

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE**  
**SCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA**

FACULTE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT ELECTRONIQUE

N° : .....



DOMAINE : Electronique

FILIERE : Instrumentation

OPTION : Instrumentation

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

**Par : LAMICHE hamza**

**Intitulé**

**Segmentation des images aux niveaux**  
**de gris par les lignes de partage des eaux**  
**(LPE)**

**Soutenu devant le jury composé de :**

Dr : M.Benhacene

Université de M'sila

Président

Dr : L.LAALAOUI

Université de M'sila

Rapporteur

Dr : O.Guichi

Université de M'sila

Examineur

**Année universitaire : 2018 /2019**

# Remerciements

---

*Je remercie :*

*En premier, Allah*

*ET*

*Mon encadreur Dr. LAALAOUI Lahouaoui*

*ET*

*BOUROUBI Abdenour*

*Et*

*SAADI Abdelhamid*

*" Je dédie ce travail à :*

*Mes chers parents...*

*Ma chère épouse...*

*Mon petit-fils Zakaria...*

*Toute la famille...*

*Et tous mes amis...*

*Toute l'équipe de Teracom*

*H.LAMICHE...."*

---

## Sommaire

Introduction générale	6
<b>Chapitre I : Généralité sur la Segmentation d'image</b>	
I.1. Introduction	10
I.2. Définition d'image	10
I.3. Topologie de l'image	11
I.4. Représentation des images numériques	11
I.5. Définition et résolution des images	12
I.6. Image en niveaux de gris	13
I.7. Image couleur	14
I.8. Histogramme d'une image	14
I.9. Chaîne de traitement d'images	15
I.10. Segmentation d'image	15
I.10.1. Choix d'une technique de segmentation	16
I.10.2. Objectifs de la segmentation	16
I.10.3. Méthodes de segmentation	16
I.10.3.1. Approche contours	17
I.10.3.1.1. Processus « classique » de détection de contours	17
I.10.3.1.2. Méthodes d'approche Contour	18
I.10.3.2. Approche régions	19
I.10.3.3. Approche par classification de pixels	19
<b>Chapitre II : Segmentation par les lignes de partage des eaux (LPE)</b>	
II.1. Introduction	21
II.2. Algorithme de LPE	21
II.3. Définition LPE	22
II.4. Principe de (LPE)	23
II.5. Différentes mises en œuvre	27
II.5.1. LPE par immersion	28
II.5.2. LPE par distance topographique	31
Conclusion	33

## **Chapitre III : Résultat de l'algorithme de segmentation par LPE**

III.1. Introduction	35
III.2. Généralités sur l'anatomie et la cytologie pathologique	35
III.3. Description d'images	36
III.4. Résultats de la LPE	36
III.4.Application LPE sur autre image médicale	43
Conclusion	45
Conclusion général	46
ANNEXE 1	48
ANNEXE 2	49
Bibliographie	50

## Introduction général

La dernière décennie a été marquée par la publication d'un grand nombre d'articles dans le domaine de la recherche de **traitement d'images**. En effet, la mise à portée des systèmes d'acquisitions numériques de haute précision ainsi que la montée en puissance et en capacité de stockage des ordinateurs ont contribué au développement des systèmes d'aide à la décision dans le domaine de traitement d'images.

Le principal objectif de ces derniers consiste à obtenir une interprétation de l'image au niveau sémantique répondant aux différentes attentes des utilisateurs humains. Pour cela, de nombreux travaux ont été consacrés au développement de chaînes de traitement d'images basées essentiellement sur la segmentation. Un des plus grands domaines d'application de la segmentation est la **médecine**. Bien évidemment, il en existe d'autres parmi lesquels nous pouvons citer la **téledétection** qui est utilisée dans les domaines de la météo, la cartographie,

L'analyse des ressources terrestres et encore dans quelques applications militaires.

Dans ce contexte, nous sommes intéressés au traitement d'images dans le domaine médical où l'**image numérique** s'est imposée comme un support et une source d'information privilégiée. La multiplication des dispositifs d'acquisition d'images médicales ainsi que leur perfectionnement en termes de qualité d'image et de précision ont conduit à la production d'une quantité d'information de plus en plus volumineuse. Ceci a rendu difficile son exploitation manuellement et a nécessité de plus en plus de temps pour la traiter. D'où la nécessité du traitement d'images pour automatiser certaines tâches d'analyse.

Le traitement d'images s'inscrit alors dans un processus préliminaire destiné à préparer les images numériques à leur **interprétation**. Ceci revient à améliorer la qualité de l'image d'abord en se débarrassant des défauts provenant des capteurs lors de l'acquisition ou des conditions d'acquisition. Ensuite l'image est segmentée afin de d'identifier les objets d'intérêts nécessaires à son interprétation. Ceci permet d'extraire l'information sémantique contenue dans l'image qui servira ultérieurement à son exploitation par l'utilisateur.

Par conséquent, si l'on considère des images médicales formées des cellules différentes, l'amélioration de la qualité d'images revient à réaliser un filtrage pour éliminer le bruit provenant des imageurs ou de la numérisation. Le but de cette étape est de simplifier l'image de départ en fournissant une nouvelle image sur laquelle la segmentation sera appliquée. Cette dernière aura pour but de délimiter et de différencier les cellules présentes dans l'image. L'interprétation sera faite en se basant sur des connaissances a priori sur les cellules d'intérêts à extraire.

La segmentation d'images est une étape primordiale en traitement d'images puisqu'elle conditionne la qualité de l'interprétation. Dans le domaine médical, son but est de délimiter les structures anatomiques et pathologiques chez un patient d'une façon automatique. La segmentation automatique des cellules tumorales dans une grande base d'images est d'un grand intérêt: elle permet d'aider le médecin dans son diagnostic, en accélérant le processus d'analyse en détectant les cellules tumorales éventuellement oubliées. La segmentation automatique des cellules est aussi très utile pour l'extraction des caractéristiques de ces dernières telle que leur dimension permettant ainsi aux praticiens de déterminer le degré de gravité de la maladie. La segmentation automatique d'images est cependant une tâche difficile, du fait de la variabilité des images. Beaucoup de méthodes existantes dans la littérature donnent de bons résultats mais elles nécessitent des connaissances *a priori* qui sont généralement difficilement accessibles. En outre, les algorithmes de segmentation proposés dans la littérature nécessitent un choix délicat d'opérateurs à utiliser et un calcul compliqué de paramètres.

Les méthodes de segmentation proposées dans la littérature sont basées sur l'estimation ou le calcul de paramètres des opérateurs pour une application précise. Nous trouvons en générale des méthodes qui reposent sur des études statistiques, sur la morphologie mathématique ou sur des méthodes combinant les deux approches. Ces approches mixtes tendent à résoudre le problème de calcul de paramètres ou à le minimiser le plus possible. Ceci permet de constater qu'il n'existe pas une seule méthode de segmentation universelle applicable à tous les domaines.

Le but de ce travail est de trouver une méthode de segmentation qui permet de résoudre les problèmes du choix des opérateurs et des paramètres. Notre méthode est appliquée à l'image de cytologie: ses principes généraux cependant restent valables pour d'autres types d'images si ces derniers vérifient les mêmes conditions statistiques.

Dans cette mémoire, nous étudions les possibilités offertes par la morphologie mathématique. Des outils théoriques très puissants ont été mis au point dans ce domaine. Tout au long de ce travail nous essayons de n'utiliser que des opérateurs ne nécessitant que peu de paramètres afin de rendre l'algorithme le plus automatique possible.

La méthode de segmentation proposée est basée sur la modélisation de l'image par un graphe d'adjacence de régions (RAG) sur lequel des opérations d'ouverture et de fermeture morphologiques sont appliquées. Or, afin d'accélérer le processus de segmentation, nous choisissons d'abord de simplifier l'image en utilisant la ligne de partage des eaux (LPE) qui constitue un des opérateurs basiques de la morphologie mathématique. Cet opérateur permet de donner la première partition de l'image en régions distinctes qui seront modélisées par le RAG.

Sur ce dernier les régions candidates sont fusionnées afin de former les objets d'intérêts recherchés dans l'image. Ainsi, nous combinons les différents opérateurs de la morphologie mathématique pour les adapter au domaine particulier que l'on souhaite étudier. Par conséquent,

cette combinaison donne à la segmentation une définition légèrement différente de celle que l'on trouve dans la littérature et qui consiste à obtenir une partition de l'image en région seulement.

Dans ce travail, nous adoptons d'abord l'approche de segmentation par la ligne de partage qui consiste à segmenter les composantes de l'image gris. Les résultats obtenus sont quantifiés et simplifiés en utilisant les techniques du traitement d'image. Afin d'accélérer l'algorithme de segmentation proposé.

Ce mémoire de mémoire est divisé en trois chapitres :

1. Le chapitre I concerne un travail de synthèse portant sur la segmentation d'images en régions. Généralité sur l'image et les différentes approches et techniques de traitement d'image.
2. Le chapitre II présente l'algorithme que nous proposons, de segmentation par les lignes de partage des eaux. Nous détaillons la définition, le principe, ainsi que les différentes mises en œuvre de l'algorithme, sa réalisation et sa validation au travers d'images tests :
  - a. le premier module concerne la simplification de l'image en la transformant en une partition de régions disjointes.
  - b. le deuxième module montre la modélisation des régions obtenues, suite à l'application du module précédent, par un graphe d'adjacence de régions. Sur ce dernier, un algorithme de croissance des régions basé sur des opérations morphologiques est appliqué où la fusion des régions est faite en respectant un critère spectral donné. Afin de calculer ce dernier d'une façon automatique, nous présentons une nouvelle méthode de classification non supervisée dont le but sera de contrôler les opérations morphologiques.
  - c. le troisième module présente l'extraction des attributs des différents constituants de l'image.
3. Le chapitre III montre les résultats d'application de l'algorithme de segmentation par les lignes de partage des eaux, présenté dans le chapitre II. Nous choisissons de l'appliquer sur image microscopiques notamment l'image de cytologie.

---

# Chapitre I

---

**Généralité sur la Segmentation d'image**

## I.1. Introduction :

Dans ce chapitre nous savons abordé la définition principale de l'image et les type des images et les méthodes de segmentation l'image numérique.

Donc :

La vue nous permet de réaliser une large diversité de tâches. L'image est un modèle naturel des données d'entrée de notre système visuel [1] dont la structure anatomique de notre appareil visuel est d'une complexité considérable, mais les stades premiers de l'acquisition des stimuli visuels sont schématiquement simples. Suite à une transformation optique réalisée dans la partie antérieure du globe oculaire, le flot lumineux est projeté sur la rétine, où une image rétinienne se forme. La membrane rétinienne est tapissée de millions de cellules, appelées photorécepteurs, qui réagissent aux différentes longueurs d'onde de la lumière. Cette étude pourrait représenter un raccourci pour comprendre les systèmes de vision artificielle qui consiste à reproduire les processus visuels au moyen de machines.

Ci quoi la segmentation d'image ?

Avant de définir la Segmentation d'image, nous connaissons d'abord l'image.

## I.2. Définition d'image :

L'image est une représentation visuel d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. à la fin est une collection d'informations destinées à l'œil nu ou des machines électroniques permettant d'utiliser et d'extraire les informations.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $(x, y)$  de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et  $I$  est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [2].

### I.3. Topologie de l'image :

Dans le cadre du traitement d'images, le problème de la représentation des données est un point essentiel. Parmi les différents modèles de représentation d'images, nous pouvons distinguer en particulier les modèles considérant uniquement les données de l'image (pixels ou voxels) qui sont utilisés dans de nombreuses opérations de traitements d'images. Cependant, ces modèles ne représentent pas efficacement toutes les informations d'une image. La notion d'appartenance d'un élément de l'image à une zone, ou région, n'est pas mise en évidence par ces types de modèles. C'est pourquoi les modèles topologiques sont apparus dans les années 1970 avec l'apparition du premier modèle : les graphes d'adjacences de régions. Cependant, les graphes d'adjacences de régions ne représentant pas toutes les informations souhaitées pour mettre en œuvre des opérations d'analyse d'images, divers modèles ont été proposés de manière à les compléter et représenter ainsi de manière exhaustive les informations d'une image. On distingue deux types de voisinage, rectangulaire et hexagonal.

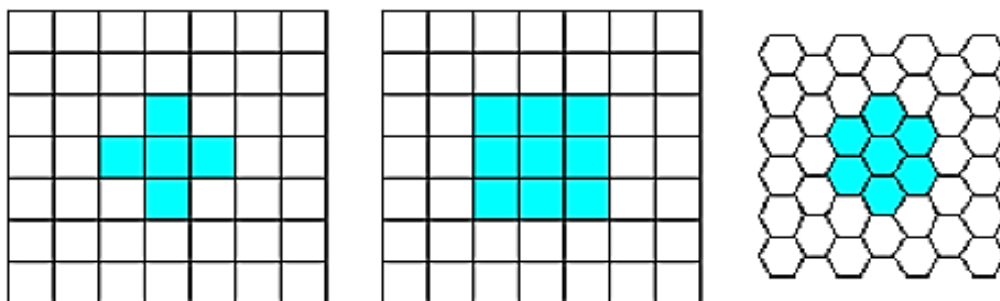


Figure I.1 : Les voisinages de gauche à droite :

**4-voisinage** sur réseau rectangulaire, **8-voisinage** sur réseau rectangulaire, **6-voisinage** sur réseau hexagonal.

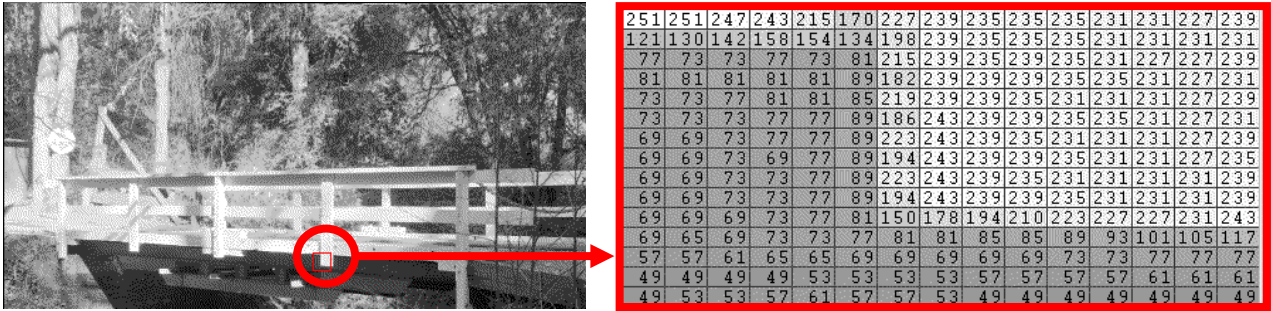
### I.4. Représentation des images numériques :

L'appellation « image numérique » désigne toute image (dessin, icône, photographie...) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire.

une image numérique est une matrice de pixels repérés par leur coordonnées (X,Y). S'il s'agit d'une image couleur, un pixel est codé par 3 composantes (R, G, B) (chacune comprise au sens large entre 0 et 255), représentant respectivement les "doses" de rouge, vert et bleu qui caractérisent la couleur du pixel. S'il s'agit d'une image en niveau de

gris, il est codé par 1 composante comprise au sens large entre 0 et 255, représentant la luminosité du pixel.

L'image numérique est une topologie d'une matrice des valeurs des pixels comme la Figure (I.2).



**Figure I.2 :** Morceau d'image en niveaux de gris à l'aide d'entiers compris entre 0 pour le noir et 255 pour le blanc

## I.5. Définition et résolution des images :

Les images matricielles sont également définies par leur définition et leur résolution.

La définition d'une image est définie par le nombre de points la composant. En image numérique, cela correspond au nombre de pixels qui composent l'image en hauteur (axe vertical) et en largeur (axe horizontal) : 200 pixels par 450 pixels par exemple, abrégé en « 200 × 450 ».

La résolution d'une image est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser (classiquement en ppp). Ce paramètre est défini lors de la numérisation (passage de l'image sous forme binaire), et dépend principalement des caractéristiques du matériel utilisé lors de la numérisation. Plus le nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser est élevé, plus la quantité d'information qui décrit cette structure est importante et plus la résolution est élevée. La résolution d'une image numérique définit le degré de détail de l'image. Ainsi, plus la résolution est élevée, meilleure est la restitution.

Cependant, pour une même dimension d'image, plus la résolution n'est élevée, plus le nombre de pixels composant l'image est grande Figure (I.3).

Le nombre de pixels est proportionnel au carré de la résolution, étant donné le caractère bidimensionnel de l'image, si la résolution est multipliée par deux, le nombre de pixels est multiplié par quatre. Augmenter la résolution peut entraîner des temps de visualisation et d'impression plus longs, et conduire à une taille trop importante du fichier contenant l'image et à de la place excessive occupée en mémoire.



**Figure I.3** Images différentes résolutions

### **I.6. Image en niveaux de gris :**

En général, les images en niveaux de gris (Figure I.4) sont des images de profondeur 8 bits donc chaque pixel peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle  $[0 \dots 255]$ , où la valeur 0 représente la brillance minimale (le noir) et 255 la brillance maximale (le blanc).

Ce type d'image est fréquemment utilisé pour reproduire des photos en noir et blanc ou du texte. Dans plusieurs applications professionnelles de photographie et d'impression ainsi qu'en médecine et astronomie, 8 bits par pixel n'est pas suffisant, pour cela il existe d'autres types d'images en niveaux de gris de profondeur 12, 14 ou 16 bits.

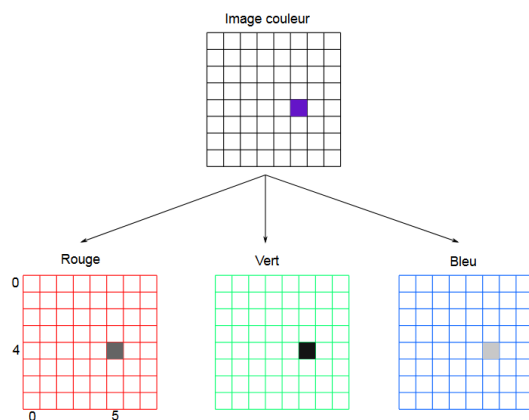


**Figure I.4 :** Image de Lina en niveaux de gris

## I.7. Image couleur :

L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est-à-dire que le mélange entre différentes couleurs donne une nouvelle couleur. La plupart des images couleurs sont basées sur trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), et utilisent typiquement 8 bits pour chaque composante de couleur, donc chaque pixel nécessite  $3 * 8 = 24$  bits pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle  $[0 \dots 255]$ .

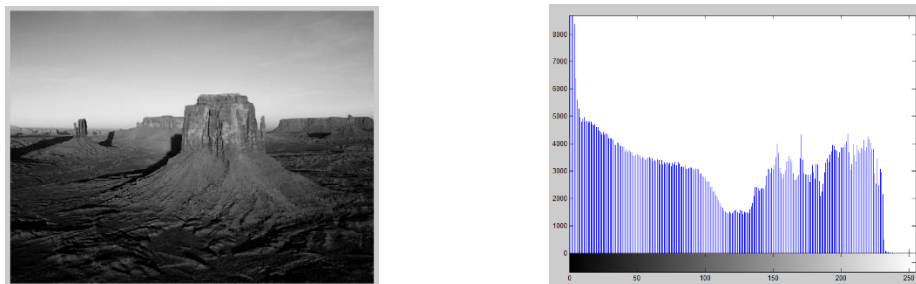
On peut convertir une image RVB en niveaux de gris selon plusieurs méthodes la plus simple est de faire **Gris = (Rouge+ Vert+ Bleu)/ 3**, c'est équivalent d'affecter la couleur gris à chacune.



**Figure I.5** : structure image en couleur

## I.8. Histogramme d'une image :

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est un graphique sous la forme d'une courbe qui met en valeur la répartition des pixels d'une image selon leur luminosité offrant ainsi une visualisation de l'exposition d'une photo. Un simple exemple est représenté sur la figure I.1 utilise l'instruction (**Imhist**) dans **MATHLAB**. [4]



**Figure I.6** : Une image avec son histogramme

## I.9. Chaîne de traitement d'images :

Le processus de traitement d'image se décompose en plusieurs étapes :

- **Acquisition d'une scène (image)** : permet de discrétiser l'image réelle afin d'être traitée par l'ordinateur.
- **Prétraitement** : permet d'améliorer la qualité de l'image acquise.
- **Segmentation** : La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image observée en un certain nombre de régions.

## I.10. La Segmentation d'image

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 mémoire 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 [1].

La segmentation d'image est une étape très importante et critique d'analyse d'image, donc une bonne segmentation d'image donnée une bonne analyse d'image car c'est à partir de l'image segmentée que les mesures sont effectuées pour l'extraction des paramètres discriminants en vue de la classification ou de l'interprétation. L'objectif de la segmentation est d'établir une description compacte et représentative de son contenu informationnel, plus exploitable que l'ensemble de ses points. Il s'agit de procéder à l'extraction d'indices visuels (Primitives) pertinents, suffisamment corrélés avec les entités qui composent la scène d'où l'image est prise. La diversité des travaux menés dans le but de la compréhension de la vision humaine montre la complexité de la notion d'indice visuel et qu'il est bien difficile d'en donner une définition précise. Un indice visuel peut être défini comme une information perceptible directement à partir de la visualisation de l'image (contours, régions).

### **I.10.1 Le choix d'une technique de segmentation :**

Le choix est lié à :

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

### **I.10.2 Objectifs de la segmentation :**

- Fournir des régions homogènes (selon un critère donné).
- Localiser de manière précise les contours des régions.
- L'étude et l'interprétation des structures anatomiques.
- Réduction de bruit. [5]

### **I.10.3. Les méthodes de segmentation :**

Le choix d'une méthode de segmentation est lié à plusieurs facteurs [4]. Comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contours, textures, ...etc.) et bien évidemment les contraintes d'exploitation (fonctionnement en temps réel, type, mémoire vive et physique disponible).

En effet dans la littérature, plusieurs manières de catégoriser les méthodes de segmentation d'images ont été proposées : Shankar [5] les a classées en quatre classes :

- a) Approche par contours ,
- b) Approche Pixels
- c) Approche régions
- d) Approche hybride.

Ameur [6] en deux Classes principales : Approche frontières et approche régions.

Guo [7], aussi en deux Classes : couleur et texture.

### I.10.3.1. Approche contours

De façon générale, un contour est défini comme étant la frontière entre deux régions. La détection de contours consiste à repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse.

Les méthodes de détection de contours donnent de bons résultats quand les contours de l'image sont bien définis. Cependant, dans le cas des images bruitées ou faiblement contrastées, les méthodes contours nécessitent une étape supplémentaire afin de fermer les bords des régions.

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un Changement brutal de l'intensité lumineuse. [8]

Dans l'approche " **contour** ", on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Il existe plusieurs méthodes de segmentation par contour qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, les méthodes Analytiques et les méthodes déformables.

#### I.10.3.1.1. Les processus « classique » de détection de contours :

Le processus classique de détecteur de contours suit les étapes suivantes **Figure (1.7)**:



**Figure I.7** : le processus classique de détecteur de contours.

- **La mise en évidence des contours** : C'est une étape important, elle permet de marquer les contours. Cette mise en évidence s'obtient par exemple par une différentiation (dérivation) de l'image.
- **La réduction des contours** : Elle agit de manière à ce que les contours mise en évidence ne fassent qu'un seul pixel d'épaisseur.
- **La binarisation des contours** : Elle permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef. Elle définit quels sont les contours que l'on considère comme importants et quels sont ceux que l'on rejette.
- **La description des contours** : Elle permet d'organiser les points de contours en structures simples tels les segments de droites, arcs de cercle, etc., et de détecter les contours fermés afin de les séparer.

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes utilisant l'approche contours, dans ce qui suit, nous allons présenter les plus importantes.

#### **I.10.3.1.2. Méthodes d'approche Contour :**

Il Ya plusieurs des méthodes de segmentation de conteurs .

##### **\* Méthodes dérivatives :**

Les méthodes dérivatives sont très faciles à l'implémentation ainsi que leur temps de calcul relativement court, et leur résultat satisfaisant pour des images non bruitées.

Leur inconvénient est qu'elles sont très sensibles au bruit.

##### **\* Les modèles déformables :**

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés, parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux. [3]

##### **\* Méthodes analytiques**

**a** -par Canny [9] a été proposé un filtre déterminé analytiquement.

**b** - **Approche de Deriche** : utilisé le filtre de de Deriche.

### **I.10.3.2. Approche régions**

Les approches régions ont pour but de mettre en évidence les régions homogènes de l'image. Il s'agit de rechercher des ensembles de pixels partageant des propriétés communes. Les régions sont différenciées entre elles par des propriétés élémentaires basées sur des critères locaux tels que le niveau de gris de chaque pixels, ou bien sur un attribut estimé dans le voisinage du pixel tel que la valeur moyenne, la variance ou des paramètres de texture.

Dans ce type de segmentation il y a plusieurs méthodes Nous les mentionnons :

- Segmentation par fusion de régions (**Merge**)
- Segmentation par division de régions (**Split**)
- Segmentation par division-fusion (**Split and Merge**)
- Croissance des régions
- Segmentation par classification
- Segmentation par seuillage

### **I.10.3.3. Approche par classification de pixels**

Ce type de méthode considère une région comme un ensemble de pixels connexes appartenant à une même classe. Elles supposent donc que les pixels qui appartiennent à une même région possèdent des caractéristiques similaires et forment un nuage de points dans l'espace des attributs.

---

# Chapitre II

---

**Segmentation par les lignes de partage des eaux (LPE)**

## Segmentation par les lignes de partage des eaux (LPE)

### II.1 Introduction :

La ligne de partage des eaux (LPE) est une notion qui apparaît dès le XIX<sup>ème</sup> siècle avec, notamment, les travaux de J. C. Maxwell. Un siècle plus tard, elle a été introduite par S. Beucher et C. Lantuéjoul pour la segmentation d'image. Elle constitue désormais l'un des principaux concepts de la Morphologie Mathématique et, dans ce cadre, elle est considérée comme un des opérateurs les plus puissants permettant de segmenter une image. Par exemple, une procédure typique en morphologie mathématique comprend une étape de filtrage de l'image, la détection des contours (gradient), le calcul de la LPE et un post-processing.

### II.2 Algorithme de LPE :

---

Algorithme 1 : Ligne de partage des eaux

---

#### Début

Calculer la courbure (ou une autre fonction de hauteur) pour chaque vertex  
Déterminer les plateaux « minimum » et les plateaux « non minimum » Trouver les minima locaux et attribuer à chacun un label différent Insérer tous les vertex minima dans les files qui correspondent à leur niveau de courbure

**Tant que** la FAH n'est pas vide faire

    Extraire un vertex x de la FAH

    Déterminer ses vertex voisins non étiquetés

**Pour chaque** voisin non étiquetés faire

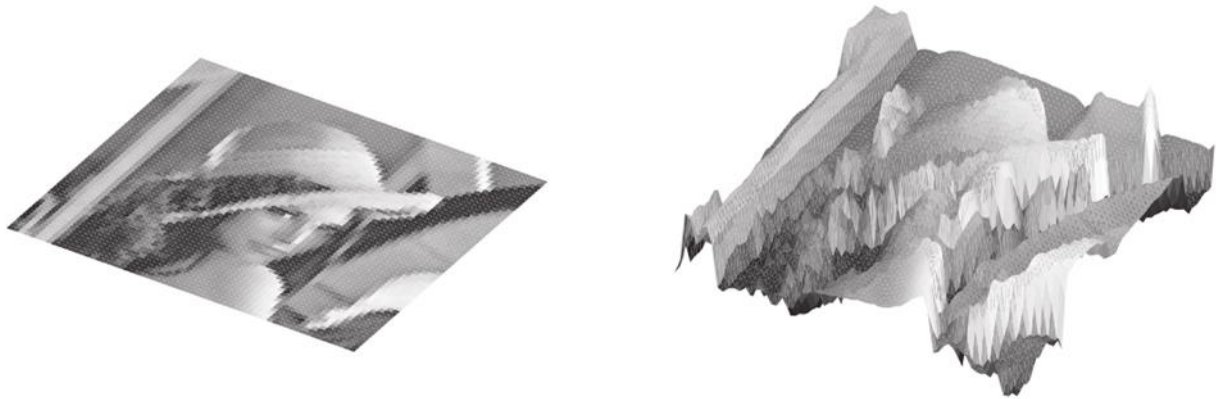
        Attribuer au voisin le même label que le vertex x [Insérer le voisin dans la FAH dans la file qui correspond à son niveau de courbure

#### Fin

---

### II.3. Définition LPE :

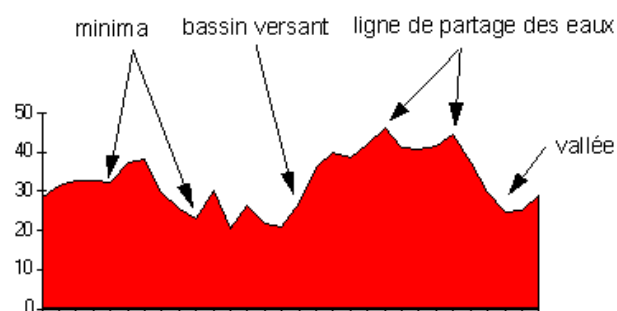
La ligne de partage des eaux (LPE) est une méthode de segmentation très utilisée pour les images 2D. Son principe repose sur le concept physique d'inondation. La LPE désigne une limite géographique qui divise une région en plusieurs bassins versants. Figure (II.1) présente la géographie de l'image de Lina .



**Figure II.1 : la géographie de l'image de Lina**

En morphologie mathématique, la LPE est un algorithme de segmentation dont l'objectif est la décomposition d'une image ou d'un objet en régions homogènes.

La ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants Figure (II.2).

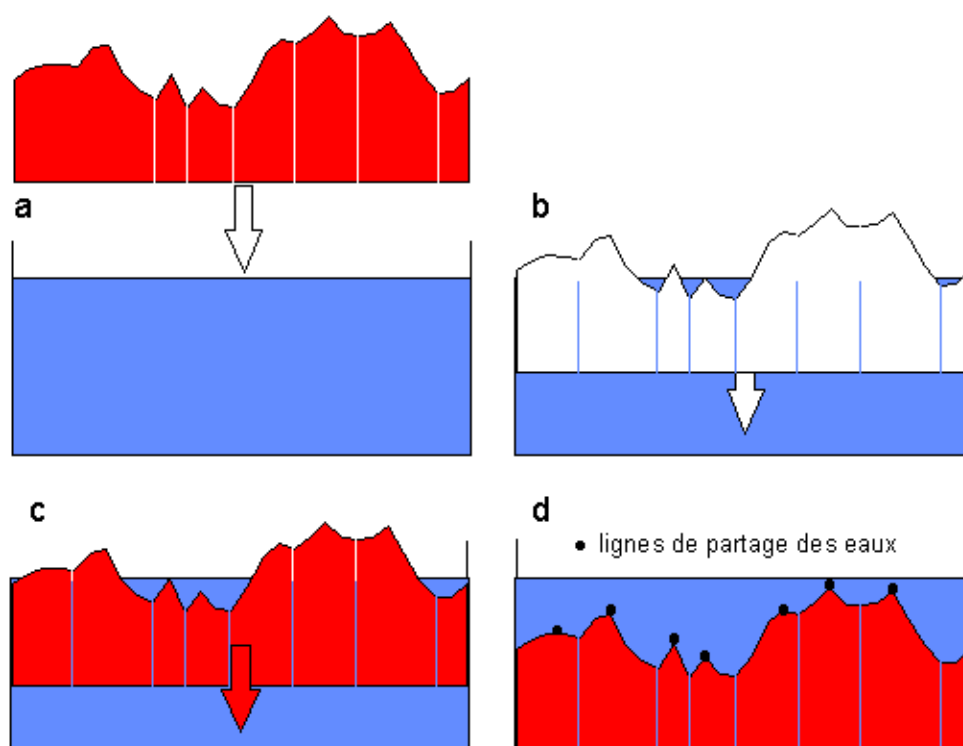


**Figure II.2** Représentation des minima et bassins versants.

## II.4. Principe de (LPE) :

La notion de LPE n'est pas purement issue de la morphologie mathématique, son origine provient de la topographie et de l'hydrogéologie. La thèse de [9] représente une étude incontournable de la LPE où les fondements mathématiques sont introduits.

Le principe de LPE, l'immersion d'un relief dans de l'eau, en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La ligne de partage des eaux est représentée par les points où deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion Figure (II.3).



**Figure II.3** présentation l'étape de LPE immersion

L'exemple typique du procédé de LPE correspond à l'association d'une image à un relief, où les niveaux de gris de l'image représentent l'altitude (voir Figure II.1). La LPE correspond à la crête formant la limite entre les deux bassins. L'exemple monodimensionnel de la (Figure II.2) représente une ligne d'une image, composée de pixels (points) et dont l'intensité des niveaux de gris correspond à la hauteur de points. Les minima sont les pixels ou les plateaux de pixels n'ayant pas de voisin de hauteur plus petite. Ils peuvent être utilisés pour initialiser le processus de LPE. Les bassins versants correspondent aux zones de pixels, appartenant potentiellement à un bassin, et qui vont être inondées. La LPE par inondation peut être

interprétée comme l'immersion progressive d'un relief dans de l'eau. Le relief est percé au niveau des minima ou bien des marqueurs s'ils ont été définis. L'eau s'écoule à partir des minima ou des marqueurs et remplit les bassins. Pour empêcher la réunion de deux bassins, une digue de séparation est construite en chaque point de contact. La LPE correspond à l'union de toutes les digues.

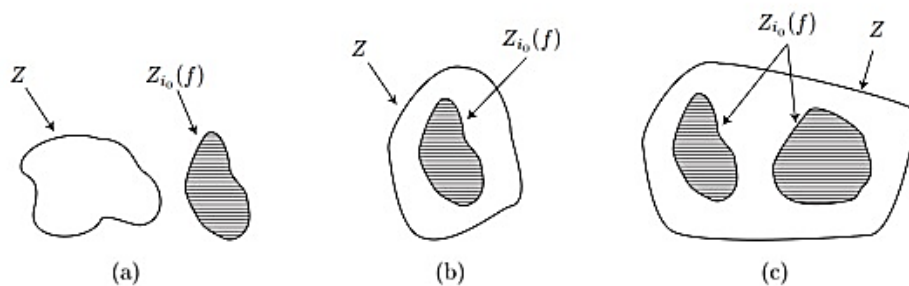
La définition de la ligne de partage des eaux en termes d'inondation (approche ascendante) permet l'interprétation directe de l'algorithme. Le principe repose sur la reconstruction des seuils successifs d'une fonction  $f$  à l'aide du squelette par zone d'influence géodésique (SKIZ) [10], [11].

Soit  $f$  une fonction et  $Z_i(f)$ , l'ensemble des points  $x$  d'altitude  $f(x)$  inférieure ou égale à  $i$ .

$$Z_i(f) = \{x : f(x) \leq i\} \quad (\text{II.1})$$

Soit  $i_0$  la plus petite altitude correspondant à un seuil  $Z(f)$  non vide.  $Z_{i_0}(f)$  peut avoir plusieurs composantes connexes, chacune d'elles étant alors par définition un minimum local de  $f$ . Pour  $Z_{i_0+1}(f)$ , le seuil immédiatement supérieur, nous avons :

$$Z_{i_0}(f) \subset Z_{i_0+1}(f) \quad (\text{II.2})$$

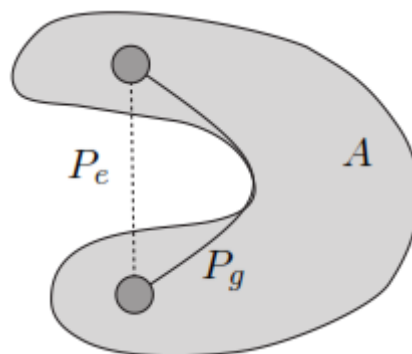


**Figure II.4** - Les trois relations d'inclusion possibles entre  $Z$  et  $Z_{i_0}(f)$ .

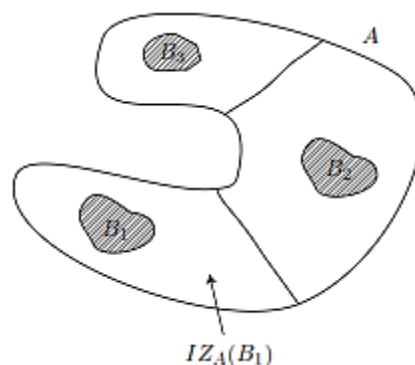
Soit  $Z$  une composante connexe de  $Z_{i_0+1}(f)$ . Il existe trois relations possibles entre  $Z$  et  $Z_{i_0}(f)$ :

- $Z \cap Z_{i_0}(f) = \emptyset$  :  $Z$  est un minimum régional de  $f$  à l'altitude  $i_0$  (Figure II.4(a)).
- $Z \cap Z_{i_0}(f)$  est non vide et connexe :  $Z$  représente le niveau  $(i_0 + 1)$  du lac produit par l'inondation du minimum régional de  $Z_{i_0}(f)$  n  $Z$  (Figure II.4(b)).
- $Z_{i_0}(f) \cap Z$  est non vide et formé de plusieurs composantes connexes :  $Z$  correspond à la réunion des eaux provenant des différents minima régionaux composant

$Z_{i_0}(f) \cap Z$ . Cette jonction n'étant pas autorisée, une LPE est construite pour séparer les différents lacs (Figure II.4(c)).



**Figure II.5 :** La distance géodésique  $P_g$  entre  $x$  et à l'intérieur de  $A$  correspond au chemin (compris dans  $A$ ) le plus court entre ces deux points. la distance  $P_e$  correspond à la distance euclidienne.



**Figure II.6 :** Zones d'influence géodésiques.  $IZ_A(B_i)$  correspond à la zone d'influence géodésique de l'élément  $B_i$  dans l'ensemble  $A$ .

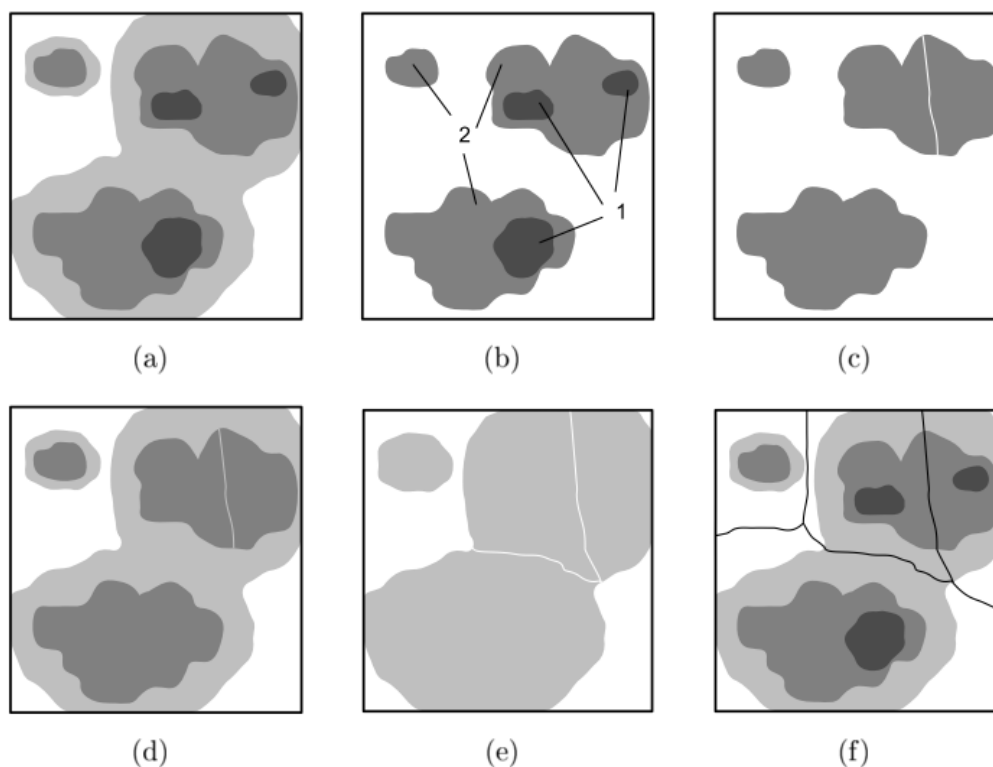
La création de LPE fait intervenir la construction de zones d'influences géodésiques de  $Z_{i_0}(f) \cap Z$  dans  $Z$ . La distance géodésique  $d_A(x, y)$  entre deux points  $x$  et  $y$  correspond au chemin le plus court, inclus dans  $A$ , reliant  $x$  et  $y$  (voir Figure II.5).

Soit  $A$ , un ensemble contenant un ensemble  $B$  composé des éléments  $B_1, B_2, \dots, B_k$ . La (Figure II.6) illustre la zone d'influence géodésique de l'élément  $B_i$  de  $B$  dans  $A$ . Cette zone d'influence géodésique se définit comme une collection de points dans  $A$  qui partagent la propriété d'avoir une distance géodésique à  $B_i$ , plus petite que la distance géodésique à n'importe quel autre élément de  $B$  :

$$IZ_A(B_i) = \{ p \in A, \forall j \in [1, k] / \{i\}, d_A(p, B_i) < d_A(p, B_j) \} \quad (\text{II.3})$$

Certains points ne peuvent pas être associés à une zone d'influence géodésique car ils sont à une distance égale des deux éléments de B. Ils constituent le squelette par zone d'influence (SKIZ) de B dans A, noté SKIZA(B) :

$$SKIZA(B) = A / IZ_A(B) \text{ avec } IZ_A(B) = \bigcup_{i=1}^k IZA(B_i) \quad (\text{II.4})$$



**Figure II.7** - Exemple de LPE par inondation. (a) Image initiale, (b) minima 1 et niveau suivant 2, (c) SKIZ géodésique de 1 dans 2, (d) niveau 2 diminué du lez SKIZ et niveau 3, (e) 2<sup>ème</sup> SKIZ, (f) LPE finale. (Image inspirée de [14])

Il est à remarquer que le SKIZ géodésique de B dans A ne sépare pas toujours les différentes zones d'influence géodésiques de façon hermétique. Le cas de deux points voisins ayant pu être associé à des zones d'influence géodésiques différentes en est un exemple. Chaque zone d'influence constitue un bassin versant associé à chaque minimum régional de  $Z_{i_0}(f) \cap Z$ . La Figure II.7 propose un exemple des différentes étapes de la construction de la LPE. A partir des minima de niveau 1, le SKIZ géodésique de 1 dans le niveau 2 est calculé. Le SKIZ est ensuite soustrait du niveau 2 qui compte alors quatre minima. Le SKIZ géodésique du niveau 2 dans 3 apparaît à l'étape (e) sur la Figure II.7 La dernière figure

représente la ligne de partage des eaux. Ces différentes étapes sont formalisées dans l'algorithme 5 avec les considérations suivantes :

- \*  $m_0(f)$  désigne les minima de  $f$  à l'altitude 0 et  $W_0$ , la section des bassins versants de  $f$  au même niveau.
- \*  $m_i(f)$  représente les minima de  $f$  à l'altitude  $i$ . Il s'agit de la différence entre le seuil  $i$  et la reconstruction géodésique  $R_{Z_i}(f)$  du seuil  $i-1$ .
- \*  $[SKIZ_{Z_i}(f)(W_{i-1})]$  représente le squelette par zone d'influence géodésique de  $W_{i-1}$ , section des bassins versants de  $f$  au niveau  $i-1$  dans le seuil de  $f$  au niveau  $i$ .
- \*  $W_N$  représente les bassins versant de  $f$ .

---

**Algorithme : Construction LPE ([beucher,1990])**

---

```

Début
   $W_0 = m_0(f)$ 
  Pour  $i \leftarrow 1$  à  $N$  faire
     $m_i(f) = Z_i(f) / R_{Z_i}(f) / Z_{i-1}(f)$ 
     $W_i = [SKIZ_{Z_i}(f)(W_{i-1})] \cup m_i(m_i(f))$ 
   $LPE(f) = W_N^c$ 
Fin

```

---

## II.5. Les différentes mises en œuvre :

La LPE est apparue dans les travaux de Digabel et Lantuéjoul, 1978 [12] et de Beucher et Lantuéjoul, 1979 [13]. Cet outil est très populaire en segmentation d'images 2D. Les caractéristiques utilisées sont les niveaux de gris, le gradient, la texture, etc. La LPE est classée parmi les méthodes de segmentation basées « régions ». Roerdink et Meijster [15] ont proposé une étude des différentes approches de segmentation d'images 2D par LPE. Les principales familles de méthodes sont abordées dans cette section.

### II.5.1. LPE par immersion :

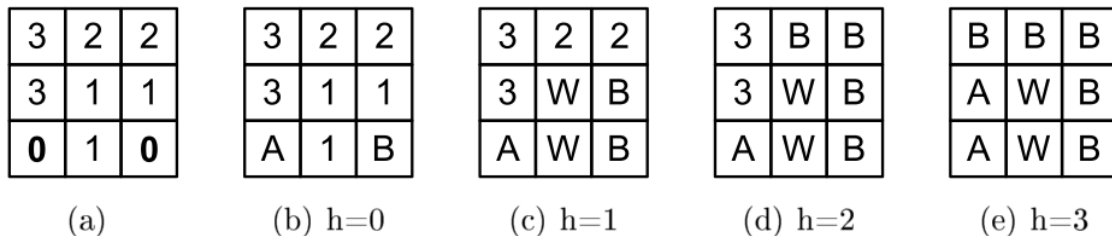
Un algorithme de LPE par simulation d'immersion a été proposé dans Vincent et Soille, [16]. Soit  $f : D \rightarrow \mathbb{N}$ , une image digitale en niveau de gris, avec  $h_{\min}$  et  $h_{\max}$  les valeurs minimum et maximum de  $f$ , Les minima de  $f$  sont associés à des bassins qui vont successivement grandir durant le procédé d'immersion. Soit l'ensemble  $X_h$  l'union des bassins calculés au niveau  $h$ . Un élément connecté au seuil  $Z_{h+1}$  au niveau  $h + 1$  peut être soit un minimum, soit une extension d'un bassin du niveau  $X_h$ . Le dernier cas entraîne le calcul de la zone d'influence géodésique de  $X_h$  à l'intérieur de  $Z_{h+1}$ . Il en résulte la mise à jour  $X_{h+1}$ . Soit l'ensemble  $MIN_h$  l'union de tous les minima à l'altitude  $h$ . Le même bloc d'instruction pour un niveau  $h$  variant de  $h_{\min}$  à  $h_{\max}$  :

$$X_{h_{\min}} = \{p \in D \mid f(p) = h_{\min}\} = Z_{h_{\min}}$$

$$X_{h+1} = MIN_{h+1} \cup \left( \frac{IZ_{h+1}(X_h)}{Z_h} \right), h \in [h_{\min}, h_{\max}-1] \quad (\text{II.4})$$

La ligne de partage des eaux de  $f$  correspond au complément de  $X_h$ , dans  $D$  :

$$LPE(f) = D \setminus X_{h_{\min}}$$



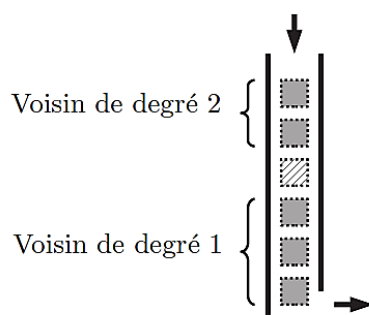
**Figure II.8** - LPE par immersion sur une grille d'éléments 4-connectés. (a) :

Image d'origine, (b-e) : Étapes de labellisation suivant l'algorithme (II.4) où A et B sont des labels de régions et W, le label de la LPE (Exemple tiré de Roerdink et Meijster, [17])

La **Figure II.8** propose un exemple de labellisation d'une image. L'illustration 3.7(a) correspond à l'image initiale dont les minima apparaissent en gras. Les autres figures définissent les niveaux d'inondation de  $h = 0$  à  $h = 3$ . Le terme «  $\setminus Z_h$  » de l'équation (2.4) assure qu'au niveau  $h+1$ , seuls les pixels dont l'intensité correspond à  $h+1$  sont ajoutés aux bassins existants. Cet algorithme ne garantit pas un SKIZ entièrement connecté comme le

montre la **Figure II.8** (e) où les pixels d'intensité 3 ont pu être associés aux bassins les plus proches.

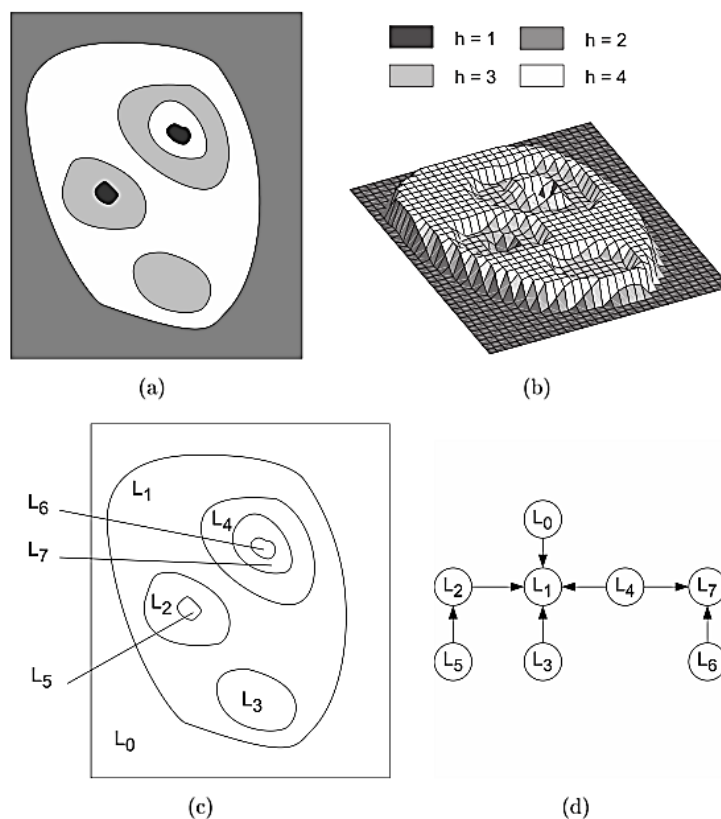
L'implémentation correspond, dans un premier temps, au tri des pixels par ordre croissant d'intensité et, dans un deuxième temps, à l'inondation niveau par niveau à partir des minima. Le procédé fait intervenir une file d'attente FIFO. L'algorithme traite les pixels niveau par niveau, de  $h_{\min}$ , à  $h_{\max}$ . Les pixels de la file d'attente sont analysés par rapport aux labels de leurs voisins. Lorsqu'un pixel de même niveau d'intensité non labellisé est rencontré, il est considéré comme appartenant à un plateau et est inséré dans la file derrière le pixel fictif qui signale une distance géodésique supérieure (voir Figure II.9)



**Figure II.9** : File d'attente FIFO pour le traitement des pixels de niveau  $h$ . Les différents fronts de propagation sont séparés par un pixel fictif (hachuré dans l'exemple).

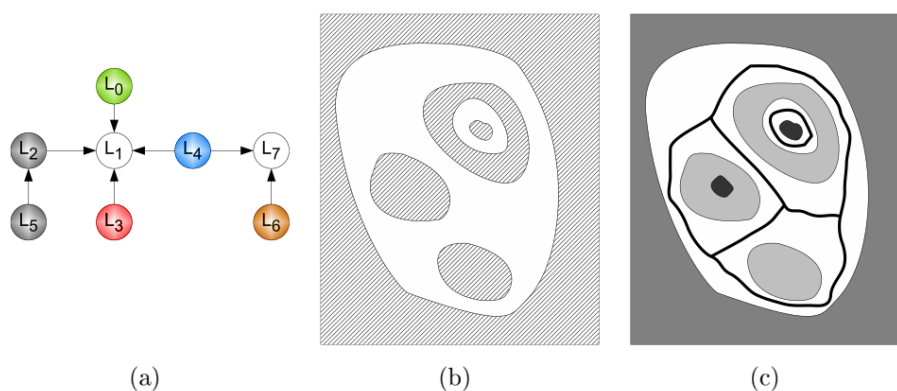
Pour éviter les difficultés liées aux éléments connectés de même niveau (plateaux), Meijster et Roerdink, [18] ont proposé de transformer l'image en graphe. L'algorithme correspond à une version simplifiée de Vincent et Soille, [19] où l'utilisation de files d'attente FIFO n'est plus nécessaire en raison de la disparition des plateaux remplacés par des représentants. L'image peut être considérée comme un graphe  $(V, E, f)$  où  $V$  correspond à l'ensemble des sommets du graphes,  $E$  à l'ensemble des arêtes et  $f(p)$  à la fonction de hauteur utilisant l'intensité des pixels. Chaque pixel est associé à un sommet de  $V$  et est relié à un pixel voisin par une arête de  $E$ . Un nouveau graphe  $(V^*, E^*, tr)$  est créé en considérant que tous les pixels connectés d'un ensemble  $C_h$  au niveau  $h$  sont représentés par un simple sommet  $v \in V^*$ . Ce sommet est défini par  $v = \{p \in V \mid p \in C_h\}$  avec  $f^*(v) = h$ . Une paire  $(v, w)$  est un élément de  $E^*$  si et seulement si  $\exists (p \in v, q \in w) \mid (p, q) \in E \wedge f(p) < f(q)$ . La LPE peut être calculée

directement à partir du graphe. Le résultat correspond à une image binaire où certains pixels sont labélisés LPE et d'autres non.



**Figure II.10 :** Création du graphe des ensembles. (a) Image initiale, (b) relief correspondant, (c) ensembles de niveaux étiquetés et (d) graphe des ensembles.

Les **Figures II.10** et **II.11** illustrent les différentes étapes de création du SKIZ géodésique à partir d'une image en niveaux de gris. Un graphe orienté des ensembles de niveaux



**Figure II.11**— Création de la LPE à partir du graphe des ensembles. (a) le graphe labellisé par la LPE, (b) l'image binaire où les plateaux LPE apparaissent en blanc et (c) le SKIZ calculé à partir de l'image binaire.

est construit. Les nœuds associés aux arcs exclusivement sortants correspondent aux minima. Le procédé de LPE est utilisé sur ce graphe et lorsqu'un nœud peut être atteint par différents bassins, ce nœud est marqué comme LPE. Si un nœud est atteint par des bassins de même label, ce nœud adoptera le label de ces bassins et appartiendra à l'ensemble des éléments non LPE. Il en résulte une image binaire, avec des éléments LPE ou non, à partir de laquelle le SKIZ géodésique pourra être calculé.

### II.5.2. La LPE par distance topographique :

Il existe plusieurs méthodes de calcul de LPE basées sur l'algorithme du plus court chemin. Les nœuds pour lesquels la plus courte distance topographique est connue peuvent être ordonnés selon leur distance. Les deux principales familles de méthodes sont :

- **L'intégration** de la pente la plus faible d'une image, par propagation des distances à partir des minima. Les distances sont liées à la plus faible pente de l'image par rapport à la fonction de coût.

- **L'ascension de colline** : les distances géodésiques entre les points d'un bassin et le minimum associé sont les chemins de plus forte pente. Le processus de LPE utilise les étapes suivantes : l'attribution d'un label différent à tous les minima puis la labellisation de tous les pixels  $q$  voisins de  $p$  dont la pente est la plus forte par le label de  $p$  à partir des pixels adjacents aux minima. Si le pixel  $q$  a déjà un label et que celui-ci est différent de  $p$ , alors  $q$  est marqué comme LPE.

L'implémentation correspondant à l'intégration peut faire intervenir une structure de données composée de files d'attente hiérarchiques (FAH) ordonnées par priorité d'intensité Meyer, [20]. Ainsi la première file permettra le stockage des éléments dont l'intensité est la plus faible ; la dernière contiendra ceux d'intensité la plus forte. La (**Figure II.12**) présente le principe de fonctionnement de la LPE par FAH. A l'initialisation, les minima (ou marqueurs) sont empilés en fonction de leur intensité. Il s'ensuit une succession d'extraction d'éléments de la file de plus forte priorité, de la labellisation de ses voisins à partir de son label, puis de l'empilement de ses voisins dans les files correspondant à leur intensité. Beucher, [21] a proposé récemment un algorithme de ligne de partage des eaux sans biais basé sur les files d'attente hiérarchique pour corriger le biais lié à l'ordre de traitement des

pixels. La méthode utilise des files d'attente intermédiaires pour gérer correctement la propagation des labels sur les zones plates et ne valide un label qu'une fois les voisins visités.

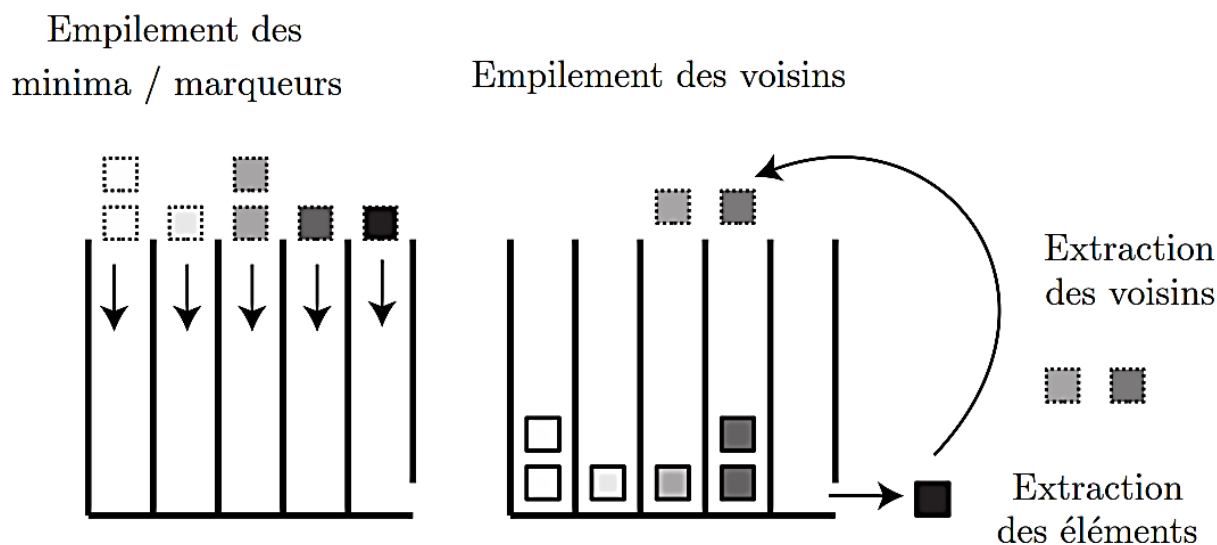


Figure II.12- Fonctionnement d'une file d'attente hiérarchique. L'extraction ne peut se faire qu'à partir de la file la plus prioritaire.

Comparé à l'algorithme précédent, « l'ascension de colline » est plus simple du fait qu'il n'y a pas de distance à calculer. Les labels sont simplement propagés à partir des voisins ayant la plus forte pente. Si une image ne contient pas de plateau non minima, l'algorithme par ascension de colline est adapté. Dans le cas contraire, l'approche par intégration est souhaitable. La pente de descente se définit par :

$$pente(p, q) = \left( \frac{f(p) - f(q)}{dsit(p, q)} \right), \forall q \in N(p) \quad (\text{II.5})$$

Où  $p$  et  $q$  sont des pixels voisins dans l'image et  $N(p)$  correspond au voisinage de  $p$ . La pente de descente maximale (lower slope) de la fonction  $f$  au point  $p$  est définie en tout point non minimum par :

$$LS(p) = \max_{f(q) \leq f(p)} (pente(p, q)) \quad (\text{II.6})$$

L'ensemble des voisins inférieur de  $p$  pour la pente est maximale est noté  $\Gamma(p)$ :

$$\Gamma(p) = \{q \in N(p) | pente(p, q) = LS(p)\} \quad (\text{II.7})$$

Un plateau correspond à un ensemble d'éléments connexes de même altitude. Un plateau est « minimum » s'il est constitué d'éléments minima régionaux. Soit  $S$  la frontière inférieure d'un plateau non-minimum  $P$  comprenant des éléments frontières ayant au moins un voisin d'altitude inférieure. Pour les éléments à l'intérieur d'un plateau, l'extension de la définition du voisin de plus grande pente peut être utilisée avec la distance géodésique remplacée par le temps de transit minimum de l'étiquette d'un élément  $q$  de  $\delta_p^-$  à un élément intérieur de  $P$ . Ceci permet de déterminer la direction d'inondation sur les plateaux non-minima.

La ligne de plus grande pente correspond au chemin  $\pi = (p_0 = p, p_1, \dots, p_i = q)$  reliant  $p$  et  $q$  tel que pour tout élément non intérieur  $p_{i+1}$  du chemin,  $\Gamma(p_{i+1}) = p_i$ .

Il existe de nombreux algorithmes de LPE. Certains sont spécifiques au type d'implémentation, séquentiel ou parallèle. On pourra se référer à Roerdink et Meijster, [22] pour une étude plus large des algorithmes de LPE sur les images 2D. Pour améliorer la qualité de la LPE, certaines méthodes font intervenir les contours actifs [23] [24]. La LPE produit généralement trop de régions. Nous présentons dans la section suivante les différentes stratégies pour éviter ou corriger cette sur-segmentation.

### **Conclusion :**

Dans ce chapitre Nous avons expliqué les méthodes des segmentations l'image par LPE a été appliquées sue limage numériques, et représenter les caractéristique de l'algorithme LPE et le principe d'algorithme.

---

# Chapitre III

---

Résultat de l'algorithme de segmentation par LPE

## Résultats de l'algorithme de Segmentation par LPE

### III.1 Introduction :

Après la présentation détaillée de notre approche de segmentation dans le chapitre précédent, nous montrerons dans ce chapitre les résultats de son application sur les images microscopiques notamment les images de cytologie. Le but de cette application consiste à extraire les différentes composantes de ces images.

Nous commençons d'abord par une brève présentation de la cytologie pathologique. Ensuite, nous montrons l'analyse de l'étape de prétraitement qui utilise l'algorithme de ligne de partage des eaux pour simplifier chaque composante en la représentant par un ensemble de régions distinctes.

### III.2. Généralités sur l'anatomie et la cytologie pathologique

La pathologie est l'étude des maladies. L'anatomie pathologique est l'analyse des cellules et des tissus prélevés chez l'homme. Elle est basée sur l'étude de la morphologie de ces derniers à des fins de diagnostic, de pronostic et de meilleure compréhension des causes et des mécanismes des maladies. Le but de cette étude est d'étudier comment la maladie affecte les tissus ou les cellules, l'évolution de la maladie et sa surveillance au cours du temps. L'étude morphologique des tumeurs peut se faire :

Soit à l'œil nu par le médecin, on parle alors d'anatomie pathologique macroscopique

Soit au microscope, nous définissons alors l'histologie dans le cas de l'étude des tissus et la cytologie dans le cas de l'examen des cellules.

Dans ce travail nous choisissons d'étudier le domaine de la cytologie qui est une partie intégrante de la pathologie pour la raison suivante : en effet une fois les cellules sont prélevées sur une lame, la phase d'expertise par un expert de cytologie commence. Cette dernière consiste à repérer les cellules intéressantes, c'est-à-dire les cellules qui sont ou pourront être anormales. On parle alors de la phase de screening qui consiste à repérer et évaluer visuellement toutes les cellules présentes sur la lame. Le but principal est donc de détecter les cellules anormales ou suspectes afin d'établir un diagnostic. Par conséquent, le screening est donc une étape difficile, fatigante et consomme beaucoup du temps. En outre, il dépend fortement du point de vue de l'être humain donc il est considéré comme une étape subjective.

Afin d'améliorer le contrôle de la qualité du screening, certains chercheurs n'ont pas hésité à s'orienter vers son automatisation totale. Ceci en mettant en place des systèmes informatiques permettant de donner une analyse objective de la lame basée sur l'analyse de l'image.

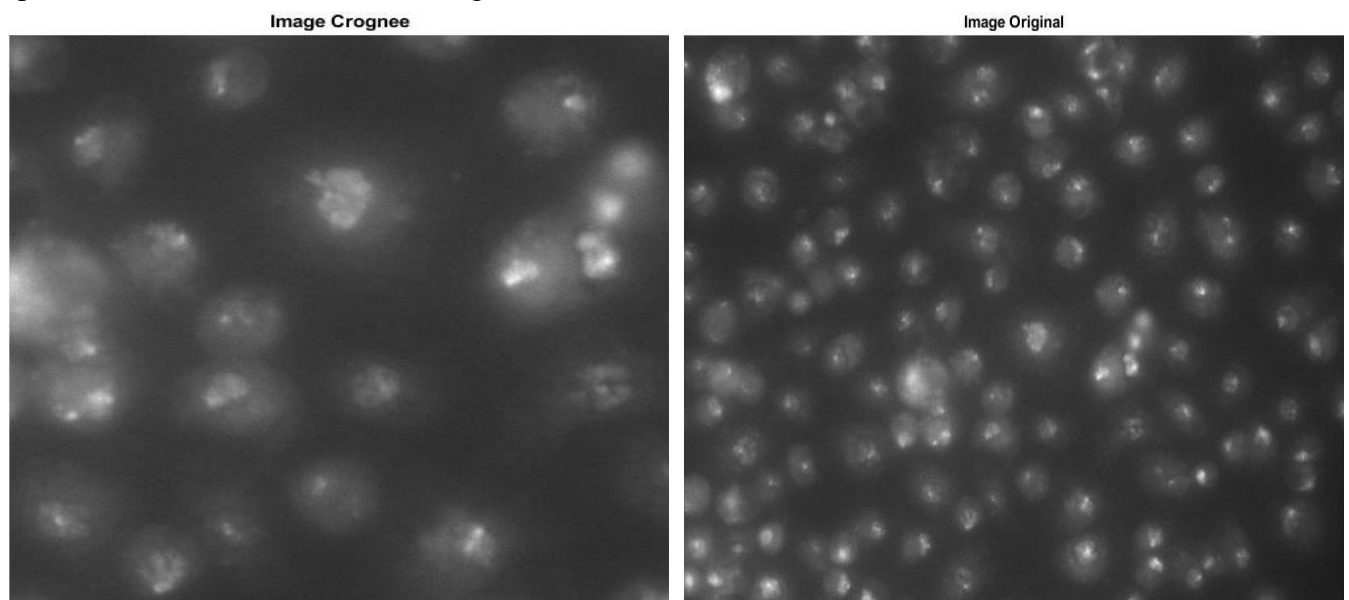
### III.3. Description d'images :

Les images sur lesquelles nous avons choisi d'appliquer notre algorithme de segmentation sont les images de la cytologie. Cette image a été mise à disposition sur internet par Lezoray pour l'aide à la recherche sur la segmentation. Nous présentons dans la Figure III.1 une image de cytologie. Sur cette image, nous trouvons en général des cellules qui doivent être isolées ou extraites. Avec notre stratégie de segmentation, nous cherchons à séparer l'image en ses différentes composantes. L'image représentée de la Figure III.1, nous testons notre algorithme de segmentation et nous présentons les résultats dans la suite du travail.

### III.4. Résultats de la LPE :

La Figure fait apparaître les résultats obtenus suite à l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux. Cet algorithme est appliqué sur une image de cell, qui est une image typique pour ce genre de segmentation : des cellules avec des niveaux de gris semblables et qui parfois se chevauchent, ce qui rend leur segmentation par les autres méthodes classiques de détection de contours très difficile.

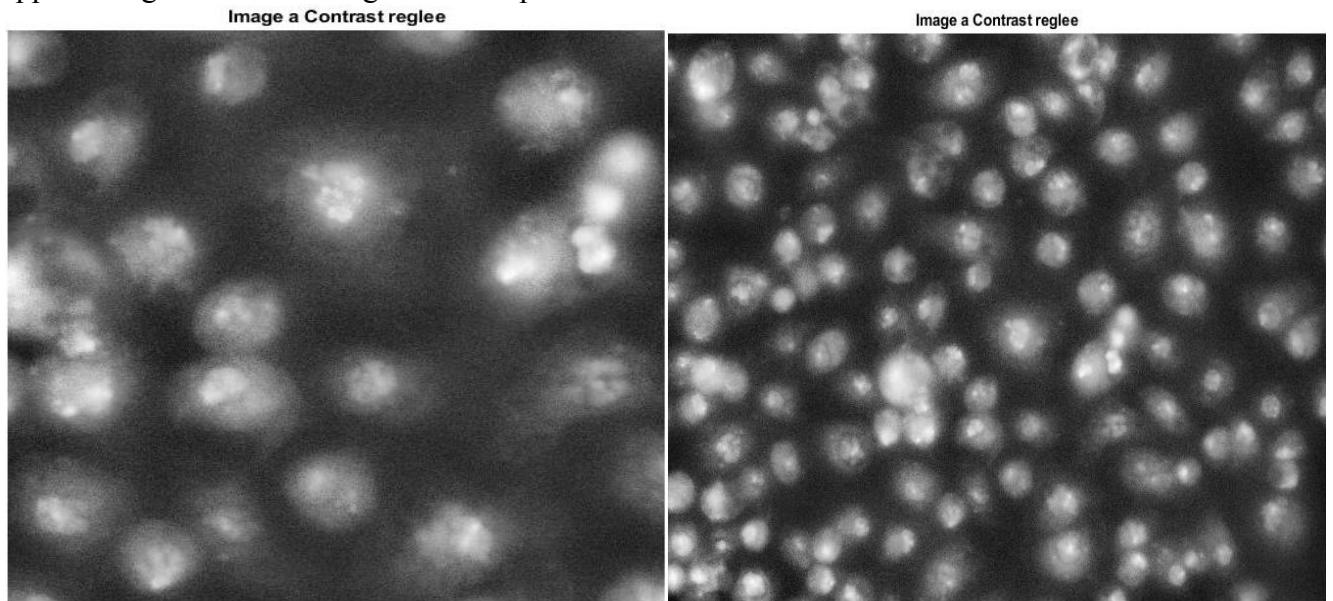
On applique en suite la LPE implémentée comme indiquant sur l'algorithme 1. Il faut voir que dans l'algorithme (Annex1) de la LPE il y a l'utilisation de la notion de voisins d'un pixel. Cette notion varie suivant la connexité choisie. On a donc laissé le choix de la connexité à l'utilisateur pour paramétrer le déroulement de cet algorithme.



**Figure III.1** : Image de cytologie.

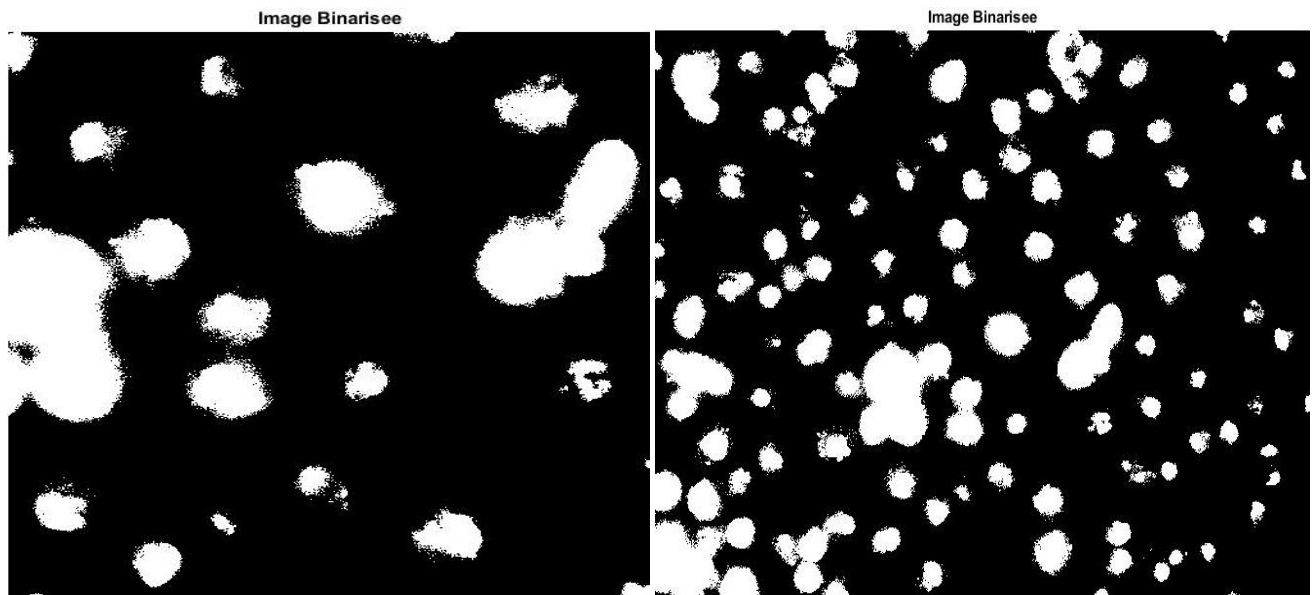
L'image présentée sur la figure est une image aux contours relativement précis mais flous, et qui surtout s'interceptent. La différence de contraste entre objets différents est variable dans l'image.

Réglage du contraste n'est pas généralement nécessaire pour la segmentation, mais il peut aider le développeur d'algorithme voir et mieux comprendre les données d'image. Il s'agit d'une image assez faible contraste. Nous pouvons régler le contraste de l'écran interactif avec 'imtool', ou utilisant une méthode automatique telle que 'adapthisteq'. 'Adapthisteq' implémente une technique appelée l'égalisation d'histogramme adaptative contraste limité ou CLAHE.



**Figure III.2 :** Image de cytologie avec l'égalisation d'histogramme.

Il suffit d'appliquer un seuil maintenant :



**Figure III.3 :** Application de seuil pour binariser l'image.

Nous allons nettoyer qui vers le haut et ensuite superposer le périmètre sur l'image originale.

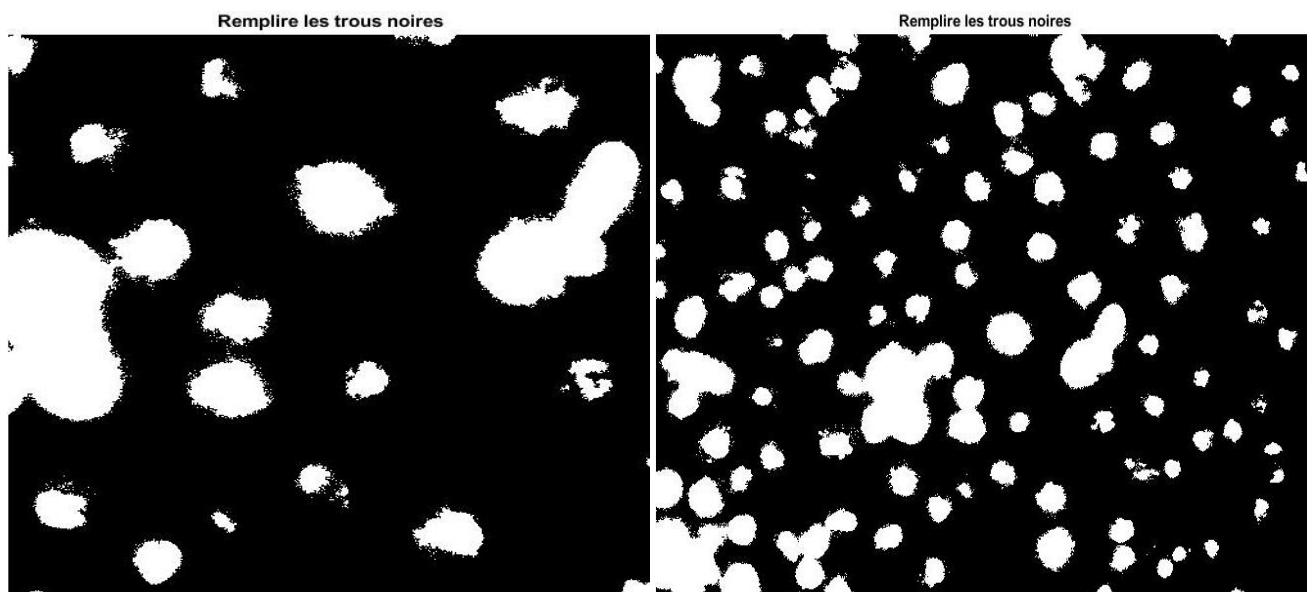


Figure III.4 : le nettoyage d'image.

L'idée générale à l'aide de la transformation du LPE de segmentation est ceci : changeant Notre image dans une autre image dont LPE sont les objets que Nous souhaitant identifier. Pour une image comme celle-ci, consistant à peu près circulaire, des goutte touchant.

La transformation de la distance peut être utile pour produire une image dont « bassins versants sont les objets que nous souhaitant identifier. »

Avant d'aller à la transformation de la distance, cependant, nous allons nettoyer le bruit un peu. La fonction 'bwareaopen' peut être utilisé pour enlever les très petits points. Il les supprime à l'avant-plan, cependant, donc nous nous complétons l'image avant et après l'appel de 'bwareaopen'.

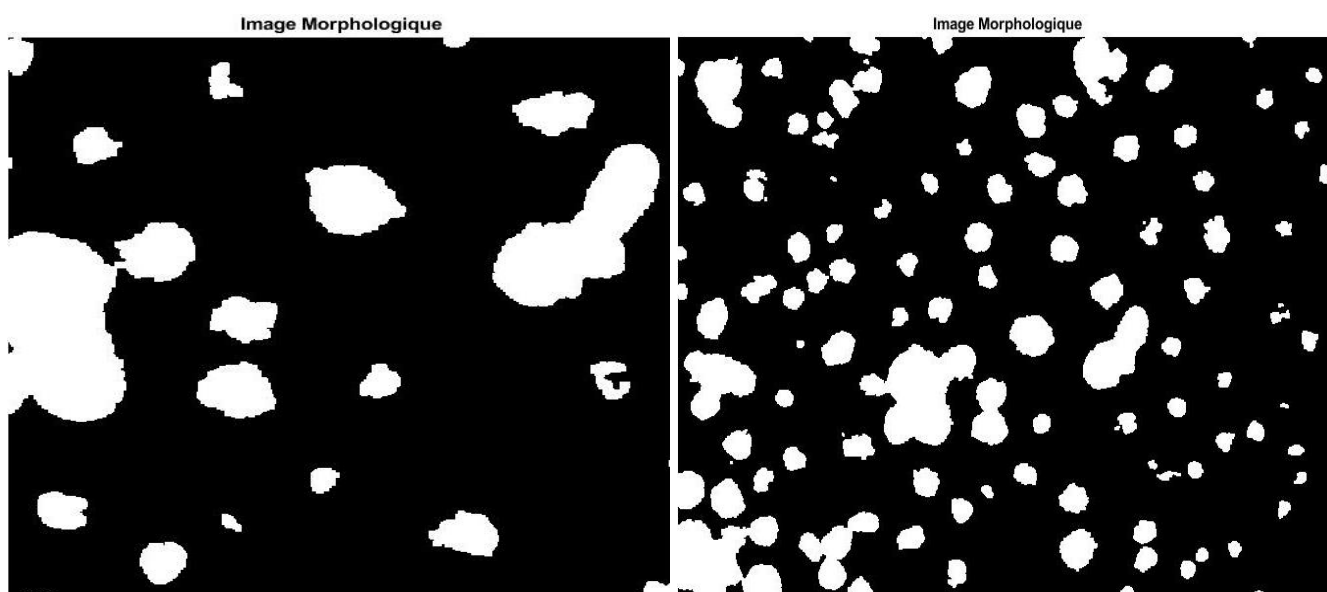
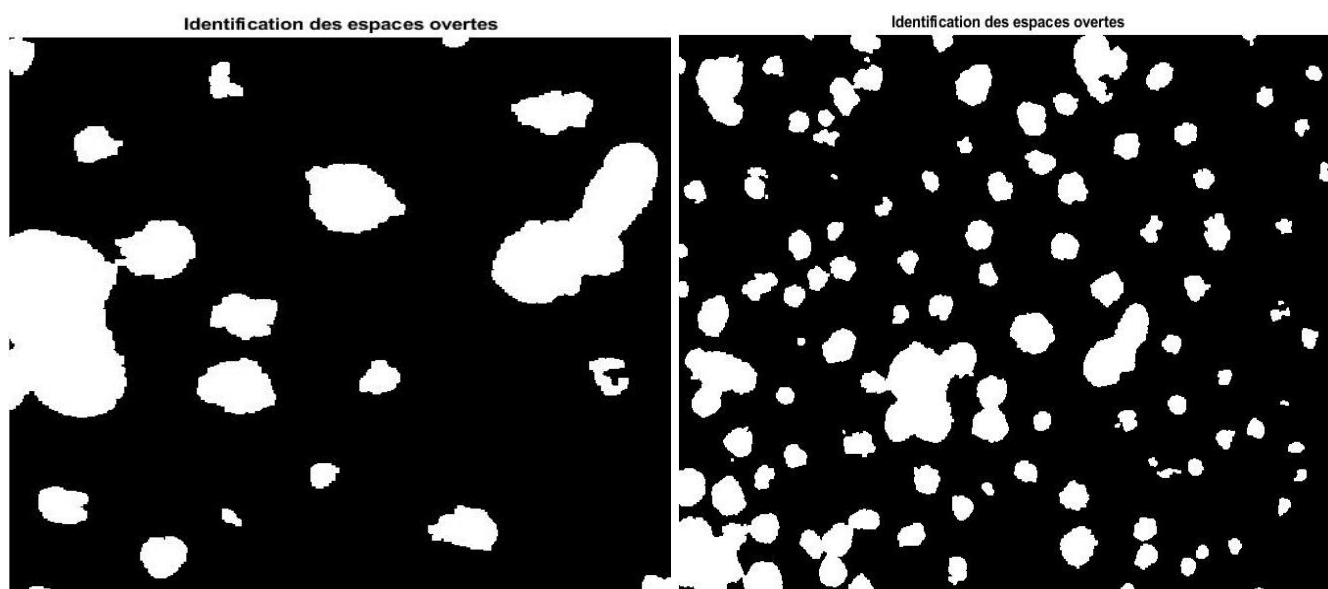
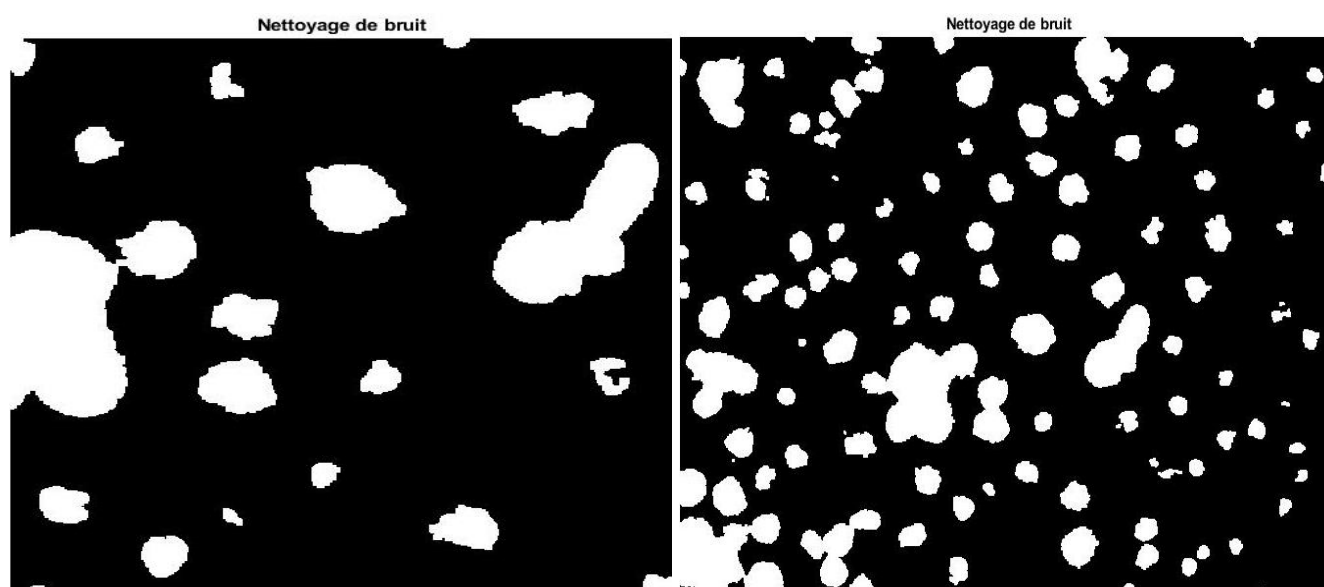


Figure III.5 : Transformation Morphologique.

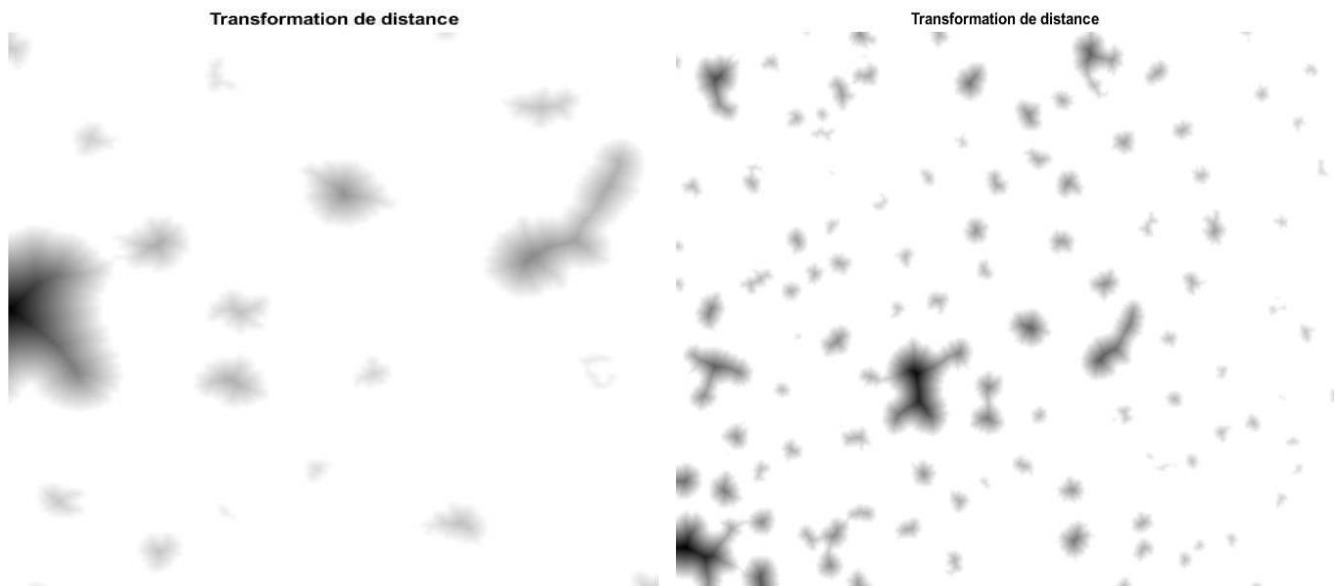
Appliquant la transformation de la distance et la binarisation:



**Figure III.6 :** Identification des espaces ouverts.

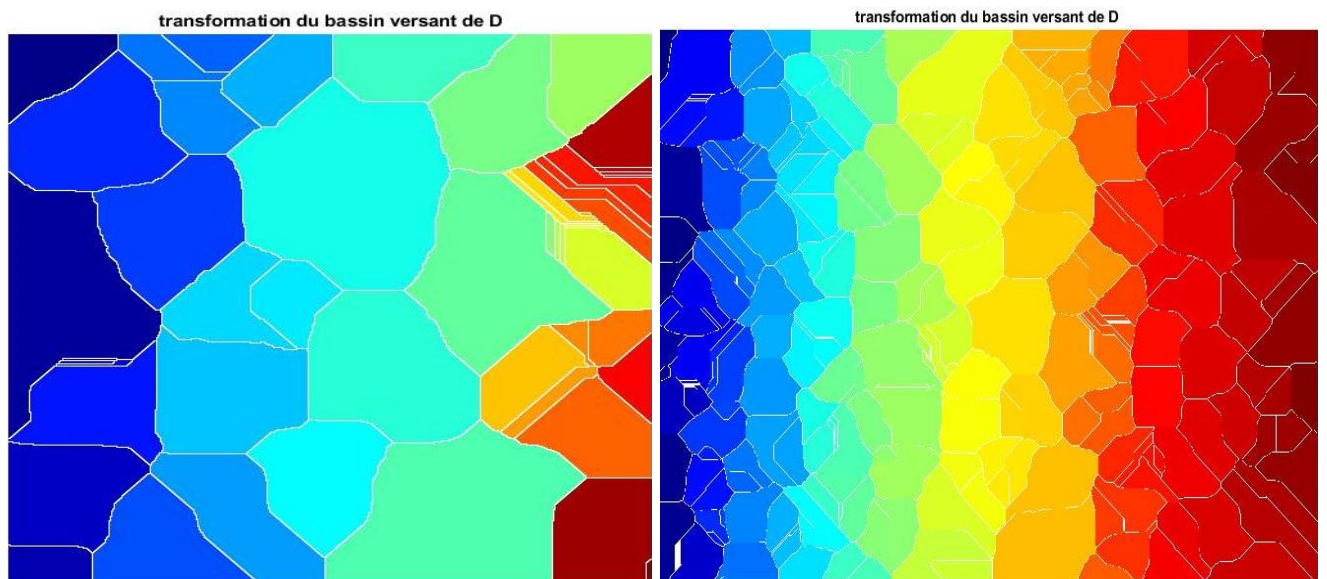


**Figure III.7 :** Nettoyage et binarisation.



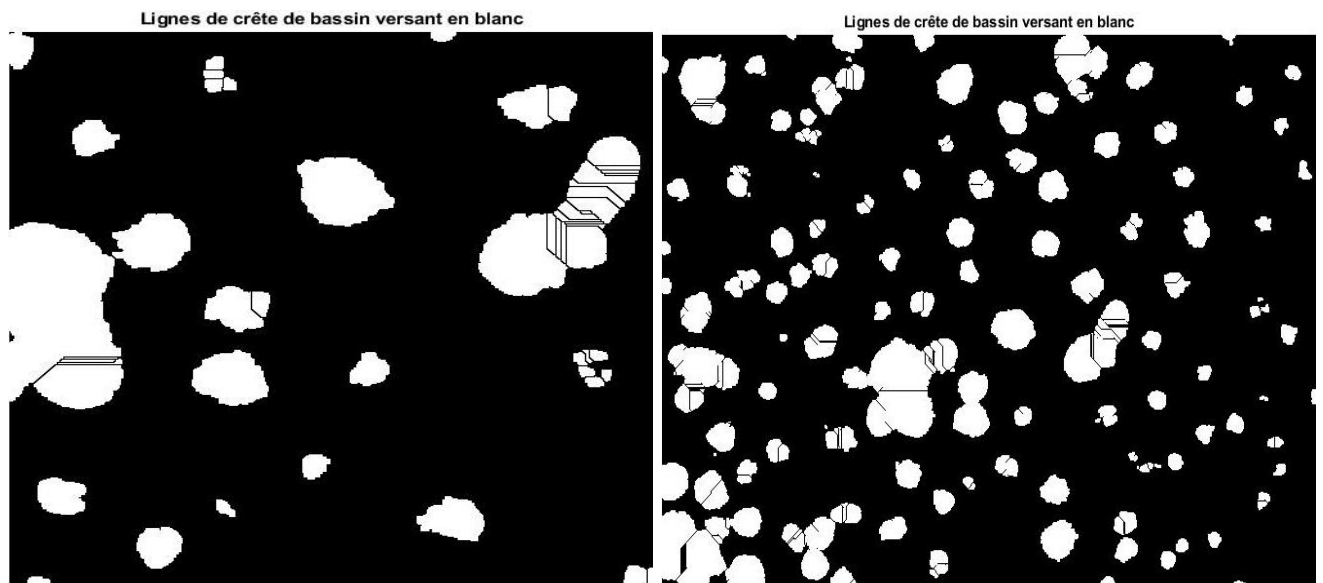
**Figure.III.8** : la transformation de la distance.

Maintenant, nous commençons à arriver quelque part. Calcule ensuite la transformation du bassin versant.



**Figure III.9** : la transformation du bassin versant.

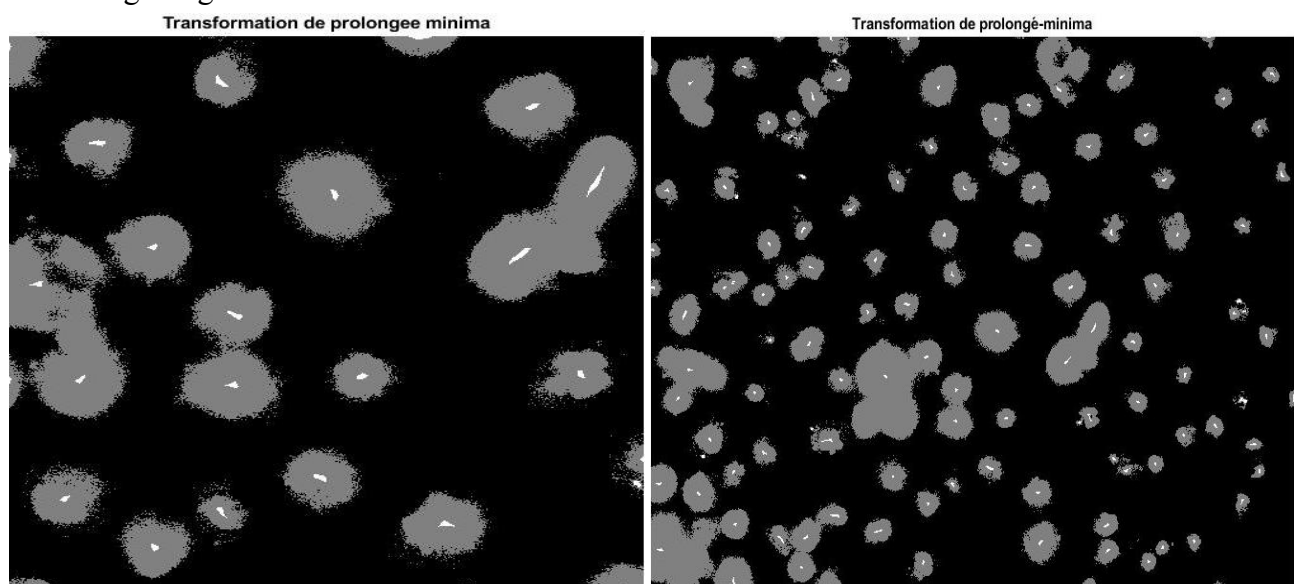
Les lignes de crête de bassin versant, en blanc, correspondent aux  $L_d == 0$ . Nous allons utiliser ces lignes de crête pour segmenter l'image binaire en changeant les pixels correspondants en arrière-plan.



**Figure III.10** : oversegment de l'image.

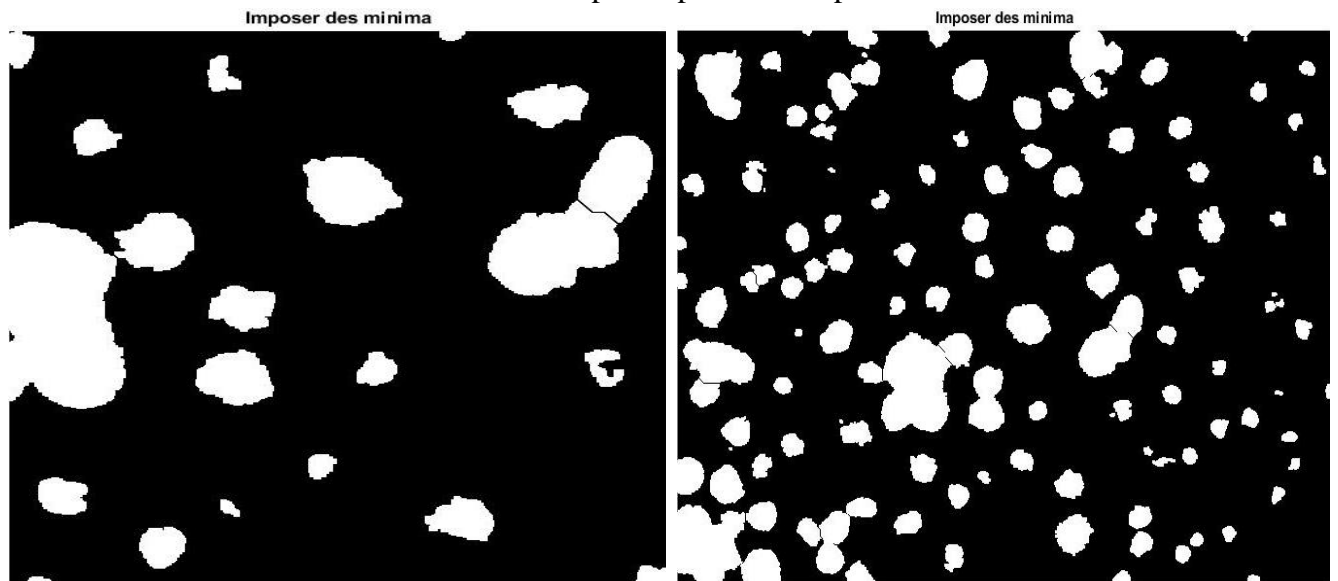
La transformation de bassin versant « brut » est connue pour sa tendance à « oversegment » une image. La raison est quelque chose que nous mentionnent ci-dessus : chaque minimum local, si petites soient-elles devient un bassin hydrographique. Un truc commun, puis, dans les méthodes de segmentation sur les bassins versants est de filtrer les minima locaux minuscules à l'aide de 'imextendedmin', puis modifiez la transformation de la distance afin qu'aucun minima se produise aux endroits de sortie filtré. Ceci s'appelle « imposition minima » et est implémentée via fonction 'imimposemin'.

L'appel suivant à 'imextendedmin' devrait produire idéalement juste de petites taches qui sont à peu près au milieu des cellules à se diviser. Je vais utiliser 'imshowpair' pour superposer le masque sur l'image originale.



**Figure III.11** : Transformation de prolongée minima.

Dernière ligne droite, maintenant. Ont Modifié la transformation de la distance, donc il a seulement des minima aux endroits désirés et puis répétez les étapes de bassin versant ci-dessus.

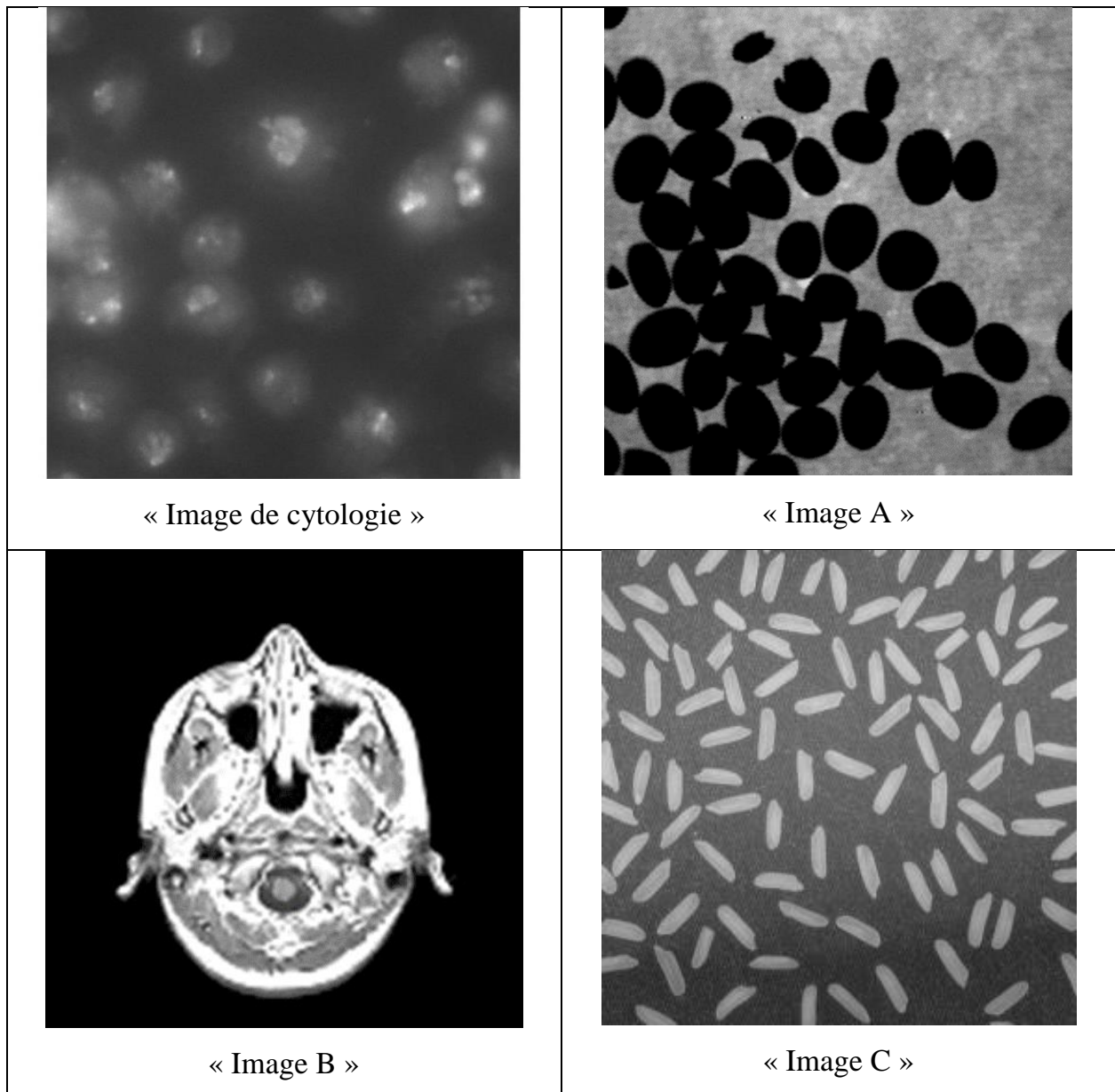


**Figure III.12** : imposition minima de l'image.

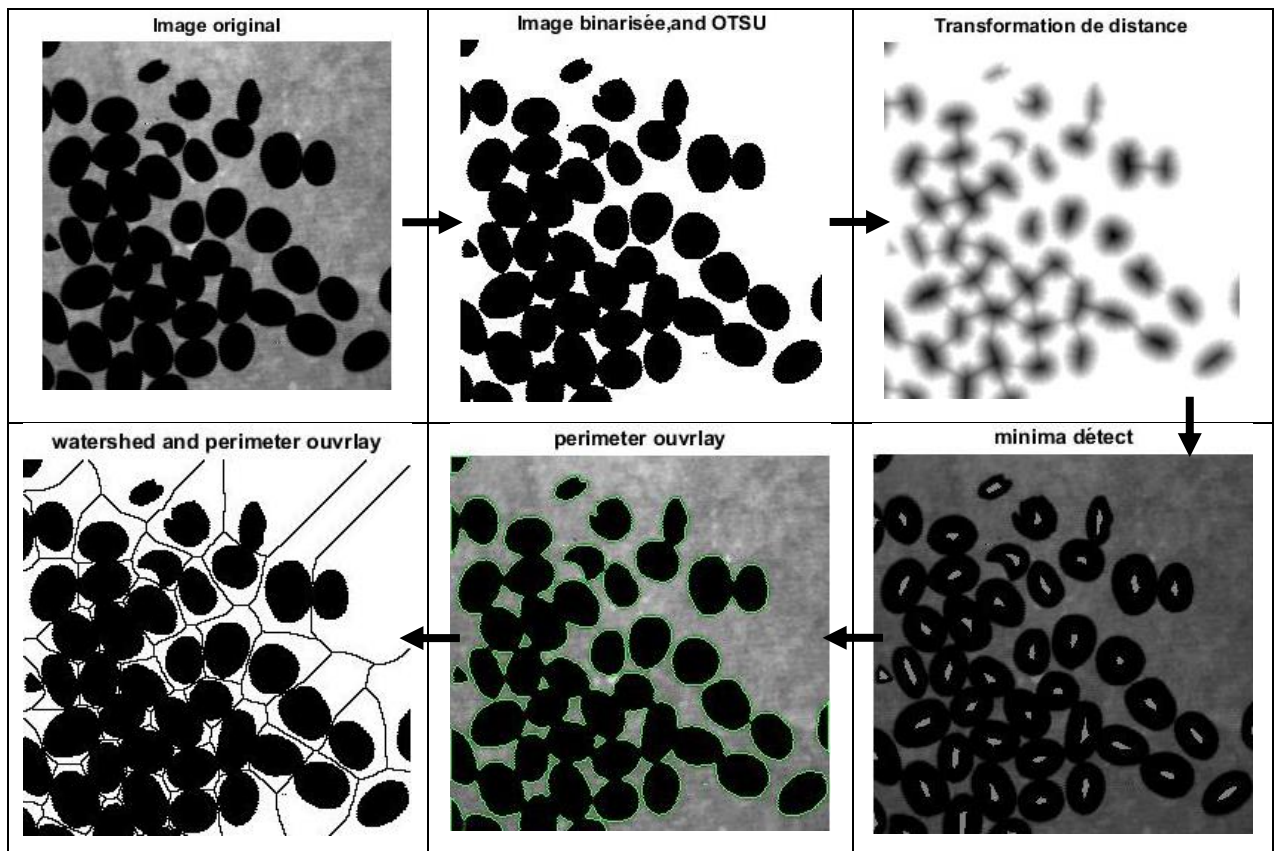
### III.4.Application LPE sur autres images médicale :

Pour confirmer les résultats d'application la méthode de segmentation LPE nous avons-nous appliqué l'algorithme de LPE Comme il est écrit dans (ANNEX2) sur différent image médicale.

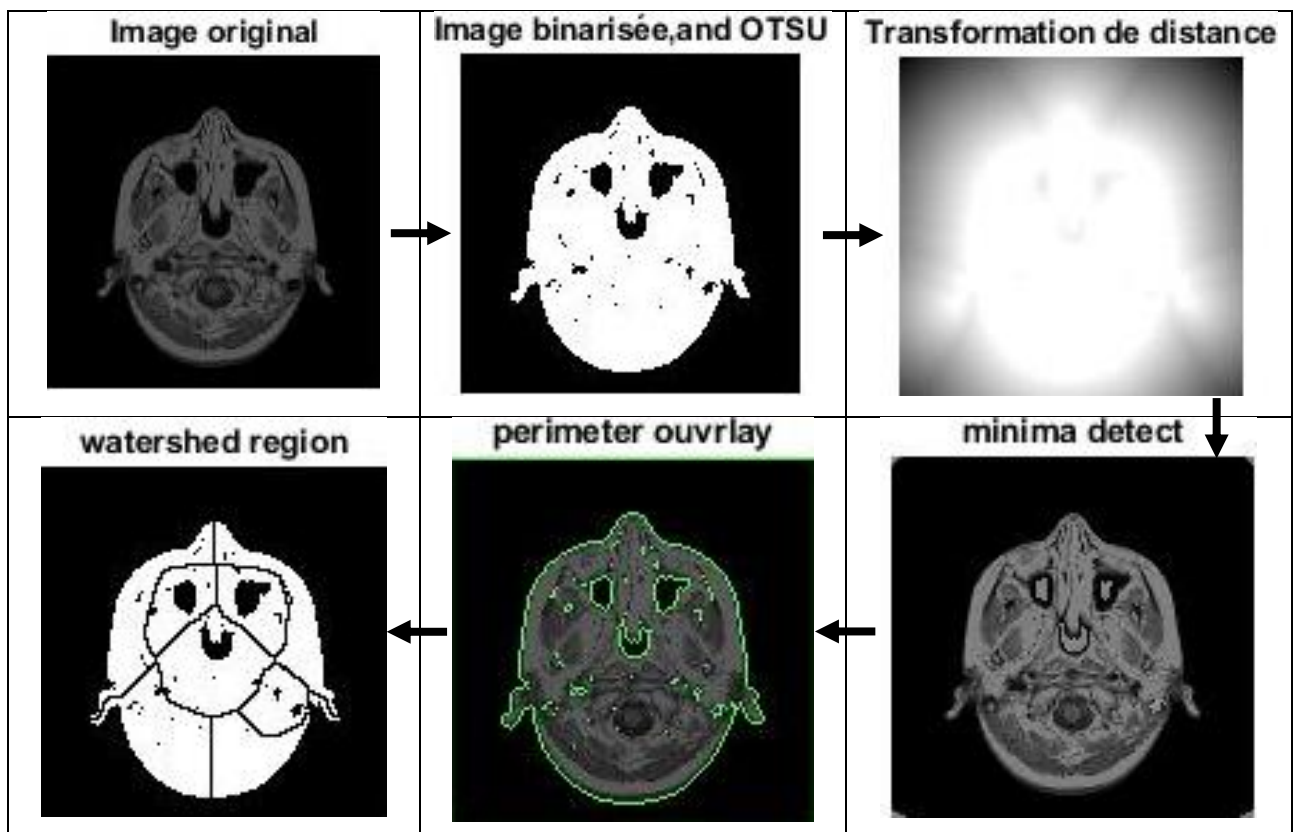
Les images suggérées :



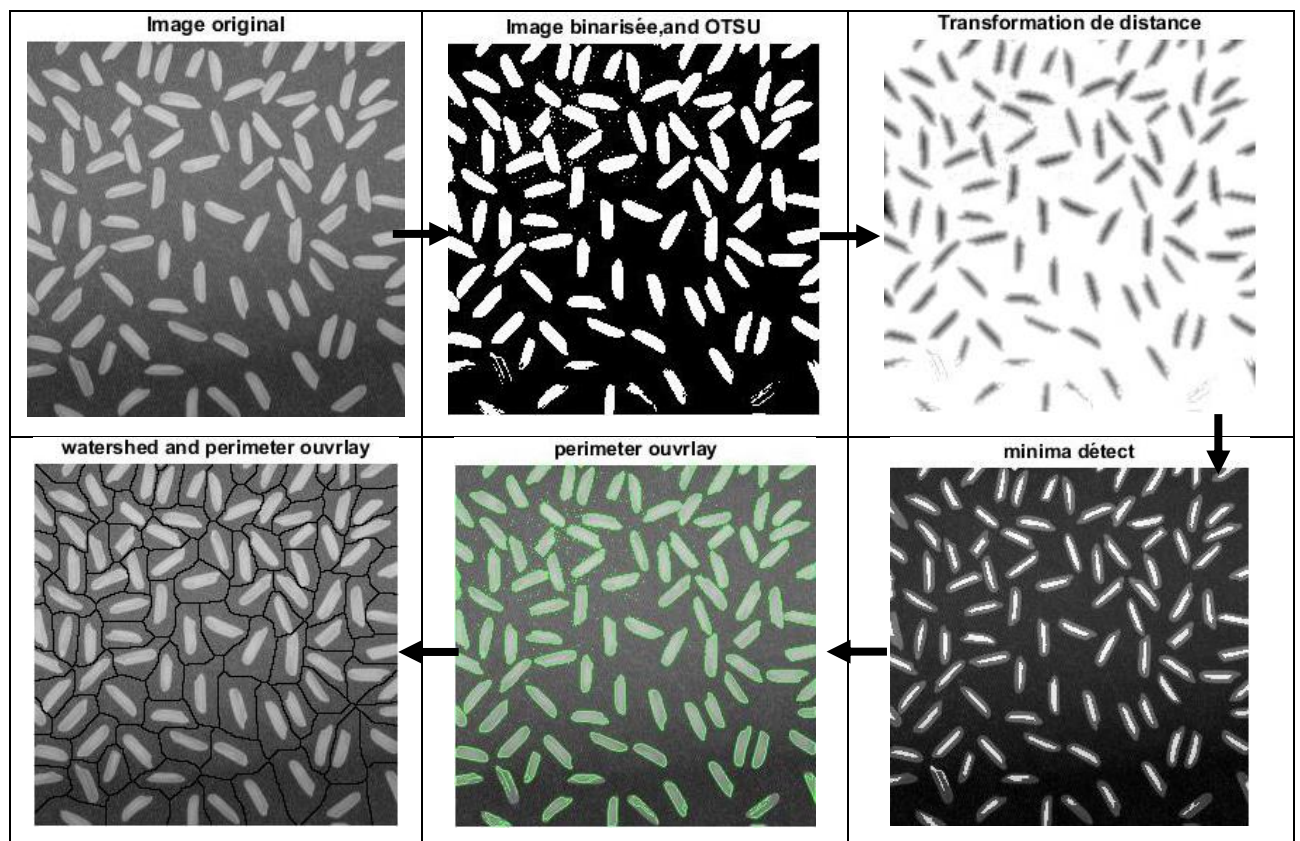
Les résultats d'application de l'algorithme LPE sur l'image **A** (voir le tableau suivant) :



Les résultats d'application de L'algorithme LPE sur l'image **B** (voir le tableau suivant) :



Les résultats d'application de l'algorithme LPE sur l'image C (voir le tableau suivant) :



## Conclusion

Ce chapitre a pour objectif de présenter les résultats de l'application de notre algorithme de segmentation sur l'image de cytologie. Le but de la segmentation est d'extraire les nombres des cellules.

Pour cela nous avons commencé par l'analyse de l'étape de prétraitement qui utilise l'algorithme de la ligne de partage des eaux. Bien que il donne des résultats satisfaisants, nous avons adopté le gradient morphologique parce qu'il donne une représentation plus simplifiée de l'image.

La segmentation par lignes de partage des eaux est très sensible au bruit, il est donc nécessaire de filtrer les images avant de les segmenter. Même après filtrage, et pour une image réelle, il est impossible d'éliminer tous les minima locaux. Cela se fait donc sentir au niveau du résultat de la segmentation par la présence de nombreuses zones parasites qui rendent l'image sur segmentée.

Le critère utilisé pour éliminer les zones parasites dans la deuxième méthode est bien approprié. En effet, il y a de forte chance qu'un minimum ayant une dynamique faible soit un minimum indésirable. La méthode restreint la segmentation aux zones d'intérêt de l'utilisateur. C'est ce qui fait que les résultats obtenus par cette méthode sont plus significatifs au point de vu de l'utilisateur que ceux de la deuxième méthode.

## Conclusion General

Dans le secteur de la médecine, l'analyse d'images médicales a provoqué une évolution importante dans le domaine de traitement d'images et de création des nouveaux systèmes d'aide au diagnostic. Le but de ces derniers est de fournir aux praticiens une interprétation automatique d'images conduisant à une exploitation des cellules tumorales.

L'objectif des travaux présentés dans ce mémoire est de présenter une approche de segmentation qui soit robuste et automatique permettant d'extraire l'information sémantique contenue dans l'image. Cette dernière sera modélisée par des descripteurs propres à l'image qui vont servir à son interprétation.

Différentes approches de segmentation ont été proposées dans la littérature mais aucune méthode ne s'est avérée optimale que pour une application précise. Par conséquent, nous pouvons admettre qu'il n'existe pas une méthode universelle pour la segmentation mais elle dépend du type de connaissance recherchée.

Dans ce mémoire nous nous sommes intéressés à la segmentation d'image grise par morphologie mathématique. Pour éviter d'aboutir à des temps de traitement importants et des algorithmes complexes, la stratégie envisagée consiste à adopter une segmentation marginale.

L'originalité de la méthode est qu'elle ne nécessite aucune connaissance a priori et ne nécessite pas un calcul de paramètre compliqué. Cette approche tend à créer une sur segmentation de l'image en utilisant l'algorithme de la ligne de partage des eaux. Celui-ci permet de partitionner l'image en un ensemble de régions de différentes formes et taille. Ces dernières sont modélisées par un graphe d'adjacence des régions sur lequel un algorithme de croissance de régions est appliqué afin de les fusionner si elles vérifient un certain critère. Ce critère détermine la convergence de l'algorithme de segmentation proposé.

L'algorithme de segmentation proposé est testé sur d'une image grise de cytologie. Le but de son application est d'extraire les cellules. L'extraction et la caractérisation se fait d'une façon automatique alors que la classification se fait en fonction des informations recherchées dans l'image.

Afin d'évaluer l'algorithme proposé, ceux-ci ont été utilisés pour comparer les résultats obtenus avec les deux méthodes de segmentation afin de conclure sur leur validité.

Les résultats portant sur l'image de cytologie ont montré l'efficacité de l'algorithme de segmentation développé. Ceci est dû à la capacité de l'algorithme de s'adapter au contexte de l'image.

Les perspectives de ce travail concernent deux points : l'adaptation de notre algorithme de segmentation sur l'image grise directement. Ainsi que sa généralisation à d'autres domaines comme la télédétection en utilisant des informations géographiques à la place des connaissances anatomiques et physiologiques.

## ANNEX 1

### L'algorithme applique sur l'image de cytologie :

```
clear all;
clc;
close all;
I = imread('Nuclei.png');
figure,imshow(I);
title('Image Original');
figure,imshow(I);
title('Image Croquee');
I_eq = adapthisteq(I);
figure,imshow(I_eq);
title('Image a Contrast reglee');
bw = im2bw(I, graythresh(I));
figure,imshow(bw);
title('Image Binarisee');
bw2 = imfill(bw,'holes');
figure,imshow(bw2);
title('Remplir les trous noirs');
% se = strel('disk',5);
bw3 = imopen(bw2, ones(5,5));
figure, imshow(bw3);
title('Image Morphologique');
bw4 = bwareaopen(bw3,40);
figure,imshow(bw4);
title('Identification des espaces ouvertes');
bw5 = ~bwareaopen(~bw4, 40);
figure,imshow(bw5);
title('Nettoyage de bruit');
D = -bwdist(~bw5);
figure,imshow(D,[]);
title('Transformation de distance');
Ld = watershed(D);
figure,imshow(label2rgb(Ld));
title('transformation du bassin versant de D');
bw5 = bw4;
bw5(Ld == 0) = 0;
figure,imshow(bw5);
title('Lignes de crête de bassin versant en blanc');
mask = imextendedmin(D,2);
figure,imshowpair(bw,mask,'blend');
title('Transformation de prolongé-minima');
D2 = imimposemin(D,mask);
Ld2 = watershed(D2);
bw6 = bw4;
bw6(Ld2 == 0) = 0;
figure,imshow(bw6);
title('Imposer des minima');
```

## ANNEX 2

### L'algorithme appliqué sur les autres d'images médical A, B et C :

```
clear all;
clc;
% read image original -----
I = imread('mri.tif');
figure,imshow(I);title('Image original');
% OTSU méthode -----
level = graythresh(I-50);
% binarisation avec OTSU -----
BW = im2bw(I,level);
figure,imshow(BW);title('Image binarisée, and OTSU');
%Transformation de distance -----
BWC=imcomplement(BW);
D = -bwdist(~BWC);
figure,imshow(D,[]);title('Transformation de distance');
% minima detect%-----
mask = imextendedmin(D,1.85);
figure,n=imshowpair(I,mask,'blend');title('minima detect');
%perimeter ouvrlay -----
bw4_perim = bwperim(D);
overlay1 = imoverlay(I, bw4_perim, [.3 1 .3]);
figure,imshow(overlay1);title('perimeter ouvrlay');
%watershed -----
D2 = imimposemin(D,mask);
Ld2 = watershed(D2);
bw3 =BW;
bw3(Ld2 == 0) = 0;
figure,imshow(bw3);title('watershed region');
```

## Bibliographie

- [1] A. Escalante, P. Andrés, "*Une approche métrique pour la segmentation d'images*," Thèse de doctorat, Université Paris-Dauphine, 2005.
- [2] M. Andre, "Introduction aux techniques de traitement d'images," Edition Eyrolles, 1987.
- [3] S. Chris et T. Breckon, "Fundamentals of Digital Image Processing: A practical approach with examples in Matlab," Edition John Wiley & Sons, 2011.
- [4] B. Mohammed, "*Construction d'une technique d'aide au diagnostic en imagerie médicale application à la compression d'images*," Thèse de Doctorat, Université de Tlemcen, 2012.
- [5] B. U. Shanker, "*Novel Classification and segmentation techniques with application to remotely sensed images*," Transactions on Rough Sets 7, Springer Berlin, Heidelberg Edition, pp. 295-380, 2007.
- [6] S. Ameer et Z. Ameer, "*Revue des approches de segmentation d'images textures: exemple des images météorologiques*", 3<sup>rd</sup> International Conférence : Science of Electronic, Technologies of Information and Télécommunication, Tunisia, 2005.
- [7] D. Guo, V. Atluri, and N. Adam, "*Texture based remote sensing image segmentation*," Proceeding of IEEE International Conférence on MultiMedia and Expo, pp1472-1475, 2005.
- [8] M. Sandeli. 2014 " Traitement d'images par des approches bio-inspirées". Thèse de magister, Université Constantine 2.
- [9] Beucher, 1990, BEUCHER, S. (1990). Segmentation d'images et morphologie mathématique. Thèse de doctorat, Ecoles des mines de Paris.
- [10] [Prêteux, 1992] PRÊTEUX, F. J. (1992). Watershed and skeleton by influence zones : A distance-based approach. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 1(3):239-255.
- [11] [Prêteux, 1993] PRÊTEUX, F. J. (1993). On a distance function approach for gray-level mathematical morphology. Dans DOUGHERTY, E. R., éditeur : Mathematical Morphology in Image Processing, chapitre 10, pages 323-349. CRC Press, New York, USA.
- [12] [Digabel et Lantuéjoul, 1978] DIGABEL, H. et LANTUÉJOUL, C. (1978). Iterative algorithms. Dans Actes du Second Symposium Européen d'Analyse Quantitative des Microstructures en Sciences des Matériaux, pages 85-99, Caen, France. Biologie et Médecine.
- [13] [Beucher et Lantuéjoul, 1979] BEUCHER, S. et LANTUÉJOUL, C. (1979). Use of watersheds in contour detection. Dans International Workshop on Image Processing, Real-Time Edge and Motion Detection / Estimation, Rennes.

- [14] [Serra, 2000]SERTRES, J. (2000). Skiz et Ligne de partage des eaux. Course on Mathematic Morphology, (Chapitre IX). École des Mines de Paris.
- [15] [Roerdink et Meijster, 2001]ROERDINK, J. B. et MEIJSTER, A. (2001). The watershed trans-form : Definitions, algorithms and parallelization techniques. *Fundamenta Informaticae*, 41 (1-2):187-228.
- [16] [Vincent et Soille, 1991]VINCENT, L. et SOILLE, P. (1991). Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6):583-598.
- [17] [Roerdink et Meijster, 1997]ROERDINK, J. B. et MEIJSTER, A. (1997). Segmentation by watersheds : Definition and parallel implementation. Dans F. SOLINA, W.G. Kropatsch, R. K. et BAJCSY, R., éditeurs : *Advances in Computer Vision*, pages 21-30. Springer.
- [18] [Meijster et Roerdink, 1995]MEIJSTER, A. et ROERDINK, J. B. (1995). A proposal for the implementation of a parallel watershed algorithm. Dans *CAIP '95 : Proceedings of the 6th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, pages 790-795, London, UK. Springer-Verlag.
- [19] [Vincent et Soille, 1991]VINCENT, L. et SOILLE, P. (1991). Watersheds in digital spaces : An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6):583-598.
- [20] [Meyer, 1991]MEYER, F. (1991). Un algorithme optimal de ligne de partage des eaux. Dans *AFCET '91 : Actes du 8ème Congrès AFCET*, pages 847-859, Lyon-Villeurbanne, France.
- [21] [Beucher, 2004]BEUCHER, S. (2004). Algorithmes sans biais de ligne de partage des eaux. Rapport technique, Centre de Morphologie Mathématique de l'École des Mines de Paris.
- [22] [Roerdink et Meijster, 2001]ROERDINK, J. B. et MEIJSTER, A. (2001). The watershed trans-form : Definitions, algorithms and parallelization techniques. *Fundamenta Informaticae*. 41(1-2) :187-228.
- [23] [Nguyen et al., 2003]NGUYEN, H. T., WORRING, M. et van den BOOMGAARD, R. (2003). Watersnakes : Energy-driven watershed segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(3):330-342.
- [24] [Beare, 2006]BEARE, R. (2006). A locally constrained watershed transform. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(7):1063-1074.

# Résumé

La segmentation est une étape nécessaire dans le processus de traitement et d'analyse d'images. Elle correspond au partitionnement de l'image en un ensemble de classes ou de régions en se basant sur des critères spectraux ou spatiaux (comme l'information couleur, les relations de voisinage entre les pixels dans l'image...). Ces dernières années ont été marquées par la publication d'un grand nombre d'articles dans cette thématique. Les domaines d'application sont très variés : la télédétection, les applications militaires, l'imagerie médicale etc.

Nous proposons dans un premier temps une étude focalisée sur les différentes méthodes de segmentation en régions que l'on peut trouver dans la littérature. Ensuite, Nous développons une chaîne complète de segmentation d'image grise basée sur la théorie de la morphologie mathématique.

Cette méthode de segmentation consiste d'abord à simplifier l'image en utilisant la ligne de partage des eaux (LPE). Celle-ci transforme l'image en un ensemble de régions qui seront modélisées par un graphe d'adjacence de régions. Sur ce dernier, des opérations morphologiques sont appliquées afin de fusionner les régions candidates entre elles.

Cette chaîne de segmentation est appliquée à d'image grise microscopiques afin de délimiter et d'extraire ses noyaux. L'originalité de l'algorithme proposé est qu'il possède des capacités de généralité, de flexibilité et d'adaptabilité à la variabilité des contextes. En effet, il combine l'information spatiale et spectrale contenue dans l'image en réduisant au minimum le nombre de paramètres à calculer. Ceci rend l'approche non supervisée et automatique.

**Les mots clé** : segmentation, (LPE), graphe d'adjacence de régions,