité de la détection de contours. Ces critères débouchent sur des filtres de lissage optimaux. Canny a proposé en 1986 une étude théorique de la détection de contours dans laquelle il a formalisé trois critères que doit valider un détecteur de contour : une bonne détection liée à la robustesse au bruit, une bonne localisation dépendant de la précision de la localisation du point contour et l'unité pour que pour chaque contour, il y ait une seule réponse afin d'éviter par exemple les effets des rebonds. À chaque critère est associée une formule mathématique. La maximisation de ces critères conduit à la résolution d'une équation différentielle dont la solution est le filtre qui permet la détection du contour. En fixant des conditions initiales, Canny a montré que la solution peut être approximée par la dérivée d'un filtre gaussien. Partant d'autres conditions initiales, Deriche a proposé un filtre différent dont la formulation simplifiée est une exponentielle. La performance de ce filtre est meilleure que l'opérateur de

Chapitre 2 : La segmentation d'image

Canny. Pour leur part, Shen et Castan ont propose un filtre ayant de bonnes qualités de détection. Ce filtre fait partie de cette catégorie de filtres analytiques et donne une localisation très précise des contours mais reste sensible aux bruits.

Notons que, a l'exception des méthodes par passage par zéro des laplaciens, la plupart des détecteurs de contours fournissent des contours ouverts, c'est-à-dire qu'ils ne séparent pas les composantes de l'image dans les objets topologiquement distincts. Pour aboutir a une segmentation correcte, il faut leur adjoindre une opération de fermeture de contour ou utiliser les contours actifs.

4.1.3. Contours actifs, approche frontière

Les techniques itératives d'évolution de courbes sont des méthodes apparues a la fin des années 80 et, depuis, sont largement appliquées dans le domaine du traitement d'images et particulièrement en segmentation. Ces techniques constituent un sous ensemble des modèles déformables ou contours actifs. Le principe de base de ces méthodes est de placer une courbe dans l'image et de la faire évoluer vers les frontières de l'objet a détecter. L'évolution des contours actifs est gouvernée par des contraintes de régularisation découlant des propriétés géométriques du contour et par des contraintes d'attache aux données (information contenue dans l'image). Les premiers modèles dits modèles approche frontière ne prenaient en compte que l'information liée au contour de l'image. Trois principaux modèles de contours actifs utilisant l'approche contour a savoir le modèle classique, le modèle géométrique et le modèle géodésique ont été proposes[4].

Le modèle classique :

Le concept de contours actifs ou « snakes » a été introduit par Kass et al. en 1988. Il s'agit d'une méthode semi-interactive dans laquelle l'operateur place dans l'image, au voisinage de l'objet a détecter, une courbe initiale $\Gamma: [a,b] \rightarrow \mathbb{R}^2$, qui sera amenée a se déformer sous l'action de plusieurs énergies. Sous ces énergies, le snake va évoluer pour rechercher la position d'énergie minimale qui est atteinte lorsqu'il se trouve sur les frontières de l'objet a détecter et qu'il vérifie les contraintes géométriques du problème. La fonctionnelle énergie associée au contour, a minimiser est donnée par l'équation

$$(eq.1): E(\Gamma(s)) = \alpha \int_a^b |\Gamma''(s)|^2 ds + \beta \int_a^b |\Gamma'''(s)|^2 ds + \lambda \int_a^b g(\nabla I|\Gamma(s)) ds \quad (1)$$

Chapitre 2 : La segmentation d'image

Dans cette équation, I représente la fonction intensité de l'image à segmenter, s est l'abscisse curviligne le long de la courbe Γ , a , b et l sont des constantes réelles positives. Dans cette expression, $g(|\tilde{N}|) = -|\tilde{N}|^2$ est la fonction de détection.

Les deux premiers termes de l'équation (eq.1) définissent une contrainte interne au contour. Ce sont des termes de régularisation du contour qui déterminent son élasticité (premier terme) et sa rigidité (second terme). Le dernier terme est un terme d'attache aux données. Il attire le contour vers les zones de forts gradients de l'image[4].

Ce modèle présente plusieurs inconvénients. En effet, la convergence de l'algorithme de minimisation dépend beaucoup du choix du positionnement de la courbe initiale et un seul objet peut être segmenté à cause des changements topologiques non permis. De plus, si des zones de fort gradient ne sont pas rencontrées, le contour peut disparaître. Enfin des problèmes d'instabilité numériques peuvent apparaître à cause du second terme de l'équation.

Le modèle géométrique :

Les inconvénients liés à l'approche variationnelle utilisée dans les modèles classiques ont conduit à l'introduction de nouveaux modèles dits géométriques. L'approche géométrique introduite en premier par Osher et Sethian est développée par Caselles et al. puis par Malladi et al.

Ces auteurs n'utilisent plus la minimisation d'un critère pour établir l'équation d'évolution mais envisagent l'évolution de la courbe comme une propagation d'un front d'onde. L'évolution du contour est commandée par une Equation aux Dérivées Partielles (EDP) dynamique dont la forme est telle que (eq.2):

$$\frac{\partial \Gamma(s,t)}{\partial t} = FN \quad (2)$$

Dans cette expression, F est la force qui fait évoluer le contour, N la normale unitaire intérieure à Γ et t , le temps. Osher et Sethian, par analogie à l'équation de la chaleur, ont défini une équation géométrique pour un contour telle que (eq.3):

$$\frac{\partial \Gamma(s,t)}{\partial t} = k N \quad (3)$$

ou k désigne la courbure du contour Γ

Chapitre 2 : La segmentation d'image

En utilisant le même modèle d'équation, Cohen a introduit le concept de force ballon et a proposé la forme suivante (eq.4):

$$\frac{\partial \Gamma(s,t)}{\partial t} = \alpha N \quad (4)$$

ou α est une constante que l'on peut prendre positive (respectivement négative) pour rétrécir (respectivement accroître) le snake.

Quant au modèle de contour géométrique proposé dans par Caselles et al., il prend la forme générale telle que (eq.5):

$$\frac{\partial \Gamma(s,t)}{\partial t} = g(|\nabla I|)(\alpha + k)N \quad (5)$$

ou g est la fonction de détection d'attache aux données introduite précédemment.

Le modèle géodésique :

Le contour actif géodésique est le produit du rapprochement de l'approche variationnelle (modèle classique) et de l'approche directe par évolution de courbe (modèle géométrique) introduite par Caselles dans, La nouvelle formulation est la suivante (eq.6):

$$E(\Gamma) = \int_0^1 g(|\nabla I(\Gamma(s))|) |\Gamma'(s)| ds \quad (6)$$

Dans le modèle géodésique, l'EDP d'évolution est de la forme $\Gamma_t = F N$. Il s'agit donc d'un cas particulier du modèle géométrique.

Contours actifs par la méthode des ensembles de niveaux :

La mise en œuvre des contours actifs classiques utilise l'approche paramétrique qui décrit explicitement le contour à partir d'un certain nombre de paramètres. Cette approche explicite ne peut pas gérer les changements topologiques du contour. En effet, un contour doit pouvoir se séparer en deux et deux contours doivent pouvoir fusionner en un seul. Afin de remédier à ces problèmes de gestion du changement de topologie des contours, Osher et Sethian ont formulé le problème de l'évolution de courbes par la technique des ensembles de niveaux ou «level sets».

La formulation par ensembles de niveaux est basée sur le fait qu'une courbe peut être considérée comme le niveau 0 d'une fonction de dimension supérieure. L'idée fondamentale est de représenter le contour ou courbe $\Gamma(t)$ de manière implicite. A tout

Chapitre 2 : La segmentation d'image

instant t , la courbe $\Gamma(t)$ est décrite comme la courbe de niveau 0 d'une fonction auxiliaire $\Phi(x,y,t)$ qui est la fonction level set.

Pour une image I de support W , la courbe $\Gamma(t)$ est telle que (eq.7):

$$\Gamma(t) = \{(x,y) / \Phi(x,y,t)=0\} \quad (7)$$

Souvent, Φ est prise comme la fonction distance signée a la courbe Γ .

L'équation d'évolution du contour ne porte plus directement sur Γ mais sur Φ . Partant de l'équation (eq.3) établie pour le modèle géométrique, l'équation d'évolution est donnée en fonction de Φ par l'équation (eq.8):

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} - \kappa |\nabla \Phi| \quad (8)$$

Permettant des changements automatiques de topologie du contour et une stabilité du point de vue numérique, la technique de représentation par «level sets» a été la base de travaux qui ont donné de bons résultats en segmentation d'images. Cette technique est devenue très populaire.

La formulation du critère par les Level sets constitue une alternative avantageuse aux courbes d'évolution et l'apparition du modèle de Chan et Vese permettent de dépasser la plupart des inconvénients rencontrés avec les contours actifs bases frontières. Cependant, ces derniers modèles ont également des limites comme le temps de calcul important, le manque d'efficacité de la segmentation d'images complexes et en présence de bruit.

Le modèle de Chan et Vese est un modèle pour segmentation d'image basé sur la fonctionnelle de Mumford-Shah. En effet, qualifié de «modèle sans frontières (model without edges)», le modèle de Chan et Vese peut être appliqué sur des images avec des frontières non définies par le gradient. Ce modèle a été exposé dans sa première version sous la forme biphasé, autrement dit, l'image est segmentée en deux régions.

4.2. Segmentation par approche région

Dans la segmentation par région, les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité sont regroupés en régions distinctes. Dans cette catégorie, différentes méthodes de classification ou de seuillage, des méthodes structurales et les contours actifs bases régions ont été proposées dans la littérature.

Chapitre 2 : La segmentation d'image

4.2.1. Segmentation par seuillage

Le seuillage (thresholding) représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'images pour extraire des objets de leur fond. Les techniques de seuillage permettent de séparer les pixels d'une image, en n'utilisant que son histogramme, en deux classes (seuillage simple ou bilevel thresholding) ou plusieurs classes (multiseuillage ou multilevel thresholding). Le seuillage dans sa forme la plus simple consiste à attribuer un niveau de gris identique (le blanc) à tous les pixels dont la valeur est supérieure à un seuil donné et un autre niveau (le noir) aux pixels restants. Le multiseuillage est réalisé quand il s'agit d'images qui contiennent plusieurs objets qui diffèrent par leurs niveaux de gris. Pour extraire ces objets, plusieurs seuils sont nécessaires. Le résultat de la segmentation est alors une image à plusieurs régions ou classes, les pixels de chacune des régions étant positionnés à un niveau de gris donné. L'histogramme d'une image étant la distribution de la fréquence des niveaux de gris dans cette image, si l'objet prend des valeurs de niveaux de gris distinctes du fond, l'histogramme comportera une vallée comprise entre deux pics différents. Dans cet histogramme bimodal, la détermination de la valeur du seuil optimal située dans la vallée est relativement simple. Dans une distribution non bimodale, la détermination des seuils peut s'avérer difficile. Ainsi, plusieurs méthodes ont été proposées selon le type d'images et des applications auxquelles elles sont destinées.

Pour la localisation des seuils qui sont généralement situés dans les vallées de l'histogramme des niveaux de gris, deux approches principales peuvent être distinguées à savoir l'approche paramétrique et l'approche non paramétrique.

Dans les techniques utilisant l'approche paramétrique, la distribution des niveaux de gris de chaque groupe est supposée obéir à une distribution gaussienne. Il s'agit alors d'estimer les paramètres de la distribution gaussienne qui correspond le mieux à l'histogramme. Dans, les auteurs ont introduit une méthode hybride d'optimisation par essaim de particules avec une gaussienne comme fonction objectif. Pour résoudre le problème d'adaptation de l'histogramme à la gaussienne, Nakib et al ont utilisé une variante améliorée du recuit simulé. Quant à Cuevas et al, ils ont proposé une approche alternative en utilisant un algorithme d'optimisation basé sur l'apprentissage des automates (LA algorithm) pour déterminer les paramètres qui donnent le meilleur ajustement à l'histogramme. Les techniques utilisant l'approche non paramétrique

Chapitre 2 : La segmentation d'image

permettent de trouver les seuils qui séparent les régions de niveaux de gris d'une image d'une manière optimale en fonction de certains critères discriminants. La méthode la plus connue est celle d'Otsu qui sélectionne les seuils optimaux en maximisant la variance entre les classes (BCV). Wang et al, pour leur part, ont propose un algorithme qui améliore la méthode d'Otsu en ajoutant des poids a la fonction objectif pour s'assurer que le seuil se situe dans vallée. De leur cote, Kapur et al. Ont propose de maximiser l'entropie résultant du découpage de l'histogramme en plusieurs classes alors qu'Abutaleb utilise l'entropie 2D. Les deux approches ont été utilisées par certains auteurs tout comme Ramesh et al. dans leur procède de seuillage bi-niveau ou l'histogramme est approxime par une fonction a deux niveaux pour diviser l'image en deux régions pour ensuite déterminer le seuil en minimisant la somme des carrés des erreurs ou la variance des deux régions.

Les méthodes de seuillage a deux niveaux donnent des résultats satisfaisants pour les images a histogramme bimodal. Toutefois, lorsque ces méthodes sont étendues au seuillage multi-niveaux, deux problèmes apparaissent. Le premier est le temps de calcul qui est relativement élève en fonction de la complexité de l'image a traiter. Le second est relatif au nombre de seuils a déterminer, ce qui correspondant au nombre des régions constituant l'image.

Pour surmonter le premier problème lie au temps d'exécution, plusieurs techniques rapides ont été proposées. La méthode proposée par Reddi et al. constitue une version de la méthode d'Otsu et endue au multiseuillage. D'autres algorithmes sont spécialement concus pour accélérer le calcul d'une fonction objectif spécifique. Dans le cas du seuillage multi-niveaux, des techniques de dichotomisation ont ete mises en oeuvre par certains auteurs et d'autres ont utilise un schéma itératif ou des metaheuristiques d'optimisation. Ainsi, afin de minimiser le temps de calcul, les algorithmes génétiques ont été utilisés pour déterminer les seuils optimaux par l'optimisation d'une fonction objectif après avoir réduit la résolution de l'histogramme en introduisant la transformée en ondelettes.

Ceci est aussi effectue par une recherche exhaustive. En utilisant la technique d'optimisation par essaim de particules (PSO) pour réduire fortement la durée du traitement, Yin a propose une méthode de multiseuillage par minimisation de la Cross-Entropie (MCE) pour calculer les seuils. Cette technique d'optimisation par PSO a été

Chapitre 2 : La segmentation d'image

aussi utilisée dans pour segmenter l'image. D'autres auteurs ont choisi comme fonction objectif l'entropie de Tsallis-Havrda ou celle de Renyi. Toujours pour réduire le temps de calcul qui croît avec le nombre de seuils à détecter, Nakib et al. ont proposé un nouveau modèle de multiseuillage basé sur l'optimisation multi-objectif.

En ce qui concerne le second problème lié au nombre de seuils à déterminer, peu de travaux ont été publiés dans la littérature. Dans la plupart des cas, les méthodes de multiseuillage sont appliquées en faisant varier le nombre de seuils, puis par optimisation d'une fonction coût, le nombre optimal de seuils est déterminé. Toutefois, cette solution consomme beaucoup de temps de calcul. Plus récemment, un algorithme génétique a été combiné avec une transformée en ondelettes. La transformée en ondelettes est utilisée pour réduire la taille de l'histogramme tandis que l'algorithme génétique permet de trouver le nombre de seuils et leurs valeurs optimales.

Si les méthodes de segmentation par seuillage utilisent l'histogramme de l'image à segmenter, d'autres méthodes de segmentation par approche région, les méthodes structurales et les contours actifs basés régions sont appliqués directement sur l'image [4].

4.2.1.1. Méthode d'Otsu

Elle est considérée comme la méthode de référence dans le domaine du seuillage d'histogrammes. Dans cette méthode [Otsu, 1979], l'opération de seuillage est vue comme une séparation (un partitionnement) des pixels d'une image en deux classes C_1 (fond), C_2 (objet) à partir d'un seuil t . La classe « fond » regroupe tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur au seuil t alors que la classe « objet » contient tous les pixels de niveau de gris supérieur à t . Ces deux classes peuvent être désignées en fonction du seuil t comme suit [5] : $C_1 = \{0, 1, \dots, t\}$ et $C_2 = \{t+1 \dots L-1\}$

Soient σ_w^2 la variance d'une classe, σ_B^2 la variance interclasse et σ_T^2 la variance totale telles que :

$$\sigma_B^2 = P_1 P_2 (\mu_2 - \mu_1)^2, \quad \sigma_T^2 = \sum_{i=1}^{L-i} P_i (i - \mu_1)^2 \quad (1)$$

$$\sigma_w^2 = \sum_{i=0}^t p_i (i - \mu_1)^2 + \sum_{i=t+1}^{L-i} P_2 (i - \mu_2)^2 \quad (2)$$

$$\sigma_T^2 = \sigma_B^2 + \sigma_w^2 \quad (3)$$

Chapitre 2 : La segmentation d'image

μ_1, μ_2 et μ désignent respectivement les niveaux de gris moyen des classes C_1, C_2 et de l'image tels que :

P_1 et P_2 représentent respectivement les probabilités à priori des classes C_1 et C_2 tels que :

$$P_1 = \sum_{i=1}^t p_i, P_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \text{ et } P_1 + P_2 = 1$$

Le seuil optimum t^* peut être déterminé en maximisant un des trois critères suivant :

$$\lambda(t) = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_w^2}, \quad \eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2}, \quad \kappa = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_w^2} \quad (4)$$

Les trois critères sont équivalents, mais pour des raisons de simplicité, la variance interclasse est la plus utilisée. Le seuil optimal t^* est celui qui maximise cette variance [Otsu, 1979] :

$$t^* = \text{Arg max } \sigma_B^2 \quad (5)$$

$$0 \leq t \leq L - 1$$

4.2.1.2. Méthodes de Kittler et Illingworth

Proposée par Kittler et Illingworth, cette méthode considère l'histogramme des niveaux de gris comme une estimée de la fonction de densité de probabilité $p(i)$ d'un mélange de populations formées des niveaux de gris des objets et du fond [5].

On peut supposer que chacune des deux composantes du mélange forment une distribution normale avec une moyenne μ_i , un écart type σ_i et une probabilité à priori p_i . On a ainsi :

$$P\left(\frac{i}{C_k}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left(-\frac{(i-\mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right)$$

$$p(i) = \sum_{k=0}^i P_k P\left(\frac{i}{C_k}\right)$$

Le seuil optimal est obtenu en résolvant l'équation quadratique ci-dessous :

$$\frac{(i - \mu_0)^2}{\sigma_0^2} + \log \sigma_0^2 - 2 \log P_0$$

$$P_0 = \frac{(i - \mu_0)^2}{\sigma_0^2} + \log \sigma_0^2 - 2 \log P_1$$

Chapitre 2 : La segmentation d'image

Ou en minimisant soit la fonction $J_1(t)$ suivante :

$$J_1(t) = 1 + 2 [P_0(t) \log \sigma_0(t) + P_1(t) \log \sigma_1(t)] - 2 [\log P_0(t) + P_1(t) \log P_1(t)] \quad (6)$$

$$\text{Avec : } \sigma_0^2 = \frac{\sum_{n=0}^t (i - \mu_0(t))^2}{P_0(t)}, \quad \sigma_1^2(t) = \frac{\sum_{i=t+1}^{l-1} (i - \mu_1(t))^2 h(i)}{P_1(t)}$$

$$P_0(t) = \sum_{i=0}^t h(i) \text{ et } P_1(t) = \sum_{i=t+1}^{l-1} h(i)$$

$$\mu_0(t) = \frac{\sum_{i=0}^t i h(i)}{P_0(t)} \text{ et } \mu_1(t) = \frac{\sum_{i=t+1}^{l-1} i h(i)}{P_1(t)}$$

$$J_2(t) = N^2 (\omega_0 \log \frac{\sigma_0}{\omega_0 N^2} + \omega_1 \log \frac{\sigma_1}{\omega_1 N^2}) \quad (7)$$

$$\text{Avec : } \sigma_0^2 = \frac{1}{\omega_0 N^2} \sum_{i=0}^t (i - \mu_0)^2 h(i), \quad \sigma_1^2 = \frac{1}{\omega_1 N^2} \sum_{i=t}^{l-1} (i - \mu_1)^2 h(i)$$

Les paramètres $\omega_0, \omega_1, \mu_0, \mu_1$ sont calculés comme suit :

$$\omega_0 = \sum_{0 \leq i \leq t} P_i, \quad \mu_0 = \sum_{0 \leq i \leq t} i \frac{P_i}{\omega_0} \text{ et } \omega_1 = \sum_{t \leq i \leq l-1} P_i, \quad \mu_1 = \sum_{t \leq i \leq l-1} i \frac{P_i}{\omega_1}$$

4.2.1.3. Méthodes de Kapur :

La méthode de Kapur est basée sur le principe de maximisation de l'entropie de Shannon. Elle suppose que les classes « objet » et « fond » possèdent deux densités de probabilité indépendantes [5].

$$p_i = \frac{h(i)}{N}, \quad P_1 = \sum_{i=0}^t P_i, \quad P_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} p_i \text{ avec } P_1 + P_2 = 1$$

Les entropies de Shannon associées aux deux distributions sont :

$$H_1(t) = - \sum_{i=1}^t \frac{p_i}{P_1} \log \left(\frac{p_i}{P_1} \right) \text{ et } H_2(t) = - \sum_{i=t+1}^{l-1} \frac{p_i}{P_2} \log \left(\frac{p_i}{P_2} \right) \quad (8)$$

Le seuil optimal t^* est alors défini comme étant le niveau de gris qui maximise les deux entropies, c'est-à-dire que :

$$t^* = \arg \max \{H_1(t) + H_2(t)\}$$

$$0 \leq t \leq L - 1$$

Chapitre 2 : La segmentation d'image

Cette méthode peut être également étendue au calcul de plusieurs seuils

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_{k-1}\}$, Il s'agira alors de maximiser le critère suivant :

$$J(T) = \sum_{k=1}^K H_k$$

$$\text{Avec: } H_k = \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} \frac{p_i}{P_k} \log\left(\frac{p_i}{P_k}\right) \text{ et } P_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} h(i)$$

4.2.2. Les méthodes structurales

Cette famille de méthodes qui manipulent directement des régions procèdent par croissance de régions ou «region-growing» ou par décomposition/fusion ou «split and merge». Les algorithmes par croissance de régions partent d'un premier ensemble de régions. Ces régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région.

Les algorithmes de segmentation par ligne de partage des eaux appartiennent à cette catégorie. Pour leur part, les algorithmes de type décomposition/fusion exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.). Les couples de régions candidates à une fusion sont recherchés puis notés en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. Les couples de régions les mieux notés sont ensuite fusionnés [4].

4.2.3. Les contours actifs basés régions

Les limitations des contours actifs basés frontières ont naturellement orienté les recherches vers des solutions où l'attache aux données est construite à partir de toute l'information contenue dans l'image. Ce sont les contours actifs basés régions. Plus robustes au bruit et moins sensibles à la position de la courbe initiale, les modèles basés régions ont pour principe général de faire évoluer une courbe de telle sorte qu'à la convergence, elle réalise une partition de l'image en deux régions homogènes. Il s'agit ici de deux régions car une seule courbe ne délimite que deux domaines dans l'image.

Chapitre 2 : La segmentation d'image

Si dans les approches contour, l'attache aux données repose toujours sur le calcul de la norme du gradient, les contours actifs régions reposent généralement sur des modélisations statistiques. Par ailleurs, certains modèles tiennent compte à la fois de l'information locale située le long du contour et des caractéristiques statistiques des régions définies par la partition réalisée. Les travaux de Mumford et Shah sont à l'origine d'un modèle de contours actifs région (modèle MS) qui a servi de base à beaucoup d'autres travaux dans le domaine[4].

Nous venons d'explicitier les approches de segmentation appliquées à tout type d'image et énumérer quelques applications sur les images médicales. Cependant les images échographiques ont leurs spécificités. Il est nécessaire de les prendre en compte pour obtenir un résultat de segmentation satisfaisant. En effet, les images échographiques sont relativement peu contrastées et présentent un flou assez important et un bruit non uniforme très désordonné (speckle). Ce bruit est imputable aux systèmes échographiques et résulte des fluctuations aléatoires du signal acoustique dues aux phénomènes physiques telles que la réflexion et la rétrodiffusion ultrasonore . C'est pourquoi, nous allons dans ce qui suit étudier les bases d'une bonne segmentation [8].

5. Les bases d'une bonne segmentation:

Dans la littérature, deux approches sont définies : la première utilise les caractéristiques physiques de l'image, les caractéristiques temporelles ou fonctionnelles. La deuxième par contre, se base sur la forme anatomique de la structure observée. Quel que soit l'approche considérée, il est impératif de prendre en compte la présence des tavelures (artefacts). Les tavelures donnent à l'image échographique son aspect granuleux. Ils peuvent être interprétés de deux manières. Soit ils sont considérés comme du bruit (speckle) et donc ils sont à éliminer, soit ils sont représentatifs d'un signal portant des informations relatives à la structure observée et dans ce cas il est à exploiter. Dans la littérature il existe plusieurs approches qui utilisent la réduction des tavelures comme phase de pré segmentation. Les méthodes les plus récentes utilisent les ondelettes ou des méthodes de diffusion anisotrope. Malgré la réduction des tavelures, on ne peut obtenir de résultat satisfaisant sans prendre en considération les caractéristiques de l'image, la morphologie de l'objet à extraire et le mode d'acquisition des images [8].

Chapitre 2 : La segmentation d'image

5.1. Les caractéristiques de l'image échographique

Voici les caractéristiques de l'image échographique à prendre en considération :

5.1.1. La distribution du niveau de gris

Plusieurs approches utilisent la distribution de Rayleigh comme celle qui se base sur la détection de contour ou bien celle qui utilise des approches statistiques. Citons d'autres outils de distribution de niveau de gris utilisés : la gaussienne, la gamma ou la beta.

5.1.2. L'intensité

La variation d'intensité du gradient est associée au contour d'objet. En se basant sur la différence acoustique, plusieurs méthodes de segmentation ont été proposées. On dénombre celles basées sur le niveau du gradient, celles qui utilisent les régions d'information ou celles combinant les deux.

5.1.3. La phase

La phase a été suggérée comme la plus robuste caractéristique de détection de bandes acoustiques. Elle est utilisée pour reconnaître la forme des structures observées en utilisant la variation d'intensité de la forme par la mesure de sa phase locale. Elle est mesurée par un filtre quadrature.

5.1.4. La mesure de texture

La texture de l'image caractérise la microstructure du tissu de la structure observée. Ce paramètre a été utilisé dans des méthodes de segmentation pour caractériser les objets dans une image.

5.2. La morphologie

Les caractéristiques de la forme ont été introduites pour améliorer la fiabilité des méthodes de segmentation. La façon la plus utilisée est celle de la régularisation des bordures dans les méthodes basées sur le contour actif. C'est une manière d'imposer des contraintes de forme et d'utiliser une forme paramétrique. Une autre manière serait d'utiliser un modèle de distribution de points connu par « modèle de forme active ».

Chapitre 2 : La segmentation d'image

5.3. Le temps

Le temps est un paramètre important car l'examen échographique se pratique en temps réel, l'objectif est de segmenter des séquences d'images. C'est pourquoi il est quelque fois utile de considérer la segmentation comme une procédure spatio-temporelle. Quelques méthodes suggèrent d'ajouter le temps comme une extra dimension à un problème de N-dimensions [8].

6. Métriques d'analyse de performances d'algorithmes

L'évaluation des performances permet un jugement qualitatif et quantitatif sur un algorithme de traitement d'images. Une propriété d'un algorithme est appréciée par un critère caractéristique, comme par exemple le *PSNR*, le taux de classification correcte ou un jugement subjectif.

La pertinence du critère d'évaluation utilisé est importante car elle influence de façon conséquente celle du jugement réalisé. Dans la mesure où l'évaluation des performances est souvent prépondérante, la littérature disponible dans le domaine du traitement d'images utilise de nombreuses métriques permettant de calculer les performances des algorithmes de segmentation d'images médicales. Ces métriques permettent de quantifier les erreurs entre deux modélisations en terme de distance entre des surfaces ou des volumes.

Pour mesurer les qualités de segmentation, nous avons sélectionné les mesures largement utilisées suivantes : l'erreur de cohérence mondiale (*CME*), évalue la surestimation et la sous-évaluation; l'erreur de cohérence du niveau d'objet (*OCE*), évalue la surestimation où les valeurs plus proches de zéro sont considérées comme meilleures ; l'indice aléatoire (*RI*), calcule une comparaison des segmentations (*GT*) par rapport à la production) en évaluant les points de coïncidence; les valeurs métriques plus proches d'une seule représentent un match parfait; et l'analyse de la Variance de l'Information (*VoI*), où les valeurs inférieures de *VoI* représentent un meilleur résultat[9] .

Chapitre 2 : La segmentation d'image

La relation comparative de l'information valide entre les deux segmentations conduit à une plus grande certitude de l'information valide, pour atteindre une plus grande homogénéité, réduisant ainsi l'entropie.

$$CME \quad (1)$$

$$GCE \quad (2)$$

$$OCE(Se, Sa) \quad (3)$$

(*Se*) représente la segmentation GT (par un expert humain).

$$RI(Sa, Se) \quad (4)$$

(*Sa*) la segmentation automatique.

$$VoI(Sa, Se) \quad (5)$$

6.1. Répartition des données

Cette section présente différentes techniques permettant d'interpréter la répartition de données obtenus par une méthode de segmentation ou de classification. Elles vont donc permettre de définir s'il y a un comportement récurrent au niveau de la répartition de données.

L'exactitude de la détection dépend de la qualité de la répartition qui est couramment évalué par une matrice de confusion. dans le cas de répartition de pixels entre les classes, , les vrais positifs (*TP*) signifient des pixels correctement détectés ; les faux positifs (*FP*) détectent les pixels n'existe pas vraiment dans la classe; les vrais négatifs (*TN*) sont la détection correcte de la maladie et les faux négatifs (*FN*) sont une détection incorrecte de la maladie. Les valeurs obtenues par *TP*, *FP*, *TN* et *FN* sont utilisées pour valider l'exactitude de la détection par des mesures telles que la précision (*p*), le rappel (*r*), les faux taux positifs (*FPR*), l'indice Jaccard (*JJ*), l'indice de distance Jaccard (*JDI*) et l'indice Dice (*DI*) également appelé *F-measure* (*Fm*) ou *F-score* (*Fs*) [5].

6.2 L'exactitude

En particulier, la précision (ou l'exactitude) et le « rappel » (*r*) sont deux variables statistiques fondamentales qui nous permettent d'établir l'efficacité d'un algorithme de segmentation ou de détection. La précision (*p*) mesure la proximité entre le résultat de la

Chapitre 2 : La segmentation d'image

détection, basé sur un algorithme, et une comparaison standard ou le résultat attendu de la détection.

En termes généraux, c'est le pourcentage de visites. La relation décrivant ce paramètre s'exprime comme suivant

$$p = TP/(TP + FP) \quad (6)$$

6.3 La sensibilité

La sensibilité nous permet d'établir le niveau de performance de l'algorithme, car le nombre d'incidents de détection efficaces sont évalués par rapport au nombre total d'incidents de détection attendus. La sensibilité est calculée par l'expression suivante

$$r = TP/(TP + FN) \quad (7)$$

6.4 Le taux de faux positifs (FPR)

Est le rapport entre les erreurs et les coups. Lorsque FPR tend à zéro, cela signifie que la détection est meilleure avec un minimum de faux positifs. La relation est présentée comme suit

$$FPR = FP/(TP + TN) \quad (8)$$

6.5 Indice Jaccard

Il s'agit d'une mesure visant à établir le degré de similitude entre l'algorithme proposé et la *GT*. Cet indice décrit la relation entre la détection correcte et les défaillances. Il est représenté ici comme suit

$$JI = TP/(TP + FP + FN) \quad (9)$$

6.6 L'indice de distance Jaccard

Contrairement à *JI*, l'indice de distance Jaccard (*JDI*) est une mesure de la dissemblance. Cette mesure est obtenue en soustrayant *JI* d'un $(1-JI)$, de sorte que le meilleur résultat est obtenu lorsque la valeur *JDI* s'approche de zéro.

$$JDI = 1 - JI \quad (10)$$

Chapitre 2 : La segmentation d'image

6.7. L'indice Dice Coefficient

Ou Dice Index (*DI*) est une autre mesure qui mesure la similitude entre un algorithme de segmentation ou de détection et la *GT*. Le *DI* détermine généralement les performances de l'algorithme en tenant compte à la fois de la précision et de la sensibilité dans l'évaluation. Le *DI* est également connue sous le nom de coefficient de raffinement de précision (mesure *F* ou *F-score*) et son expression est montrée comme suit

$$Fm = 2 * (p.r)/(p + r) \quad (11)$$

Le (*Fm*) établit l'exactitude globale d'un système et, dans ce cas, montre le degré d'exactitude de la segmentation ou de la détection; lorsque la valeur de *Fm* approche 1 (100%), il y'a un plus grand degré de raffinement d'une méthode ou d'un algorithme.

6.8. Scores de classification d'algorithmes

De manière à pouvoir classer différents algorithmes, de nombreux concours (ISBI, MICCAI, Kaggle etc). sont régulièrement organisés. Ils permettent aux différentes unités de recherche de se positionner par rapport à ce qui se fait en termes d'algorithme ailleurs dans le monde ainsi que d'avoir accès à des bases de données communes pour se comparer. En ce sens, de nombreuses méthodologies sont mises en place pour proposer un classement le plus objectif possible. Par exemple, lors d'un concours sur la segmentation 3D du foie, des critères fournissant un score global ϕ sur 100 pour classer les différents algorithmes en compétition [9] .

7. Conclusion

Dans cette partie nous nous sommes intéressés à la segmentation d'image de façon générale et à la segmentation d'image échographique de façon particulière. Les méthodes de segmentation proposée sont jugée assez précises et rapide.

Chapitre 3 : Conception

Chapitre 3 : Conception

1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter l'objet de notre travail qui consiste à expliquer comment on peut prendre une décision à partir d'une image d'échographique sans oublier le passage dans notre système.

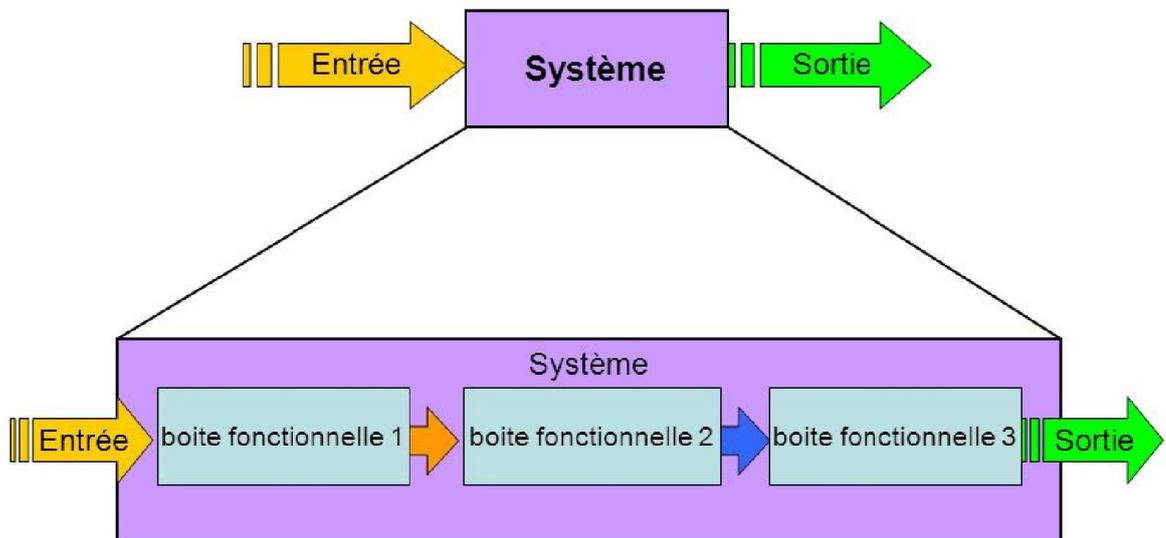


Figure 3.1 : présentation de notre système.

La figure précédente présente notre système qui est divisé en 3 parties : tout d'abord on a les entrées du système qui sont des images d'échographique, puis notre système qui se base sur les méthodes de segmentation et les métriques à travers les deux parties précédentes on peut sortir avec une décision si la maladie existe ou non.

2. Image d'échographique

Le mot échographie provient de deux racines grecques, écho (un écho) et graphie (un dessin). Il se définit donc comme étant « un dessin par l'écho ».

Le terme échographie désigne aussi bien l'acte médical que l'image qui en découle. L'écho est produit par la réflexion de l'onde incidente à la rencontre d'interface. L'onde réfléchi est utilisée pour identifier, localiser et caractériser l'interface. La représentation de tous les échos le long des lignes de propagation des ultrasons permet de créer l'image échographique en niveaux de gris de l'organe en temps réel. Cette image est constituée de points dont la brillance est fonction de l'intensité des ondes réfléchies par les différentes interfaces traversées. La qualité de l'image construite est proportionnelle à la fréquence des ondes ultrasonores [8].

Chapitre 3 : Conception

On note que la base des images des échographies est disponible dans le lien : <https://radiopaedia.org/cases/crohns-disease-ultrasound-findings-2>

3. Les boîtes fonctionnelles

Les boîtes fonctionnelles 1,2 et 3 de notre système sont les méthodes de segmentation : otsu ,kapur et kittler, après nous allons présenter l’algorithme de chaque méthode.

3.1. Algorithme d’otsu :

Debut

- Chargement et la lecture de l'image de départ
- Détermination de taille de l'image
- Calculer le nombre total des pixels dans l'image
- Calculer l'histogramme et les probabilités de chaque niveau d'intensité (niveaux de gris).
- Définir les probabilités et les moyennes des classes initiaux.
- Parcourir tous les seuils possibles $t = 1 \dots \dots$ intensité max
 - Calcul de probabilités correspondantes aux classes.
 - Calcul de moyennes correspondantes aux classes.
 - Calcul de variances correspondantes aux classes.
- Détermination du seuil désiré correspond a la variance maximal.
- Binarisation de l’image avec le seuil.
- Affichage de l'image binarisée.

Fin

3.2. Algorithme de kapur :

Debut

- Chargement et la lecture de l'image de départ
- Détermination de taille de l'image
- Calculer le nombre total des pixels dans l'image

Chapitre 3 : Conception

- Calculer l'histogramme et les probabilités de chaque niveau d'intensité (niveaux de gris)
- Définir les deux entropies de Shannon initiaux
- Parcourir tous les seuils possibles $t = 1 \dots \dots \dots$ intensité max
Calcul de les deux entropies de Shannon
- Détermination du seuil désiré correspond au maximum entre les deux entropies.
- Binarisation de l'image avec le seuil.
- Affichage de l'image binarisée

Fin

3.3. Algorithme de kittler :

Debut

- Chargement et la lecture de l'image de départ.
- Détermination de taille de l'image.
- Calculer le nombre total des pixels dans l'image.
- Calculer l'histogramme et les probabilités de chaque niveau d'intensité (niveaux de gris)
- Calcul de la moyenne et la variance des deux composantes.
- Calcul d'écart type des deux composantes.
- Calcul des deux fonctions de critère .
- Détermination du seuil désiré correspond au minimum entre les deux fonctions de critère .
- Binarisation de l'image avec le seuil.
- Affichage de l'image binarisée

Fin

4. Conclusion :

Nous avons présenté notre système et définie les algorithmes des méthodes de segmentation d'image, dans le chapitre suivant nous allons voir l'application des méthodes à partir une image d'échographie et comment on peut prendre une décision.

Chapitre 4 :

Implémentation et

résultats

Chapitre 4 : Implémentation et résultats

1.Introduction :

Ce chapitre compose des trois parties importantes de notre travail, en première partie nous allons présenter notre PC et leur propriétés, le langage de programmation utilisé pour implémenter notre système d'évaluation des algorithmes de segmentation d'images d'échographie sera détaillé en deuxième partie, nous allons présenter dans le dernier partie l'application et les résultats.

2.Présentation du PC :



Figure 4.1 : micro portable (PC) hp.

Et leurs propriétés :

Processeur : Intel(R) Core(TM) i3-5010U CPU @ 2.10GHz 2.10 GHz

Mémoire installée (RAM) : 4.00 Go

Type du système : Système d'exploitation 64 bits

Chapitre 4 : Implémentation et résultats

3.Langage de programmation

Nous allons travailler avec MATLAB R2013a qui est notre langage de programmation émulé par un environnement de développement du même nom, il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société [The MathWorks](#), MATLAB R2013a permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs.

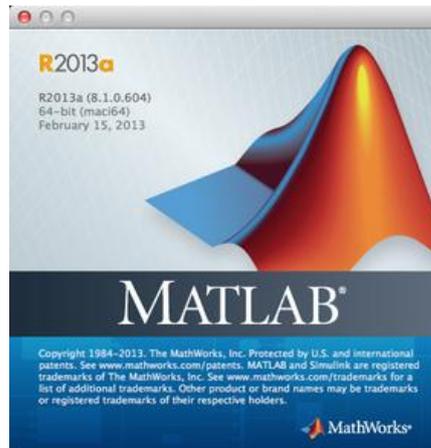


Figure 4.2 : MATLAB R2013a.

4.L'application et les résultats

L'interface de notre système est :

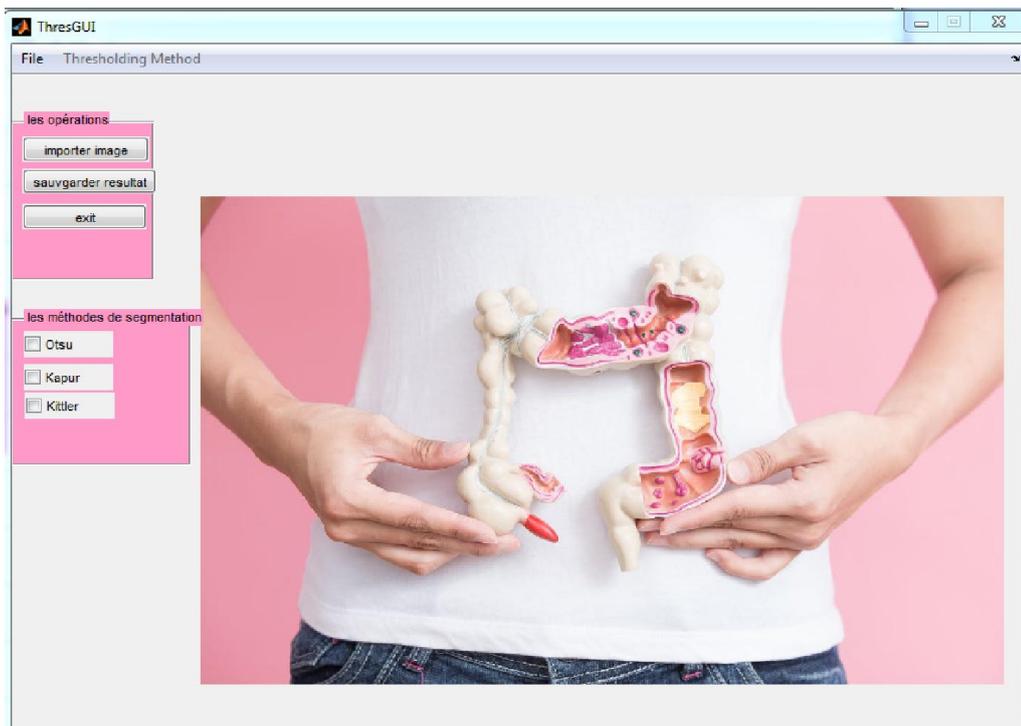


Figure 4.3 : l'interface de notre système .

Chapitre 4 : Implémentation et résultats

- Les opérations sont : importer image, sauvgarder résultat et exit

Quand en clique sur importer image cette bouton importer l'image (l'échographie) en plus elle affiche l'image et leur histogramme, la foncenment de cette boton existe dans l'annexe.

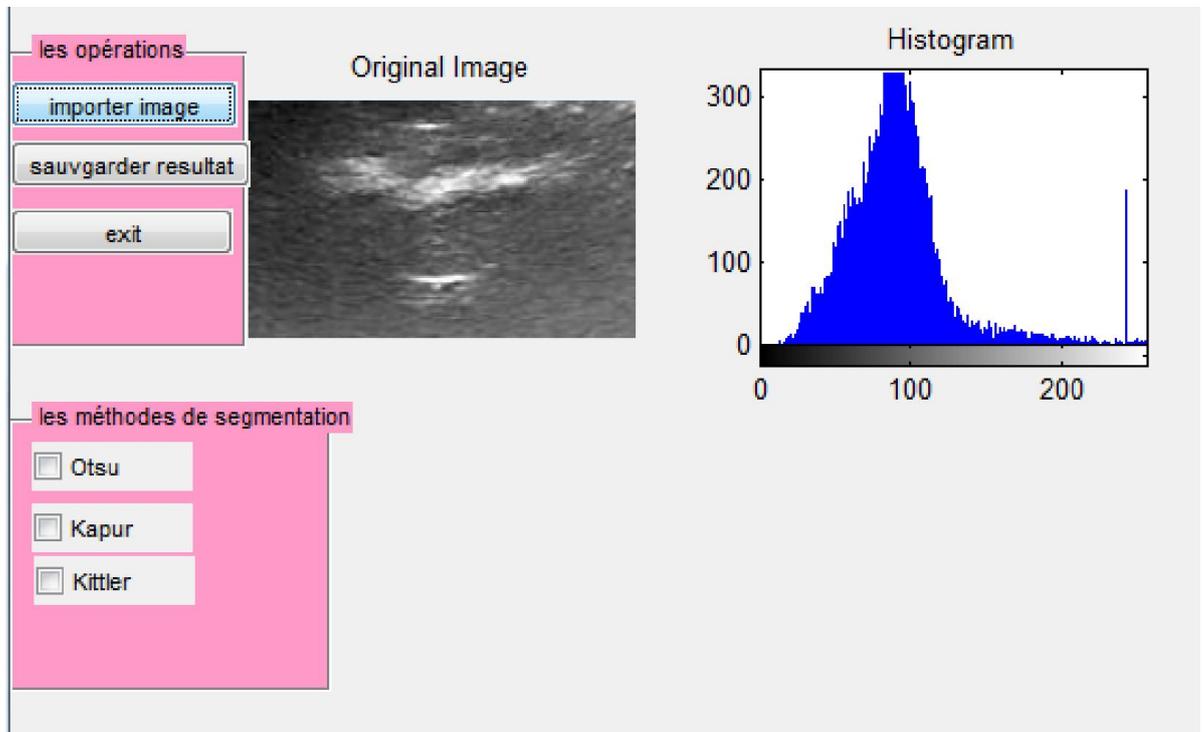


Figure 4.4 : l'image et histogramme d'échographie.

Quand en clique sur sauvgarder res cette boton sauvgarder les résultats des méthodes de segmentations, , la foncenment de cette boton existe dans l'annexe.

Quand en clique sur exit on a le choix de rester ou quitter le système, , la foncenment de cette boton existe dans l'annexe.

- Les méthodes de segmentation : otsu , kapur et kittler
 - la fonction de la méthodes otsu (annexe).
 - la fonction de la méthodes kapur (annexe).
 - la fonction de la méthodes kittler (annexe).

Chapitre 4 : Implémentation et résultats

Si on choisit otsu on obtient le résultat avec les métriques:

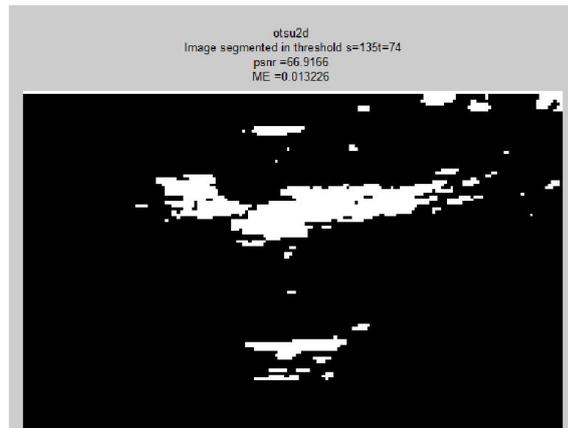


Figure 4.5 : méthode d'otsu.

Si on choisit kapure on obtient le résultat avec les métriques:

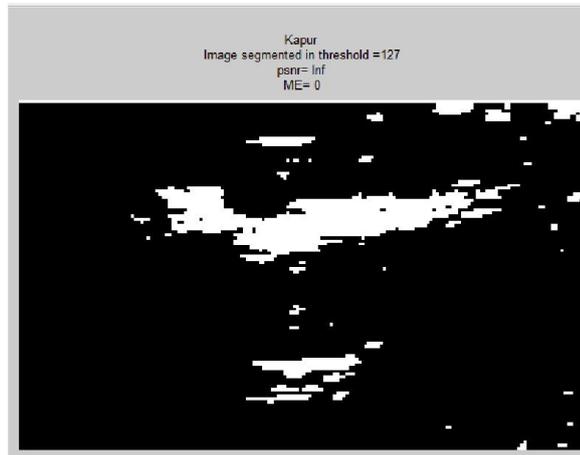


Figure 4.6 : méthode de kapur.

Si on choisit kittler on obtient le résultat avec les métriques:

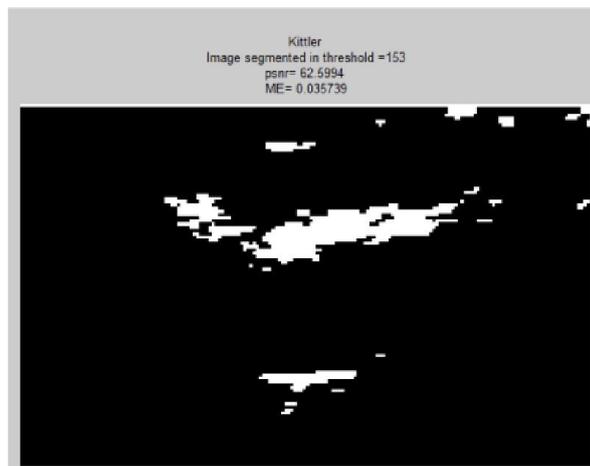


Figure 4.7 : méthode de kittler.

Chapitre 4 : Implémentation et résultats

Voila résultat globale de système :

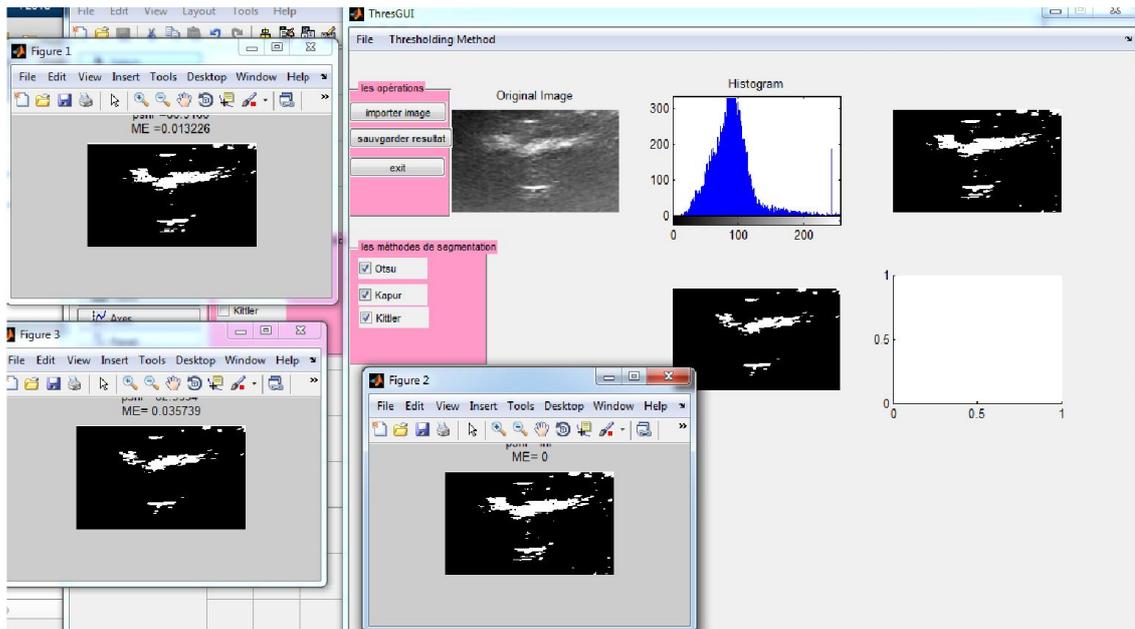


Figure 4.8 : résultat globale d'un echo de personne n'est pas malade.

Toutes les résultats précédentes sont des résultats de personne ne prend pas la maladie, les résultats suivantes sont des résultats de personne qui prend la maladie :

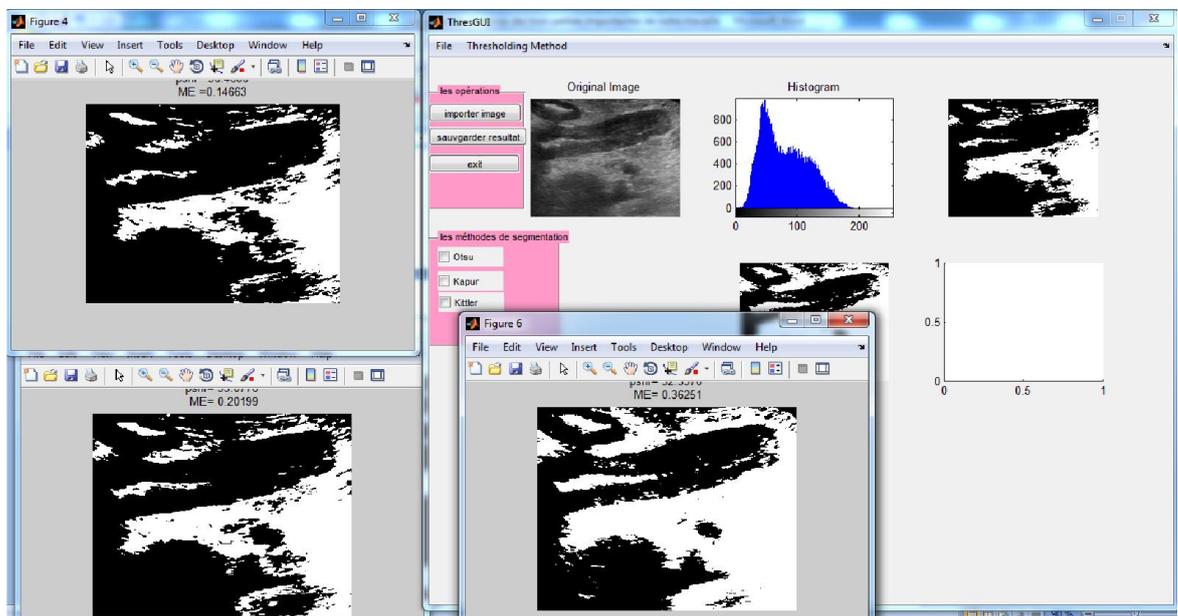


Figure 4.9 : résultat globale d'un echo de personne malade.

Chapitre 4 : Implémentation et résultats

5. Interprétation des résultats :

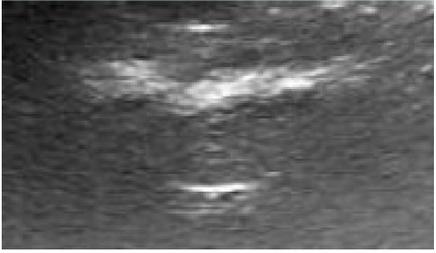
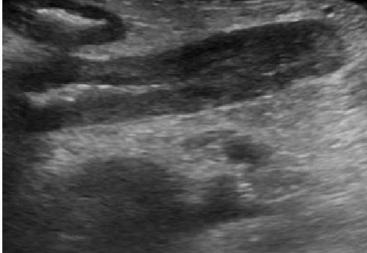
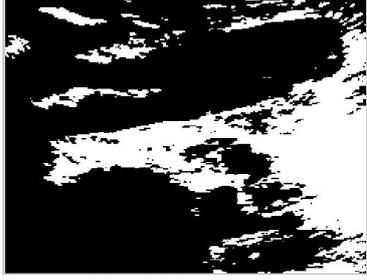
	Personne n'est pas malade	Personne malade
Image original		
Méthode d'otsu et les métriques	 Psnr= 66.9166 ME=0.013226	 Psnr= 56.4686 ME=0.14663
Méthode de kapur et les métriques	 Psnr= Inf ME=0	 Psnr=55.0776 ME=0.20199
Méthode de kittler et les métriques	 Psnr=62.5994 ME=0.035739	 Psnr=52.5376 ME=0.36251

Tableau 4.1 : comparaison entre deux personnes avec les différentes méthodes.

A partir le tableau précédent on peut remarquer la différence entre un échographie de personne malade et un autre qui ne prend pas la maladie grâce a les méthodes de segmentation d'image et les mesure de métriques par exemple pour un pesonne malade on a ME=0.36251, Psnr=52.5376 et pour un personne n'est pas malade ME=0.035739, Psnr=62.5994 dans la méthode de kittler.

Chapitre 4 : Implémentation et résultats

On peut remarquer aussi et clairement dans toutes les méthodes que les points blanc est prédominante que les points noire pour une personne malade par rapport a une personne n'est pas malade les points noire est la prédominante. C'est-à-dire que la paroi du colon est bien définie en raison des points blanc pour une personne n'est pas malade par rapport a une personne qui malade.

6.Conclusion

On peut prendre une décision si la personne est malade ou non a partir les résultats des méthodes de segmentation d'image et les mesures de métrique comme nous avons vue.

Conclusion générale

Conclusion générale

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

Nous avons présente aussi quelle que méthodes de segmentation basées sur le seuillage globale d'histogrammes, ces méthodes ont une importance pour développer la maladie, nous nous intéressant dans notre mémoire a la maladie de colon c'est une maladie célèbre qui touche la majorité des personnes et nous avons essaie a expliquer ces méthodes et leur fonctionnement pour prendre une décision exacte sur la maladie.

Nous concluons que la recherche de prendre une décision si la personne malade ou non a partir les méthodes de segmentation d'image d'échographie est claire et facile basons sur l'image résultant a partir ces méthodes et les mesures de métriques.

Bibliographie

bibliographie

- [1]. <https://www.inserm.fr/information-en-sante/dossiers-information/maladies-inflammatoires-chroniques-intestin-mici>, 11.01.2021,20 :19
- [2]. <https://www.msmanuals.com/fr/accueil/troubles-digestifs/maladies-inflammatoires-chroniques-de-l-intestin-mici/présentation-de-la-maladie-inflammatoire-chronique-de-l-intestin-mici?fbclid=IwAR1ylZVdnLvTV3pk1Y2ueDBalakfArgxCJJCQJ7Ubloly0dX4NCmFIBfrF0>, 11.01.2021,20 :19
- [3]. Maladie de Crohn et rectocolite hémorragique, Support de Cours, Université Médicale Virtuelle Francophone ,**2008-2009**
- [4]. DIRAMI Ahmed , Segmentation d'images bruitées utilisant la dérivée topologique, these de doctorat, Département Automatique, Faculté De Génie Electrique Et D'informatique, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2012-2013.
- [5]. ABDELLI OUARDIA, Segmentation d'images par seuillage d'histogrammes bidimensionnels, MEMOIRE DE MAGISTER, Département Automatique, Faculté De Génie Electrique Et D'informatique, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2010-2011.
- [6]. Belmerabet Sarra & Bardjak Nawal, Segmentation d'image, Mémoire MASTER, Filière Informatique, Option Vision artificielle, Département des Mathématiques et Informatique , Faculté des Sciences Exactes et Sciences de la Nature et de la Vie , Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2016-2017
- [7]. MEZIANI ROZA & BOUNIF KATIA, Segmentation d'image couleur par seuillage d'histogrammes, Mémoire MASTER, Filière Génie électrique, Option Électronique biomédicale, Département Génie électrique , Faculté Du Génie Electrique Et D'informatique, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2016-2017
- [8]. Amel OURAHMOUNE , Segmentation d'images échographiques de l'os, Mémoire MASTER, Spécialité Informatique mobile , FACULTE D'ELECTRONIQUE , UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE « HOUARI BOUMEDIEN », 2008-2009.
- [9]. KATEB NOUR, Evaluation parallèle des méthodes de segmentation d'images, Mémoire MASTER, Spécialité Image et Vie Artificielle, Département d'informatique, Faculté des Sciences Exactes, des Sciences de la Nature et de la Vie, Université Mohamed Khider – BISKRA, 2019-2020

bibliographie

[10]. NORAYATI NORDIN et autres, Mesure de l'épaisseur de paroi du côlon sur la segmentation d'image par ultrasons, Progrès dans l'environnement ,la biotechnologie et la biomédecine, NUGRAHA PRIYA UTAMA, EKO SUPRIYANTO Advanced,Diagnosics and E-Health Research Group Alliance de recherche en biotechnologie,Universiti Teknologi Malaisie,Skudai, Johor.

[11]. Gelu IONESCU, Segmentation et recalage d'images échographiques par utilisation de connaissances physiologiques et morphologiques, THESE de Docteur de l'Université Joseph Fourier - Grenoble I, Spécialité : Modèles et Instruments en Médecine et Biologie, laboratoire TIMC-IMAG,1998/1999.

Annexe (code source)

Annexe (code source)

```
function varargout = ThresGUI(varargin)
%
% THRESGUI
%
% THRESGUI IS A GUI CREATED TO VISUALIZATION OF THRESHOLDING PROCESS OF
AN
% IMAGE. YOU CAN CHOICE THE THRESHOLDING METHOD OR ARBITRARY THRESHOLDS.
% THE THRESHOLDING METHODS AVAILIABLE ARE:
% .KAPUR
% OTSU
%Kittler
% REQUIREMENTS: MATLAB 7.0, RELEASE 14.
%
% CREATED BY:
% IVAN DARIO ORDOÑEZ SEPULVEDA
% CHEMICAL ENGINEER, 2006
%
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',  gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @ThresGUI_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',  @ThresGUI_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',   [] , ...
                  'gui_Callback',    []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code - DO NOT EDIT

function ThresGUI_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = ThresGUI_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

%=====
%==
function CargarImagen(handles)
global Archivo NameArchivo ImagenGris
global ImagenUmbral

subplot(3,3,1);img=imread(Archivo);imshow(img);title('Original
Image');axis off
```

Annexe (code source)

```
try
    if Esgray(img)==0
        imggris=rgb2gray(img);
    else
        imggris=img;
    end %if
catch
    errordlg('Error during image processing','Threshold
GUI');error('Error during image processing')
end %try
subplot(3,3,2);imhist(imggris);title('Histogram')
ImagenGris=imggris;
=====
==
function CargarImagens(handles)
=====
==
global Archivo NameArchivo ImagenGris globlength
global ImagenUmbral
global img M
M=0;
kk=1;
for i=1:globlength
    img{i}=imread(char(Archivo(i)));
    try
        if Esgray(img{i})==0
            imggris=rgb2gray(img{i});
        else
            imggris=img{i};
        end %if
    catch
        errordlg('Error during image processing','Threshold
GUI');error('Error during image processing')
    end%try

    ImagenGris=imggris;
    Umbral = kittler1(ImagenGris);
    imgUmbral=im2bw(ImagenGris,Umbral);
    ImagenUmbral=imgUmbral;
    Nrmimg=ImagenGris/255;
    psnr1 = PSNR(Nrmimg,ImagenUmbral);
    me1=ME(Nrmimg,ImagenUmbral);

    Umbral = OTSU(ImagenGris);
    imgUmbral=im2bw(ImagenGris,Umbral);
    ImagenUmbral=imgUmbral;
    Nrmimg=ImagenGris/255;
    psnr2 = PSNR(Nrmimg,ImagenUmbral) ;
    me2=ME(Nrmimg,ImagenUmbral);
    Umbral = Kapur1(ImagenGris);
    imgUmbral=im2bw(ImagenGris,Umbral);
    ImagenUmbral=imgUmbral;
    Nrmimg=ImagenGris/255;
    psnr3 = PSNR(Nrmimg,ImagenUmbral) ;
    me3=ME(Nrmimg,ImagenUmbral);
    imgUmbral=otsu2d(ImagenGris);
```

Annexe (code source)

```

ImagenUmbral=imgUmbral;
Nrmimg=ImagenGris/255;
psnr4 = PSNR(Nrmimg,ImagenUmbral) ;
me4=ME(Nrmimg,ImagenUmbral) ;
color = mean(mean(reshape(img{i}, size(img{i},1) * size(img{i},2),
size(img{i},3))));
hist=imhist(ImageGris);
moyGL=0;
for ii=1:255
    moyGL=moyGL+(hist(ii)*ii);
    %moyene de histogramme de limage gray
end
moyGL=moyGL/(size(ImageGris,1)*size(ImageGris,2));
glcm = graycomatrix(ImageGris); %calcul la matrice de cooccurance
stats = graycoprops(glcm ,
{'contrast', 'correlation', 'Homogeneity', 'energy'});
columnName = {'image', 'methode', 'psnr', 'me', 'color', 'moyGL',
'contrast', 'correlation', 'Homogeneity', 'energy'};
dat1={char(Archivo(i)) 'KITTLER' num2str(psnr1) num2str(me1)
num2str(color) num2str(moyGL), ...
    num2str(stats.Contrast) num2str(stats.Correlation)
num2str(stats.Homogeneity) num2str(stats.Energy)};
dat(kk, :)=dat1;
dat2={char(Archivo(i)) 'otsu' num2str(psnr2) num2str(me2)
num2str(color) num2str(moyGL), ...
    num2str(stats.Contrast) num2str(stats.Correlation)
num2str(stats.Homogeneity) num2str(stats.Energy)};
dat(end+1, :)=dat2;
dat3={char(Archivo(i)) 'KAPUR' num2str(psnr3) num2str(me3)
num2str(color) num2str(moyGL), ...
    num2str(stats.Contrast) num2str(stats.Correlation)
num2str(stats.Homogeneity) num2str(stats.Energy)};
dat(end+1, :)=dat3;
dat4={char(Archivo(i)) 'otsu2d' num2str(psnr4) num2str(me4)
num2str(color) num2str(moyGL), ...
    num2str(stats.Contrast) num2str(stats.Correlation)
num2str(stats.Homogeneity) num2str(stats.Energy)};
dat(end+1, :)=dat4;
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
kk=size(dat,1)+1;
end%for
t =uitable('Position', [25 300 4000 300],
'Data', dat, 'ColumnName', columnName);
%=====
==
function GraficarUmbral(Umbral,handles)
%=====
==
global ImagenGris ImagenUmbral
global M
global img
imgUmbral=im2bw(ImageGris,Umbral/255);
ImagenUmbral=imgUmbral;
Nrmimg=ImagenGris/255;
psnr = PSNR(Nrmimg,ImagenUmbral);
me=ME(Nrmimg,ImagenUmbral);
if M==1

```

Annexe (code source)

```
%subplot(3,2,3);
subplot(3,3,3);
imshow(imgUmbral)
figure,imshow(imgUmbral);
title({'Kapur';[' Image segmented in threshold =',int2str(Umbral)];
['psnr= ',num2str(psnr)];[' ME= ',num2str(me)]});

else
    if M==2
        %subplot(3,2,4);
        subplot(3,3,4);
        imshow(imgUmbral)
        figure,imshow(imgUmbral);
        title({'OTSU';[' Image segmented in threshold
=' ,int2str(Umbral)]; ['psnr= ',num2str(psnr)];[' ME= ',num2str(me)]});
    else
        if M==3
            % subplot(3,2,5);
            subplot(3,3,5);
            imshow(imgUmbral)
            figure,imshow(imgUmbral);
            title({'Kittler';[' Image segmented in threshold
=' ,int2str(Umbral)]; ['psnr= ',num2str(psnr)];[' ME= ',num2str(me)]});
        else
            if M==5
                % subplot(3,2,5);
                subplot(3,3,7);
                imshow(imgUmbral)
                figure,imshow(imgUmbral);
                title({'kittler_energy';[' Image segmented in threshold
=' ,int2str(Umbral)]; ['psnr= ',num2str(psnr)];[' ME= ',num2str(me)]});
            else
                if M==7
                    % subplot(3,2,5);
                    subplot(3,3,8);
                    imshow(imgUmbral)
                    figure,imshow(imgUmbral);
                    title({'kapur_energy';[' Image segmented in threshold
=' ,int2str(Umbral)]; ['psnr= ',num2str(psnr)];[' ME= ',num2str(me)]});
                end
            end
        end
    end

end

end

end

end
ImagenUmbral=imgUmbral;
=====
==
function GraficarHistograma(Umbral,handles)
=====
==
global ImagenGris
persistent H
subplot(3,3,2);imhist(ImagenGris);title('Histogram');
```

Annexe (code source)

```
function GraficarHistoUmbral(Umbral,handles)
GraficarHistograma(Umbral,handles)
GraficarUmbral(Umbral,handles)
function NoChecked(handles)
%=====
==

set(handles.kapur,'checked','off')
set(handles.OTSU,'checked','off')
set(handles.kittler,'checked','off')
set(handles.otsu2d,'checked','off')
set(handles.kittler_energ,'checked','off')
set(handles.otsu_energ,'checked','off')
set(handles.kapur_energ,'checked','off')
%=====
==

function umbral = Kapur1(Imagen)
%=====
==
%AUTOR OF THIS SUBROUTINE: BIOMEDICAL ENGINEERING RESEARCH GROUP - UIS
if ~Esgray(Imagen) %Validar si una
Imagen se encuentra en Escala de Grises o en color
    uiwait(msgbox('La Imagen no se encuentra en escala de
grises','Error','modal'))
    umbral = 0;
else
    [fil ,col] = size(Imagen);
    Pixeles = fil * col;
    h1 = imhist(Imagen);
    Pi = h1/Pixeles; %Calcular las
probabilidades de cada escala de gris
    Pt = zeros(256,1);
    Pt(1) = Pi(1);
    for i = 2:256 %Calcular la Función de
Probabilidad Acumulada
        Pt(i)=Pt(i-1)+Pi(i);
    end
    Hb = zeros(1,256); %Calcular Hb(u) y Hw(u)
donde la suma de los dos es máxima suponiendo un umbral
    Hw = zeros(1,256);
    for i = 1:256
        if Pt(i) > 0
            for j = 1 : i
                if Pi(j) > 0
                    Hb(i) = Hb(i) + ((Pi(j) / Pt(i)) * log(Pi(j) /
Pt(i)));
                end
            end
        end
    end

    for i = 1:256
        if (1-Pt(i)) > 0
            for j = i + 1 : 256
                if Pi(j) > 0
```

Annexe (code source)

```

                                Hw(i) = Hw(i) + ((Pi(j) / (1-Pt(i))) * log(Pi(j) /
(1-Pt(i)))));
                                end
                                end
                                end
                                end

                                Hb = -Hb;
                                Hw = -Hw;
                                H = Hb + Hw;
                                [a, b] = max(H(:));
                                umbral = b-1;
                                umbral = umbral/255;
end

%=====
==
function umbral = OTSU(Imagen)
%=====
==
%AUTOR OF THIS SUBROUTINE: BIOMEDICAL ENGINEERING RESEARCH GROUP - UIS
if ~Esgray(Imagen)                                     %Validar si una
Imagen se encuentra en Escala de Grises o en color
    uiwait(msgbox('La Imagen no se encuentra en escala de
grises', 'Error', 'modal'))
    umbral = 0;
else
    [~, umbral] = otsu(Imagen);
end
%.....%
function out=otsu2d(f)
global M ImagenGris

f=double(f);
[Height,Width]=size(f);
num=zeros(256,256);
g=zeros(size(f));
for m=1:Height
    for n=1:Width
        for u=-1:1
            for v=-1:1
                p=m+u;
                q=n+v;
                if (p<=0) | (p>Height)
                    p=m;
                end
                if (q<=0) | (q>Width)
                    q=n;
                end
                g(m,n)=g(m,n)+f(p,q);
            end
        end
    end
end
g(m,n)=uint8(g(m,n)/9);
g(m,n)=double(g(m,n));
i=f(m,n)+1;
j=g(m,n)+1;
num(i,j)=num(i,j)+1;

```

Annexe (code source)

```
end
end
p=num/numel(f);
clear q u v i j m n ;

w0=zeros(size(p)); %P=sum(Pij)
u0i=zeros(size(p)); %X=sum(i*Pij)
u0j=zeros(size(p)); %Y=sum(j*Pij)

w0(1,1)=p(1,1);
for i=2:256
    w0(1,i)=w0(1,i-1)+p(1,i);
    w0(i,1)=w0(i-1,1)+p(i,1);
end

u0i(1,1)=0;
for i=2:256
    u0i(1,i)=u0i(1,i-1)+(1-1)*p(1,i);
    u0i(i,1)=u0i(i-1,1)+(i-1)*p(i,1);
end

u0j(1,1)=0;
for i=2:256
    u0j(1,i)=u0j(1,i-1)+(i-1)*p(1,i);
    u0j(i,1)=u0j(i-1,1)+(1-1)*p(i,1);
end

for m=2:256
    for n=2:256
        w0(m,n)=w0(m-1,n)+w0(m,n-1)-w0(m-1,n-1)+p(m,n);
        u0i(m,n)=u0i(m-1,n)+u0i(m,n-1)-u0i(m-1,n-1)+(m-1)*p(m,n);
        u0j(m,n)=u0j(m-1,n)+u0j(m,n-1)-u0j(m-1,n-1)+(n-1)*p(m,n);
    end
end
clear m n i j;

uti=u0i(256,256);
utj=u0j(256,256);

w1=zeros(size(p));
uli=zeros(size(p));
ulj=zeros(size(p));
for i=1:256
    for j=1:256
        w1(i,j)=w0(256,256)-w0(256,j)-w0(i,256)+w0(i,j);
        uli(i,j)=u0i(256,256)-u0i(256,j)-u0i(i,256)+u0i(i,j);
        ulj(i,j)=u0j(256,256)-u0j(256,j)-u0j(i,256)+u0j(i,j);
    end
end

Sb=zeros(size(p));
for s=1:256
    for t=1:256
        a=(u0i(s,t)-uti*w0(s,t))^2+(u0j(s,t)-utj*w0(s,t))^2;
        b=(uli(s,t)-uti*w1(s,t))^2+(ulj(s,t)-utj*w1(s,t))^2;
```

Annexe (code source)

```
    if w0(s,t)==0 & w1(s,t)~=0
        Sb(s,t)=b/w1(s,t);
    elseif w1(s,t)==0 & w0(s,t)~=0
        Sb(s,t)=a/w0(s,t);
    elseif w1(s,t)==0 & w0(s,t)==0
        Sb(s,t)=0;
    else
        Sb(s,t)=a/w0(s,t)+b/w1(s,t);
    end
end
end
[max_c, imax] = max(abs(Sb(:)));
[s1,t1] = ind2sub(size(Sb),imax(1));

clear t s a b ;
s=s1-1;
t=t1-1;

out=zeros(Height,Width);
for i=1:Height
    for j=1:Width
        if f(i,j)>=s && g(i,j)>=t
            out(i,j)=1;
        end
    end
end
clear i j s1 t1 Height Width;

Nrmimg=ImagenGris/255;
psnr4 = PSNR(Nrmimg,out);
me=ME(Nrmimg,out);

if M==4
    subplot(3,3,6);
    figure,imshow(out);
    imshow(out);title({'otsu2d';[' Image segmented in threshold
s=',int2str(s), 't=',int2str(t)];['psnr =',num2str(psnr4)];['ME
=',num2str(me) ]});
end

function [T, V] = kittler(I, h, g)
% T = KITTLER(I) computes a global threshold (T) of the image I
% according to the method described by J. KITTLER and J. ILLINGWORTH.
%
% T = KITTLER([], H, G) computes a threshold for the image with
% histogram H. The second argument (optional) G can contain graylevel
% values for the histogram bins (defaults to 0:(length(H)-1))
%
%
% Author: Bob Pepin (bobpepin@gmail.com)
%

if ~isempty(I) %isempty :renvoie logique 1 (vrai) si A est un tableau
vide et logique 0 (faux) sinon.
```

Annexe (code source)

```
h = histc(I(:), 0:ceil(max(I(:))))); %histc: renvoie une matrice de
comptages colonne de l'histogramme ceil:arrondit les éléments de A aux
entiers les plus proches supérieures ou égales à A.
end
if nargin < 2 %nargin renvoie le nombre d'arguments d'entrée
transmis dans l'appel à la fonction en cours d'exécution.
g = (0:(length(h)-1))';
else
g = reshape(g, [], 1); %calculé la longueur de la dimension
représentée par le paramètre fictif [], de sorte que le produit des
dimensions est égal à numel (A).
end

C = cumsum(h);
M = cumsum(h .* g);
S = cumsum(h .* g.^2);
sigma_f = sqrt(S ./ C - (M./C).^2);

Cb = C(end) - C;
Mb = M(end) - M;
Sb = S(end) - S;
sigma_b = sqrt(Sb ./ Cb - (Mb./Cb).^2);

P = C ./ C(end);

V = P .* log(sigma_f) + (1-P).*log(sigma_b) - P.*log(P) - (1-P).*log(1-
P);

V(~isfinite(V)) = Inf; %isfinite (V) retourne un tableau de
la même taille que V contenant 1 logique (vrai) où les éléments du
tableau V sont finis et logique 0 (faux) où ils sont infinis ou NaN
[~, idx] = min(V);
T = g(idx);

end

function umbral = kittler1(Imagen)
%=====
%
%AUTOR OF THIS SUBROUTINE: BIOMEDICAL ENGINEERING RESEARCH GROUP - UIS
if ~Esgray(Imagen) %Validar si una
Imagen se encuentra en Escala de Grises o en color
uiwait(msgbox('La Imagen no se encuentra en escala de
grises', 'Error', 'modal'))
umbral = 0;
else
umbral = kittler(Imagen);
umbral=umbral/256;

end
%=====
%
function y = Esgray(x)
%=====
%=====
```

Annexe (code source)

```
y = ndims(x)==2 && ~isempty(x)
if islogical(x)
    y = false;
elseif ~isa(x, 'uint8') && ~isa(x, 'uint16') && y
    % At first just test a small chunk to get a possible quick negative
    [m,n] = size(x);
    chunk = x(1:min(m,10),1:min(n,10));
    y = min(chunk(:))>=0 && max(chunk(:))<=1;
    % If the chunk is an intensity image, test the whole image
    if y
        y = min(x(:))>=0 && max(x(:))<=1;
    end
end
end
=====
function psnr = PSNR(X,Y)
[M,N]=size(X);
m=double(0);
X=cast(X,'double');
Y=cast(Y,'double');
for i=1:M
    for j=1:N
        m=m+((X(i,j)-Y(i,j))^2);
    end
end
end
m=m/(M*N);
psnr=10*log10(255*255/m);
=====
function ME = ME(I,G)
ME = 1 - (nnz(~I & ~ G) + nnz(I & G))/(numel(I));
=====
function TipoSegmentacion_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to TipoSegmentacion (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% --- Executes on button press in pushbutton5.
function pushbutton5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global Archivo NameArchivo
%[NameArchivo,PathArchivo] = uigetfile({'*.jpg';, '*.tif';, '*.gif';,
'*.bmp';, '*.png';, ...
%     '*.hdf';, '*.pcx';, '*.xwd';, '*.ico';, '*.cur';, '*.ras';, ...
%     '*.pbm';, '*.pgm';, '*.ppm'});

set(handles.Save,'enable','off')
set(handles.TipoSegmentacion,'enable','off')
[NameArchivo,PathArchivo] = uigetfile({'*.jpg;*.tif;*.gif;*.bmp;*.png;
*.hdf;*.pcx;*.xwd;*.ico;*.cur;*.ras;*.pbm;*.pgm;*.ppm;*.dcm'});
if ~isequal(NameArchivo, 0)
    Archivo=[PathArchivo,NameArchivo];
    CargarImagen(handles)
    set(handles.Save,'enable','on')
    set(handles.TipoSegmentacion,'enable','on')
```

Annexe (code source)

```
end
% --- Executes on button press in checkbox3.
function checkbox3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to checkbox3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hint: get(hObject,'Value') returns toggle state of checkbox3
global ImagenGris
global M
M=4;
NoChecked(handles)
set(handles.otsu2d, 'checked', 'on')
otsu2d(ImagenGris);

% --- Executes on button press in checkbox4.
function checkbox4_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to checkbox4 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
% Hint: get(hObject,'Value') returns toggle state of checkbox4
global ImagenGris
global M
M=1;
NoChecked(handles)
set(handles.kapur, 'checked', 'on')
Umbral = Kapur1(ImagenGris)*255;
GraficarUmbral(Umbral,handles)

% --- Executes on button press in checkbox5.
function checkbox5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to checkbox5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Hint: get(hObject,'Value') returns toggle state of checkbox5
global ImagenGris
global M
M=3;
NoChecked(handles)
set(handles.kittler, 'checked', 'on')
Umbral = kittler1(ImagenGris)*255;
GraficarUmbral(Umbral,handles)

% --- Executes on button press in pushbutton6.
function pushbutton6_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton6 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global Archivo NameArchivo globlength
%[NameArchivo,PathArchivo] = uigetfile({'*.jpg';, '*.tif';, '*.gif';,
'*.bmp';, '*.png';, ...
%   '*.hdf';, '*.pcx';, '*.xwd';, '*.ico';, '*.cur';, '*.ras';, ...
%   '*.pbm';, '*.pgm';, '*.ppm'});
```

Annexe (code source)

```
set(handles.Save,'enable','off')
set(handles.TipoSegmentacion,'enable','off')
[NameArchivo,PathArchivo] = uigetfile({'*.jpg;*.tif;*.gif;*.bmp;*.png;
*.hdf;*.pcx;*.xwd;*.ico;*.cur;*.ras;*.pbm;*.pgm;*.ppm'},'MultiSelect',
'on');
if ~isequal(NameArchivo, 0)
    Archivo(:)=[];
    globlength=length(NameArchivo);
    for i=1:globlength
        arc=char([PathArchivo,char(NameArchivo(i))]);
        Archivo{i}=arc;
    end
    CargarImagens(handles)

end

% --- Executes on button press in pushbutton7.
function pushbutton7_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton7 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
global ImagenUmbral
if isempty(ImagenUmbral)==1,msgbox('Doesn't exist an image');return,end
[filename,pathname] = uiputfile({'*.jpg',, '*.tif',, '*.gif',, '*.bmp',,
'*.png',, ...
'*.hdf',, '*.pcx',, '*.xwd',, '*.ico',, '*.cur',, '*.ras',, ...
'*.pbm',, '*.pgm',, '*.ppm'},'Save file name');
if isequal(filename,0) | isequal(pathname,0)
    errordlg('Saving canceled','Threshold GUI'); error('Saving canceled')
else
    try
        imwrite(ImagenUmbral,[pathname,filename]);
    catch
        errordlg('Error during saving','Threshold GUI'),error('Error
during saving')
    end %try
end %if

% --- Executes on button press in pushbutton8.
function pushbutton8_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton8 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
selection = questdlg(['Close ' get(handles.figure1,'Name') '?'],...
                    ['Close ' get(handles.figure1,'Name') '...'],...
                    'Yes','No','Yes');
if strcmp(selection,'No')
    return;
end
delete(handles.figure1)

% --- Executes during object creation, after setting all properties.
function AxesImagen_CreateFcn(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to AxesImagen (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
```

Annexe (code source)

```
% handles      empty - handles not created until after all CreateFcns  
called
```

```
% Hint: place code in OpeningFcn to populate AxesImagen
```

```
k=imread('colon2.jpg')  
imshow(k, 'Border', 'tight')
```