



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : DERRAZ Khadidja et AICHI Touria

Segmentation des images cytologique par combinaison de la ligne des partages des eaux et la théorie des possibilités

Soutenu le 24 juin 2014 devant le Jury

Mr. BASSAID Abdelhafid	prof	Université de Tlemcen	Président
Mr. CHIKH	prof	Université de Tlemcen	Encadreur
Melle. HABIBES	Doctorante	Université de Tlemcen	Examineur
Melle. BAGHLI	Doctorante	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2013-2014

Table des matières

Introduction générale	6
I. Hématologie cellulaire	8
I.1. Introduction.....	8
I.2. Réalisation du frottis sanguin.....	8
I.2.1. Principe.....	8
I.2.2. Technique de réalisation d'un frottis.....	9
I.3. Les composantes cellulaires sanguines.....	9
I.3.1. Le plasma	10
I.3.2. Plaquettes.....	10
I.3.3. Globules rouges (Erythrocytes)	10
I.3.4. Globules blancs (Leucocytes).....	11
I.3.4.1. Les polynucléaires.....	11
I.3.4.2. Les mononucléaires.....	13
I.4. Conclusion.....	13
II. Segmentation des images cytologiques	14
II.1. Introduction.....	14
II.2. Etat de l'art.....	15
II.3. Segmentation.....	16
II.3.1. Segmentation basée région.....	16
II.3.2. Segmentation basée contour	16
II.3.3. Segmentation basée pixel	16
II.4. La Ligne des Partages des Eaux.....	17
II.4.1. Principe de la Ligne des Partages des Eaux.....	17
II.4.2. Prétraitement sur L.P.E.....	18
II.4.3. Post traitement sur LPE.....	19
II.5. Conclusion.....	19
III. L'intégration de l'incertitude sur la couleur	20
III.1. Introduction.....	20
III.2. Espaces couleur.....	20
III.2.1. Espace (Rc;Gc;Bc)	21

III.2.2. L'espace CMYk (Cyan Magenta Yellow black).....	21
III.2.3. l'espace HSV.....	22
III.3. L'incertitude sur la couleur.....	23
III.3.1. Théorie des possibilités.....	23
III.3.2. Théorie de l'évidence.....	27
III.4. Conclusion.....	29
IV. Application	30
IV.1 Introduction.....	30
IV.2 Base d'image.....	30
IV.3 Schéma de segmentation.....	30
IV.4 Résultats obtenus.....	31
IV.5 Comparaison des résultats.....	36
IV.6 conclusion.....	37
Conclusion générale	38
Références bibliographiques	39

Table des figures

I.1:	Comment préparer un frottis sanguin.....	9
I.2:	Aspect morphologique en microscopie optique (colorés au MGG) des éléments figurés du sang.	10
I.3:	La composition des cellules sanguines.....	10
I.4:	globule rouge.....	11
II.1:	Principe d'inondation du relief.....	17
III.1:	Cube de couleurs.....	21
III.2:	Représentation de la Fusion.....	23
IV.1:	L'algorithme de segmentation.....	31
IV.2:	(a) image originale (b) image segmentée.....	31
IV.3:	(a) image originale (b) projection de l'image sur Magenta Channel (espace CMYK).....	32
IV.4:	(a) l'image originale (b) projection de l'image sur le canal Magenta (c) projection de l'image sur HSV.....	32
IV.5:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	33
IV.6:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	33
IV.7:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	33
IV.8:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	34
IV.9:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	34
IV.10:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	34
IV.11:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	35
IV.12:	(a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.	35

IV.13: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.....	36
--	----

Liste des tableaux

IV.1 : comparaisons des qualités de segmentation.....	36
IV.2 : comparaisons des temps d'exécution	37

Introduction générale

Contexte:

Le sang est un liquide circulant dans les vaisseaux sanguins, constitué d'un milieu liquide (plasma 55%) dans lequel baignent les éléments : les érythrocytes (globules rouges), les leucocytes (globules blancs) et les plaquettes. Les éléments du sang sont issus de la moelle osseuse suite à une cascade de procédés dite hématopoïèse. La morphologie des différents éléments de l'hématopoïèse peut être étudiée par frottis médullaire et sanguin.

Les images de frottis sanguins fournissent des informations sur la forme des cellules contenues dans le sang, et grâce aux opérations du traitement d'images nous pourrions extraire automatiquement ces informations en vue de les exploiter par la suite pour déceler des cellules anormales, et ceci est d'un intérêt capital pour le pathologiste dont le diagnostic dépendra de la bonne reconnaissance de ces cellules suspectes.

Problématique:

L'analyse des cellules sanguines dans les images microscopiques peut fournir des informations utiles concernant la santé des patients, cette étape de lecture ; le screening, est une activité manuelle qui consiste en une inspection et analyse visuelle par le cytotechnicien de toutes les cellules présentes sur une lame dans le but de détecter des cellules anormales ou suspectes afin d'établir un diagnostic. La facilité et la fiabilité des diagnostics dépendent de l'expérience et de l'entraînement à la lecture microscopique et surtout du degré d'attention et d'acuité porté à la recherche et à l'interprétation de signes de modifications cellulaires significatifs parfois très difficiles à reconnaître. De ce fait, des faux positifs peuvent apparaître. Un système s'appuyant sur l'analyse automatique des images peut aider le médecin, réduire le temps et fiabiliser le diagnostic.

La segmentation est une étape algorithmique fondamentale de nombreux systèmes d'analyse automatique d'images. Son rôle est de délimiter dans l'image

étudiée un ensemble de zones pertinentes pour l'interprétation ou la modélisation de la scène perçue. Il s'agit donc d'une étape clé, et sa qualité conditionne fortement la réussite globale d'une chaîne d'analyse automatique d'image.

Parmi les méthodes les plus utilisées, nous trouvons la ligne des partages des eaux. Cependant, elle aboutit souvent au problème de sur-segmentation. C'est pour cette raison, que le recours à des hybridations en pré et/ou en post traitement avec d'autres techniques est nécessaire.

Objectif:

Notre objectif est de segmenter automatiquement des images sanguines en délimitant les globules blancs (noyau et cytoplasme), globule rouge et fond. Notre schéma de segmentation se base sur une combinaison entre la ligne des partages des eaux et la théorie des possibilités.

Plan du manuscrit :

Le travail de ce mémoire se subdivise en quatre chapitres:

Le premier chapitre est consacré à quelques généralités sur le domaine médical de l'hématologie cellulaire. Nous présentons les différentes cellules présentes dans le sang.

Le deuxième chapitre est destiné à la segmentation des images cytologiques par la combinaison de la LPE et d'autres techniques.

Le troisième chapitre concerne l'intégration de l'incertitude sur la couleur par théorie des possibilités.

Dans le quatrième chapitre nous envisageons l'application des méthodes décrites précédemment sur les images microscopiques de cytologie sanguine et la discussion des résultats obtenus, en faisant une comparaison avec [35].

Hématologie cellulaire

I.1 Introduction

L'hématologie, spécialité médicale, étudie le sang du point de vue anatomique, histologique, physiologique et pathologique. Elle étudie plus particulièrement les cellules sanguines dont l'origine est hématopoïétique (synthèse de ces cellules dans la moelle osseuse) et qui ont un rôle pour l'oxygénation, l'immunité et la coagulation.

Le sang est un liquide qui sert à diffuser l'oxygène nécessaire aux processus vitaux parmi tous les tissus du corps, et à y enlever les déchets produits. La couleur du sang est rouge, cela est dû à l'hémoglobine (composé chimique contenant du fer, auquel l'oxygène se relie). Nous trouvons dans le sang différents composants, à savoir : les globules blancs, les globules rouges et les plaquettes. Chacune des composantes a un rôle bien précis ; les globules blancs protègent le corps humain des organismes infectieux et substances étrangères. La diminution du taux des globules rouges dénotent, par exemple, un manque en fer. Et les plaquettes sont primordiales pour la coagulation sanguine.

Nous allons décrire dans ce chapitre l'aspect morphologique en microscopie des types cellulaires présents dans le sang.

I.2 Réalisation du frottis sanguin :

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés au diagnostic du médecin basé sur l'analyse des lames au microscope. Cette analyse est faite après la réalisation d'un frottis sanguin.

a) Principe : Obtenir sur une lame de verre une couche unicellulaire d'éléments figurés du sang répartis sur tout le frottis et fixés dans l'aspect le plus proche de leur état physiologique [1].

b) Technique de réalisation d'un frottis :

Pour la réalisation d'un frottis, les quatre étapes suivantes sont nécessaires (voire figure (1)) :

- 1)- Positionner la lame de façon à prendre la totalité de la goutte de sang.
- 2)- Mise en contact de la lamelle avec la goutte de sang.
- 3)- Laisser la goutte se répartir de façon homogène le long de la lamelle.
- 4)- Appliquer un mouvement de translation horizontale rapide en maintenant la lamelle d'un angle de 45° environ sans appuyer tout au long de la lame.

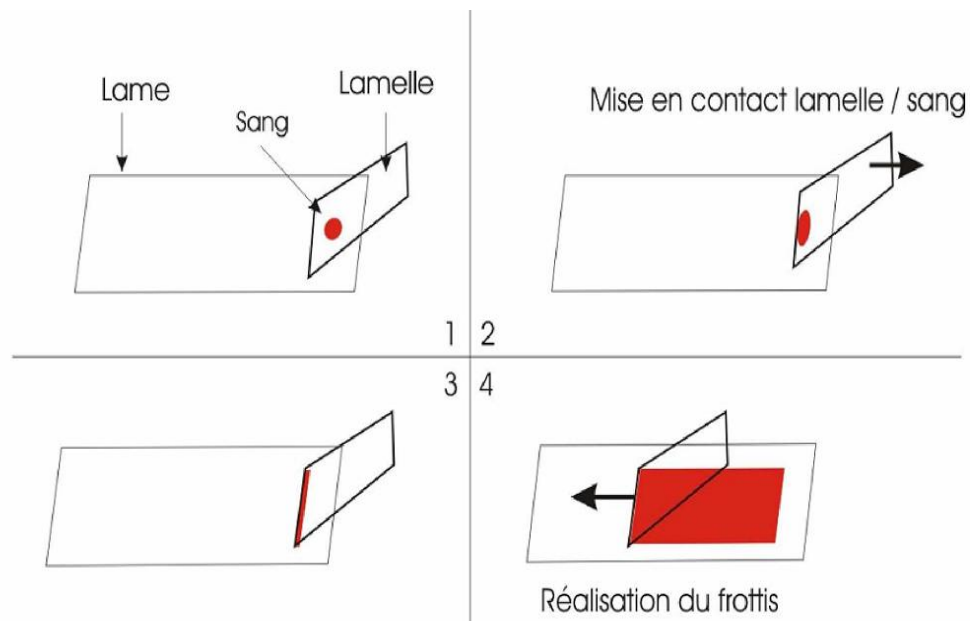


Fig I.1: Comment préparer un frottis sanguin [2]

Pour pouvoir observer les cellules au microscope, une coloration est ajoutée, dans ce présent travail, les lames ont été colorées avec le MGG (May-Grünwald Giemsa). La figure 2 montre les différentes composantes que nous détaillerons un peu plus bas :

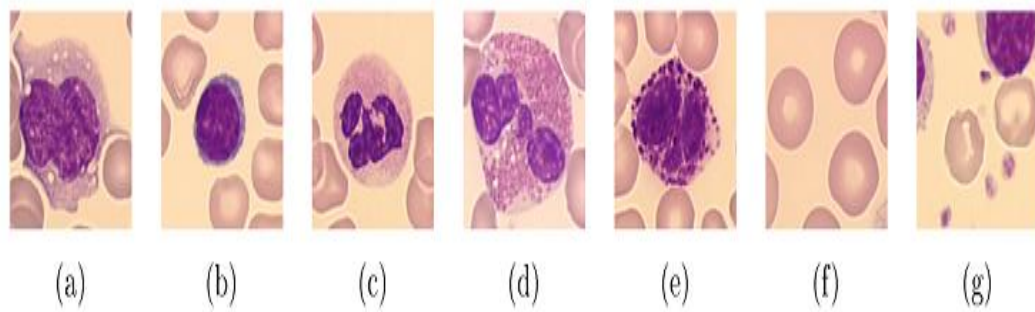


Figure I.2: Aspect morphologique en microscopie optique (colorés au MGG) des éléments figurés du sang : (a) monocyte, (b) lymphocyte, (c) neutrophile, (d) éosinophile, (e) basophile, (f) hématies et (g) plaquettes [8]

I.3 Les composantes cellulaires sanguines :

Nous observons dans le sang des cellules spéciales réparties entre érythrocytes (globules rouges) et leucocytes (globules blancs). Il y a aussi les plaquettes, qui ne sont pas considérées comme de véritables cellules. Ces différentes composantes se trouvent dans un liquide appelé Plasma. La figure (3) illustre les différentes composantes sanguines.

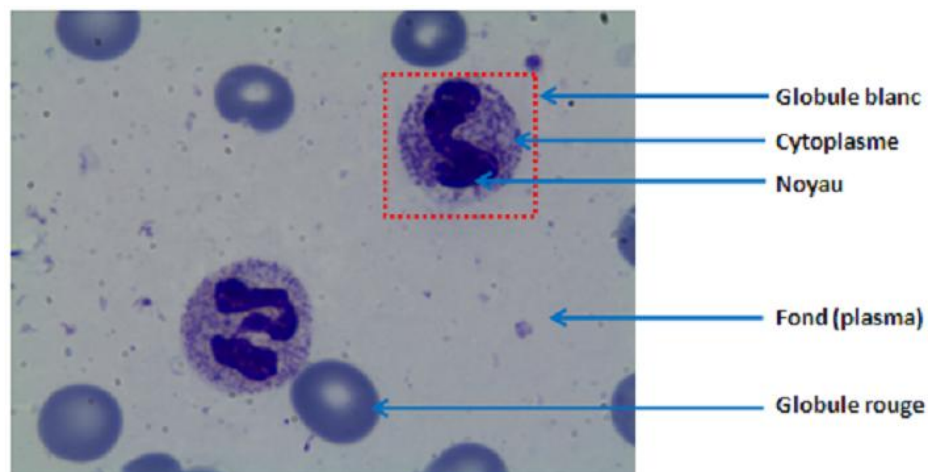


Fig I.3: La composition des cellules sanguines

I.3.1 Le plasma : Il représente la moitié du volume sanguin. Il se compose de 90% d'eau, de sels minéraux de nutriments. Il transporte les globules rouges, les globules blancs et les plaquettes [3].

I.3.2 Plaquettes: une plaquette est une cellule du sang, formée dans la moelle osseuse mais qui se fragmente immédiatement en petits éléments. Les plaquettes ne sont donc en fait pas des cellules complètes mais uniquement de petits fragments. Les plaquettes permettent la formation d'une croûte rouge sombre, qui bouche la plaie, et qui finira par se décrocher à la fin de la cicatrisation. Les plaquettes sont donc importantes pour la coagulation sanguine [4] (voir figure 2 (g)).

I.3.3 Globules rouges (Erythrocytes) : les globules rouges appelés aussi hématies (du grec "haima" = "sang") ou érythrocytes (du grec "érythros" = "rouge" et "kutos" = "cellule") sont des cellules anucléées dont le constituant essentiel est une hémoprotéine de liaison de l'oxygène appelée hémoglobine celle qui donne la couleur rouge au sang. Le rôle principal de ces cellules est d'assurer le transport de l'oxygène et du gaz carbonique entre les alvéoles pulmonaires et les tissus. Il s'agit d'une cellule de 5 μm à 7 μm de diamètre d'aspect homogène. Ce sont des cellules biconcaves, aplaties au centre ayant un aspect de disque (voir la figure 4). Son épaisseur est d'environ 2 μm . Son volume est de 30 μm^3 . Fabriquées par la moelle osseuse, les érythrocytes ont une durée de vie de 120 jours en moyenne, au terme desquels ils sont détruits et recyclés par la rate et le foie. Les globules rouges sont les cellules sanguines les plus nombreuses à raison d'environ 5.10⁶/mm³ chez l'homme et 4,5.10⁶/mm³ chez la femme [5] [6].



1. Fig I.4: globule rouge

I.3.4 Globules blancs (Leucocytes) : Les leucocytes, ou globules blancs, sont les cellules responsables de la défense de l'organisme. Ils sont beaucoup moins nombreux dans le sang que les globules rouges. La densité des leucocytes dans le sang est de 5 000 à 7 000/mm³. Le globule blanc contient un ou plusieurs noyaux et un cytoplasme. Nous pouvons distinguer deux grands types de leucocytes [7] :

- les « polynucléaires », qui paraissent avoir plusieurs noyaux. Il s'agit en fait de noyaux multilobés mais le terme de polynucléaire est resté.
- les « mononucléaires » qui comprennent en fait deux types de cellules totalement différentes, les « monocytes » et les « lymphocytes ».

I.3.4.1 Les polynucléaires : Les polynucléaires, caractérisés par un noyau multilobé, comportent dans leur cytoplasme des granulations. Des granulations ont des affinités tinctoriales différentes lorsque le frottis est coloré au May Grunwald Giemsa (MGG) ce qui permet de classer les polynucléaires en trois catégories :

- polynucléaires neutrophiles (granulocytes neutrophiles) dont les granulations, fines prennent des colorants neutres.
- Polynucléaires éosinophiles qui comportent de grosses granulations réfringentes de couleur orange.
- Polynucléaires basophiles, peu abondant, contiennent de grosses granulation rouge violacé appelées métachromatiques.

a. Les neutrophiles : phagocytent très activement les bactéries et sont présents en nombre élevé dans le pus des plaies. Malheureusement, ces cellules sont incapables de renouveler les lysosomes utilisés dans la digestion des microbes et meurent après en avoir phagocyté quelques-uns. Les neutrophiles ont un diamètre de 12 à 15m, leur noyau est divisé de 2 à 5 lobes reliés par un mince lament nucléaire. On les appelle polynucléaires neutrophiles. Le cytoplasme est transparent vu que ses granules sont minuscules et ont une légère teinte rosée (voire figure 2 (c)).

b. Les éosinophiles : attaquent les parasites et phagocytent les complexes antigènes-anticorps (voire figure 2 (d)).

c. Les basophiles : sécrètent des substances anticoagulantes et vasodilatatrices comme les histamines et la sérotonine. Malgré leur capacité phagocytaire, leur principale fonction est de sécréter les substances qui servent à la médiation de la réaction d'hypersensibilité. Ils sont aussi un peu petits : leur diamètre est de 9 à 10 m. Le cytoplasme est très riche en granules qui prennent une couleur pourpre foncée. Le noyau compte deux ou trois lobes, mais il est difficile de le voir en raison du nombre de granules qui le cachent (voire figure 2 (e)).

I.3.4.2 Les mononucléaires :

a. Les monocytes : jouent un rôle dans les phénomènes immunitaires. Le monocyte naît dans la moelle osseuse, il est transporté par le sang jusque dans les tissus où il se transforme puis se fixe : il devient un macrophage. Les monocytes constituant 2 à 10% des leucocytes. Elles apparaissent arrondies, ayant un diamètre de 15 à 20 micromètres; le cytoplasme est bleu grisâtre et a un aspect un peu granuleux. Le noyau est central, en fer à cheval ou en E (voire figure 2 (a)).

b. Les lymphocytes : Ils ont un rôle fondamental dans les phénomènes de défense immunitaire. Ces lymphocytes vont reconnaître les éléments étrangers et vont déclencher une réaction dans le but de les éliminer (voire figure 2 (b)). On en distingue :

- Les lymphocytes T, en réponse à une stimulation immunitaire entraînent une prolifération cellulaire (immunité cellulaire). [8]
- Les lymphocytes B entraînent la formation d'anticorps (immunité humorale). [8]

I.4 Conclusion

Le sang est un élément vital pour l'être humain, exécutant de nombreuses fonctions importantes pour assurer la vie des différents tissus de l'organisme. Les globules rouges, les globules blancs et les plaquettes sont trois familles de cellules suspendues dans le plasma et chacune de ses familles joue un rôle bien précis dans le fonctionnement du corps humain. L'examen des frottis de sang est nécessaire pour détecter les cellules anormales et étudier leurs morphologies d'où le grand intérêt que le médecin porte aux analyses sanguines, lorsqu'il se met en quête d'éléments mesurables qui lui permettront d'établir un diagnostic.

Segmentation des images cytologiques

II.1. Introduction :

La segmentation, la partition du domaine de l'image en régions connexes et homogènes, est un point central de l'analyse d'image. Elle est considérée comme l'étape cruciale de tout système s'appuyant sur l'analyse automatique des images (la télésurveillance, l'aide au diagnostic médical,...etc). La segmentation est également utilisée dans divers domaines tels que le codage d'image, l'analyse de matériaux et bien d'autres.

La segmentation d'image, techniquement parlant, est réalisée de différentes méthodes, allant des techniques simples s'appuyant sur le seuillage jusqu'à des méthodes complexes où l'hybridation entre différentes techniques est souvent présente. Parmi les méthodes les plus utilisées nous trouvons la LPE (Ligne des Partages des Eaux), vu sa simplicité et son efficacité.

La LPE considère les minimas de l'image comme étant les objets d'intérêts et les maximas les séparations entre ces objets. Cependant, la présence du bruit (minimas non significatives) conduit à un problème de sur-segmentation. Ce problème est traité en pré ou/et en post traitement.

La segmentation des cellules sanguines est un enjeu de recherche important en hématologie et dans d'autres domaines connexe. Dans ce travail, une technique de segmentation automatique des images microscopiques est proposée dans le but d'extraire les composantes des cellules sanguines (noyau, cytoplasme, globule rouge et plasma).

Dans ce chapitre, nous présentons dans l'état de l'art, quelques travaux sur la segmentation des images cytologiques par la combinaison de la LPE et d'autres techniques. Nous aborderons ensuite les principales méthodes de segmentation, et nous passerons aux grandes lignes de la LPE et nous terminerons par une conclusion.

II.2. Etat de l'art :

Nous trouvons souvent l'application de la LPE par la communauté scientifique travaillant sur la segmentation automatique des images en générale et la segmentation des images cytologiques en particulier. Sa grande utilisation est due à sa simplicité et son efficacité. Néanmoins, elle souffre du problème de la sur-segmentation causée par la présence du bruit dans les images. La combinaison entre la LPE et d'autres techniques peut régler ce problème. Nous nous positionnons donc, comme un bon nombre de chercheurs, dans la combinaison entre la LPE et d'autres techniques. Une LPE contrôlée par marqueur pour segmenter les globules rouges [9] et les globules blancs [10], une agrégation basée sur un critère de granularité pour fusionner les régions LPE [11], croissance des régions LPE par couleur après un seuillage pour la segmentation des cellules [12], l'utilisation d'un gradient hybride (texture+intensité) comme marqueur pour LPE afin de segmenter les globules blancs [13], extraction du gradient calculé sur la saturation, reconstruction morphologique et la transformation LPE pour la segmentation des globules blancs [14], deux schémas de segmentation pour le noyau (LPE et contour actif) et deux schémas pour la segmentation du cytoplasme (analyse granulométrique et opérations morphologiques) [15] et [16], seuillage d'Otsu pour segmenter les globules rouges et l'application de la LPE pour séparer les cellules chevauchées [17], LPE contrôlée par marqueur interne et externe pour segmenter les globules rouges acquises par caméra DHM (Digital Holographic Microscopy) [18], le marqueur interne obtenu par les opérations morphologiques sur les images binaires (ouverture, érosion et dilatation) et le marqueur externe a été extrait par les distances, application de LPE et agrégation des régions basée sur les dissemblances des régions LPE pour segmenter les cellules dans [19], trois différents masques pour appliquer trois différentes LPE en vue de segmenter les globules rouges, les globules blancs et les plaquettes [20], Application de la LPE basée sur les distances pour la division finale de l'image en bassins versants, chaque bassin correspond à une cellule [21] et [22].

II.3. Segmentation :

La segmentation est l'étape essentielle d'un système d'analyse d'images, car elle conditionne la réussite des traitements à effectuer ultérieurement. La segmentation peut être définie différemment, selon le type d'image à traiter, selon la nature des outils de segmentation à utiliser et surtout selon le but final de la procédure. Dans notre cas, nous pouvons définir la segmentation comme étant l'opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Dans la littérature, les techniques de segmentations sont regroupées en trois grandes familles : basées sur les régions, basées sur les contours et basées sur seuillage/classification. [23]

II.3.1 segmentation basée région :

La segmentation par région consiste à prendre une région qui est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient de celles des autres régions en modifiant ces régions par regroupement ou par division de la région (Division-Fusion), ou en ajoutant des pixels à des pixels voisins (croissance de régions). Il y a d'autres méthodes fondées sur la modélisation statistique conjointe de la régularité des régions et des niveaux de gris de chaque région. [23]

II.3.2 Segmentation basée contour :

Cette catégorie correspond à une approche duale qui cherche à détecter une transition (ou contour) entre deux régions connexes. Les détecteurs de contours peuvent être simples. La segmentation par approche contour peut être faite à partir de l'image de gradient, du laplacien par détection des contours ou par application d'un contour déformable initialisé automatiquement ou manuellement. [24]

II.3.3 Segmentation basée pixel :

Le principe consiste à regrouper les pixels selon leurs attributs sans tenir compte de leur localisation au sein de l'image. Cela permet de construire des classes de pixels ; les pixels adjacents, appartenant à une même classe, forment alors des

régions. Parmi les approches pixellaires nous distinguons les méthodes de seuillage (clustering) et les méthodes de classification.

Cette segmentation consiste à regrouper les pixels d'une image en classes en fonction de leurs propriétés. Il existe deux grandes tendances : la classification supervisée (PMC, SVM, K-plus proches voisins,...), basée sur l'apprentissage de propriétés discriminantes sur un échantillon de données déjà classées, et la classification non supervisée (K-means, GMM,...) basée sur une mesure de distance entre les vecteurs d'attributs. [24]

II.4. La Ligne des Partages des Eaux

II.4.1 Principe de la Ligne des Partages des Eaux.

La ligne de partage des eaux (L.P.E) est l'outil de base pour la segmentation d'images par morphologie mathématique [25, 26, 27].

On utilise généralement pour décrire cet algorithme les processus d'inondation, une description particulière de l'image vue comme un relief topographique où les structures claires sont les pics du relief et les structures sombres correspondent aux vallées du relief. On imagine que cette surface topographique soit trouée aux emplacements des minima. Plongeons alors lentement cette surface dans un lac (étendue d'eau supposée infinie pour la commodité de l'expérience) (Figure II.4.1). L'eau va passer par les trous, en commençant les minima les plus profonds, et l'on suppose que pour chaque minimum source, l'eau se teinte d'une couleur donnée (le label du minimum). Chaque minimum donne naissance à un lac de plus en plus étendu à mesure que le niveau d'eau augmente et va progressivement inonder les reliefs. [28]

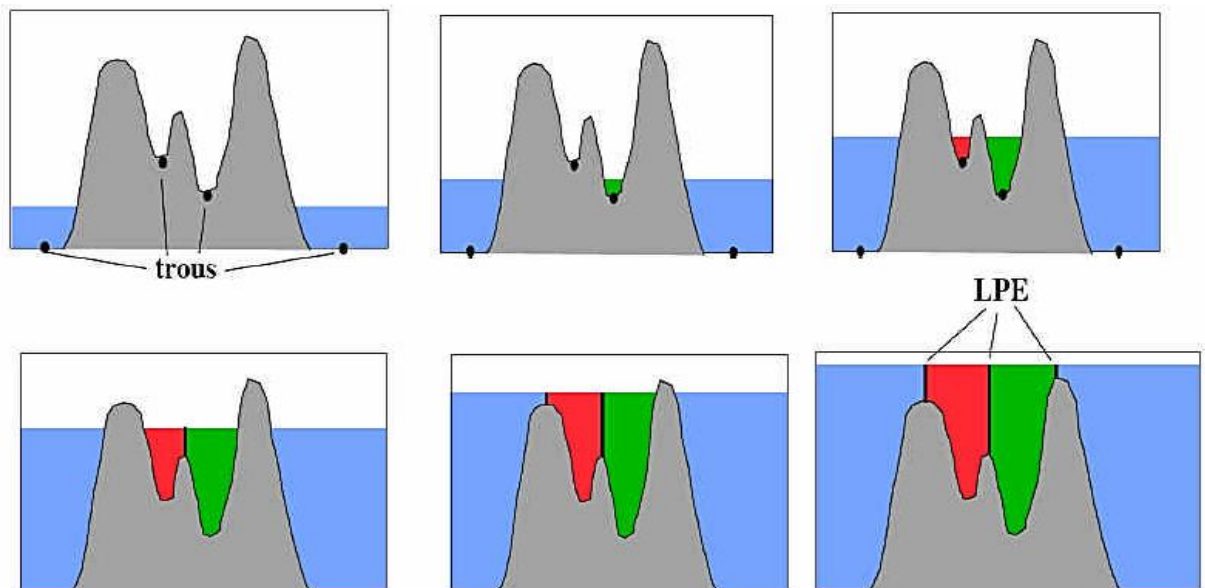


Figure II.1: Principe d'inondation du relief [29].

Lorsque la totalité de la surface topographique aura été engloutie, seuls les barrages émergeront, délimitant les lacs en nombre égal au nombre de minima de la fonction. Ces barrages constituent la ligne de partage des eaux.

Il existe différents algorithmes pour le calcul de la L.P.E [25] qui opère généralement sur un gradient de l'image. La LPE est généralement calculée non pas sur l'image originale mais sur son gradient. De cette manière, la LPE correspond aux points de crête du gradient autour des minima, c'est-à-dire aux lieux de forte transition d'intensité de la fonction initiale. Evidemment, les zones de forte transition correspondent aux frontières ou contours des régions homogènes de l'image.

La LPE souffre, en raison du bruit présent dans l'image, du problème de sur-segmentation. Les deux sections suivantes présentent brièvement les traitements nécessaires pour réduire au mieux la sur-segmentation.

II.4.2 Prétraitement sur L.P.E

La L.P.E calculée directement sur une image réelle présente une sur-segmentation importante, due au bruit qui crée de nombreux minima parasites. Il est donc nécessaire de mettre en place des procédures permettant de les éliminer. Supposons que nous connaissions un ensemble connexe de points par objets à isoler ainsi qu'un ensemble de points de l'extérieur.

On appellera ces composantes connexes des marqueurs. Si l'on parvenait à modifier l'image sur laquelle on calcule la L.P.E en lui imposant ces marqueurs

comme minima régionaux, on obtiendrait une L.P.E présentant une boucle autour de chacun des objets, chaque bassin versant correspondant soit à un unique objet soit au fond de l'image. Cette technique de L.P.E contrainte par marqueurs permet de s'affranchir de la recherche exacte des contours et garantit le nombre de contours que l'on trouvera : un autour de chaque composante connexe.

La difficulté est reportée sur la détermination des marqueurs qui permettent de localiser grossièrement les objets. La L.P.E contrainte par marqueurs fonctionne de la manière suivante [30]:

1. Trouver les marqueurs, i.e. une composante connexe par objet et une composante connexe pour le fond de l'image,
2. Déterminer l'image sur laquelle on calcule la L.P.E,
3. Imposer les minima,
4. Calculer la L.P.E.

II.4.3 Post traitement sur LPE

L'imposition des marqueurs réduit considérablement la sur-segmentation. Cependant, elle n'est pas totalement absente. Un post-traitement par agrégation des régions sur-segmentées obtenues, selon un ou plusieurs critères peut réduire au mieux la sur-segmentation.

II.5. Conclusion

Dans ce deuxième chapitre, nous avons présenté les principes de la ligne de partage des eaux. Cette technique offre un grand nombre d'outils très puissants de traitement et d'analyse d'images. C'est une méthode ayant fait ses preuves et très utilisée dans le domaine de la segmentation d'images mais l'inconvénient majeur réside dans l'obtention d'une sur segmentation due à un nombre important de minima. Imposer des marqueurs réduit considérablement la sur-segmentation mais pas totalement. L'image couleur, et par ses différentes représentations, offre des informations riches, mais souvent imprécises et incertaines. L'intégration de l'incertitude sur la couleur des régions sur-segmentées aboutit à une segmentation meilleure.

L'intégration de l'incertitude sur la couleur

III.1. Introduction :

L'image, de son contenu, est une source riche d'information. Ses différentes représentations colorimétriques offrent des informations complémentaires, redondantes, imprécises et incertaines. Un espace de couleur est la représentation mathématique d'une palette de couleurs ; de plus, il est un composant très important de l'image. Il existe de nombreuses méthodes de représentation des couleurs.

Dans ce travail, nous sommes dans l'optique de la segmentation des images couleurs. Et comme chaque espace couleur a sa propre représentation, nous avons intégré cette incertitude sur la couleur via la théorie des possibilités.

Nous allons voir dans ce chapitre, les espaces couleurs et la gestion de l'incertitude sur la couleur par théorie des possibilités et théorie de l'évidence.

III.2. Espaces couleur

Un espace couleur est un système de coordonnées couleurs où les valeurs de l'image sont représentées.

Les espaces couleurs ont été étudiés et modélisés par la Commission Internationale de l'éclairage (CIE). En 1931 la CIE a défini et adopté des illuminant et observateurs standard afin de représenter l'ensemble des couleurs. La CIE a ensuite montré par l'expérience psycho-visuelle d'égalisation des couleurs qu'en combinant trois stimuli de longueurs d'ondes particulières nous pouvons synthétiser presque toutes les couleurs existantes, donc les espaces de couleurs sont des systèmes de coordonnées en trois dimensions où la couleur à analyser a été transformé en un tri-stimulus particulier [31].

Les espaces de couleur que nous avons utilisé sont : l'espace RVB (Rouge, Vert, Bleu), l'espace *HSV* (*Hue*, *Saturation*, *Value*) et l'espace CMYK (*Cyan* *Magenta* *Yellow* *black*). Nous allons les décrire dans les sous sections suivantes.

III.2.1. Espace (Rc;Gc;Bc)

L'espace (Rc, Gc, Bc) de la CIE a été défini en 1931. L'indice C est utilisé en référence à cette commission. Chaque stimulus de couleur est représenté par un point C qui définit le vecteur couleur Oc. Les coordonnées de ce vecteur sont les composantes trichromatiques Rc, Gc et Bc. Les points correspondant à des stimuli de couleur, dont les composantes trichromatiques sont positives, sont contenus dans un cube, connu sous le nom de cube des couleurs (figure III.1). L'origine O correspond au noir ($R_c=G_c=B_c=0$) tandis que le blanc de référence est défini par le mélange unitaire des trois primaires ($R_c=G_c=B_c=1$). La droite passant par les points Noir et Blanc est appelée axe des gris, axe des couleurs neutre ou encore axe achromatique. En effet, les points de cette droite représentent des nuances de gris allant du noir au blanc [32].

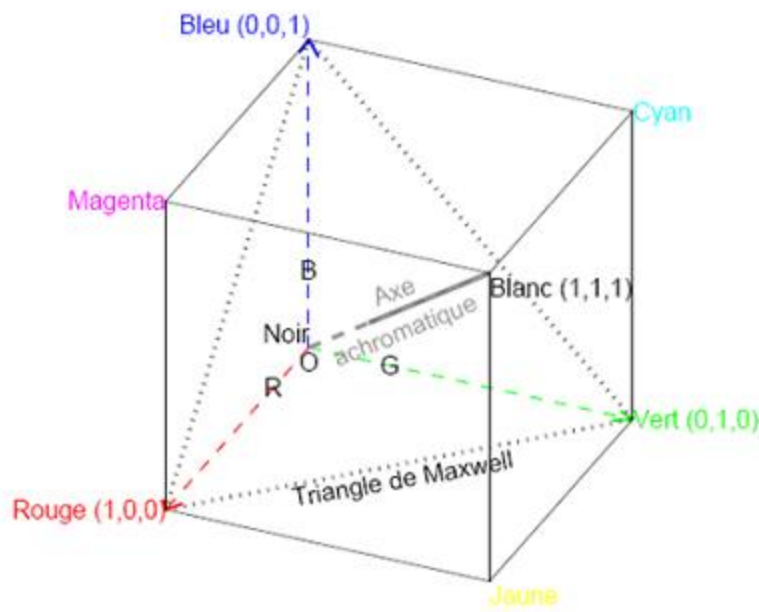


FIGURE III.1 – Cube de couleurs

III.2.2. L'espace CMYk (Cyan Magenta Yellow blackK)

Cet espace, en français cyan, magenta, jaune et noir, est utilisé généralement dans les systèmes d'imprimantes couleurs. Il est dépendant de la machine et de plus est de nature soustractive (contrairement au RVB additif qui est pris généralement).

Dans cet espace, Cyan, Magenta et Jaune sont trois couleurs primaires, et rouge, vert et bleu sont trois couleurs secondaires. Théoriquement, la couleur noire n'est pas nécessaire, mais avec le mélange des encres cyan, magenta et jaune, nous obtenons un marron foncé et non pas le noir. [33]

$$\begin{bmatrix} C \\ M \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-R \\ 1-G \\ 1-B \end{bmatrix} \quad (\text{III.1})$$

III.2.3. l'espace HSV :

Le principe de l'espace HSV est de caractériser les couleurs de façon plus intuitive, conformément à la perception naturelle des couleurs, en termes de :

1 - teinte : intuitivement, c'est le nom qu'on utilisera pour désigner la couleur, "vert", mauve", "orange", etc. Idéalement associé à une longueur d'onde.

2 - saturation : c'est le taux de pureté de la couleur, qui doit varier entre la pureté maximale (couleur éclatante) et l'achromatisme (niveau de gris).

3 - valeur : c'est la mesure de l'intensité lumineuse de la couleur, qui doit varier entre le noir absolu et le blanc. [34]

Le passage de RGB à HSV se fait par une transformation non linéaire. Plusieurs opérateurs ont été proposés pour la conversion.

$$H = \begin{cases} 0 & \text{si } \max = \min \\ \left(60^\circ * \frac{g-b}{\max-\min} + 360^\circ \right) \bmod 360 & \text{si } \max = r \\ \left(60^\circ * \frac{g-b}{\max-\min} + 120^\circ \right) & \text{si } \max = g \\ \left(60^\circ * \frac{g-b}{\max-\min} + 240^\circ \right) & \text{si } \max = b \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{si } \max = 0 \\ 1 - \frac{\min}{\max} & \text{si non} \end{cases} \quad V = \max \quad (\text{III.3})$$

III.3. L'incertitude sur la couleur :

Les différents espaces couleur conduisent à des informations imparfaites. Cette imperfection peut être de nature: **incertaine, imprécise, incomplète, ambiguë, conflictuel, redondante** et/ou **complémentaire**.

Afin de prendre en considération les différentes sources d'informations couleurs, il s'avère souvent nécessaire de faire appel à la fusion en traitement d'images.

La fusion est devenue une opération clé pour résoudre des problèmes conflictuels et prendre une décision finale, elle peut être schématisée en plusieurs étapes (voire figure III.2)[35].

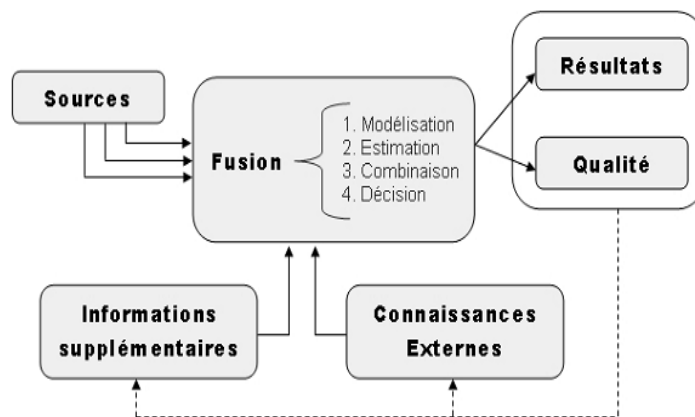


Fig III.2: Représentation de la Fusion

Formellement, un processus de fusion dispose de 'l' source $S_1, S_2, \dots, S_l$, avec un objectif de prendre une décision dans un ensemble de 'n' décisions possibles $d_1, d_2, \dots, d_n$.

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à la résolution de l'incertitude et l'imprécision liées aux 3 différentes sources couleurs. Cette intégration de l'incertitude peut être faite par la théorie de l'évidence [35] ou par la théorie des possibilités. Nous présenterons les principes de base de la théorie des possibilités et la théorie de l'évidence.

III.3.1. Théorie des possibilités :

La théorie des possibilités formulée par Zadeh à la fin des années 70 est issue du concept des sous-ensembles flous développé également par Zadeh. Elle a été essentiellement développée en France par Dubois et Prade [36]. Elle repose sur les

mesures de possibilité et de nécessité qui permettent de décrire l'incertitude d'un évènement par le degré de possibilité et le degré de possibilité de l'évènement contraire qui s'interprète comme un degré de nécessité (dans le sens de la certitude).

1. Une mesure de possibilité : est une fonction Π de $P(S)$ (i.e. l'ensemble des parties de S , ce sont donc des ensembles nets) dans $[0;1]$ tel le que :

$$-\Pi(\emptyset)=0 \text{ et } \Pi(S)=1, \quad (\text{III.4})$$

$$-\forall I \subset IN, \forall A_i \subseteq S, i \in I, \Pi(\bigcup_{i \in I} A_i) = \sup_{i \in I} \Pi(A_i). \quad (\text{III.5})$$

2. Une mesure de nécessité : est une fonction N de $P(S)$ dans $[0;1]$ tel le que :

$$-N(\emptyset)=0 \text{ et } N(S)=1. \quad (\text{III.6})$$

$$-\forall I \subset IN, \forall A_i \subseteq S, i \in I, N(\bigcap_{i \in I} A_i) = \inf_{i \in I} N(A_i). \quad (\text{III.7})$$

Cette définition est équivalente à la relation reliant nécessité et possibilité :

$$-\forall A \subseteq S, N(A) = 1 - \Pi(A^c). \quad (\text{III.8})$$

3. Les distributions de possibilité: permettent d'attribuer un degré de possibilité à tout élément de S , et non plus de $P(S)$. (III.9)

4. Une distribution de possibilité : est une fonction π de S dans $[0;1]$ vérifiant la propriété de normalisation: $\sup_{s \in S} \pi(s) = 1$ (III.10)

Cette condition correspond à une hypothèse de monde fermé dans lequel au moins un évènement de S est complètement possible. Dans le cas d'un monde ouvert, cette condition peut être relâchée. $\pi(s)$ indique le degré de possibilité pour que l'observation x soit égale à s , avec les conventions :

- $\pi(s) = 0$ indique l'impossibilité que x vailles,
- $\pi(s) = 1$ indique que rien n'empêche que x vailles, ces valeurs sont les plus plausibles.

5. Fusion d'informations par la théorie des possibilités

Dans cette section nous donnons les différentes étapes de la fusion d'informations dans le cadre de la théorie des sous-ensembles flous et des possibilités [36].

5.1. Modélisation

Une étape capitale portant le choix du formalisme (expressions des informations à fusionner), Cette modélisation peut être guidée par les informations supplémentaires (connaissances de l'expert, contexte et domaine). Supposons pour fixer les idées que chaque source S_j fournisse une information représentée par M_j^i sur la décision d_i . La forme de M_j^i dépend bien sûr du formalisme choisi.

5.2. Estimation

L'estimation est dépendante de la modélisation, elle n'est pas une étape systématique, mais souvent nécessaire pour la plupart des formalismes. Il s'agit par exemple de l'estimation des distributions, si c'est le formalisme choisi. Pour cette étape les informations supplémentaires peuvent aider.

5.3. Combinaison

Le grand nombre d'opérateurs pousse à un classement de ceux ci afin de permettre le choix de l'opérateur le plus adapté à l'application. Ce choix peut se faire selon plusieurs critères liés aux propriétés des opérateurs. Il est courant de considérer les opérateurs conjonctifs, disjonctifs ou de compromis, c'est-à-dire qui ont des comportements sévères, indulgents ou prudents [7 3]. Mathématiquement, la combinaison est dite :

- conjonctive si $\phi(a_1, \dots, a_m) \leq \min_j a_j$ (comportement sévère),
- disjonctive si $\phi(a_1, \dots, a_m) \geq \max_j a_j$ (comportement indulgent),
- de compromis si $\min_j a_j \leq \phi(a_1, \dots, a_m) \leq \max_j a_j$ (comportement prudents).

5.3.1. Opérateurs conjonctifs

Parmi ces opérateurs les normes triangulaires ou t-norme sont les plus employées et permettent de réduire légèrement cette sévérité.

Une t-norme est une fonction $T: [0,1]^n \rightarrow [0,1]$ commutative, associative, monotone et dont 1 est l'élément neutre, c'est-à-dire : $T(1, \dots, 1, a) = a, \forall a \in [0,1]$.

$$\text{- t-norme de Zadeh : } \min_j a_j \quad (\text{III.11})$$

$$\text{-t-norme probabiliste : } \prod_{j=1}^m a_j \quad (\text{III.12})$$

-t-norme de Lukasiewicz : pour deux éléments (s'étend par l'associativité à m éléments) : $\max(0, a_1 + a_2 - 1)$ (III.13)

-t-norme de Yager : pour deux éléments : $1 - \min\left(1, \left[(1 - a_1)^p + (1 - a_2)^p\right]^{1/p}\right)$ (III.14)

Avec $p > 0$. Pour $p = 1$, nous retrouvons la t-norme de Lukasiewicz et pour $p = +\infty$ la t-norme min.

-t-norme de Hamacher : pour deux éléments :

$$\frac{a_1 a_2}{\gamma + (1 - \gamma)(a_1 + a_2 - a_1 a_2)} \quad (III.15)$$

Avec $\gamma > 0$ (si $\gamma = 1$, nous retrouvons le produit). Ce type de t-norme p eut être intéressant pour ces propriétés d'adaptabilité.

5.3.2. Opérateurs disjonctifs

Les principaux opérateurs disjonctifs sont les conormes triangulaires ou t-conormes .

t-conorme est une fonction $\perp: [0,1]^n \rightarrow [0,1]$ commutative, associative, monotone et dont 0 est l'élément neutre, c'est-à-dire : $T(0, \dots, 0, a) = a, \forall a \in [0,1]$.

- t-conorme de Zadeh : $\max_j a_j$ (III.16)

-t-conorme probabiliste : pour deux éléments (s'étend par l'associativité à m éléments)
 $a_1 + a_2 - a_1 a_2$. (III.17)

-t-conorme de Lukasiewicz : pour deux éléments (s'étend par l'associativité à m éléments)

$$\min(a_1 + a_2 - 1, 1) \quad (III.18)$$

-t-conorme de Yager : pour deux éléments : $\min\left(1, \left[a_1^p + a_2^p\right]^{1/p}\right)$ (III.19)

avec $p > 0$. Pour $p = 1$, nous retrouvons la t-conorme de Lukasiewicz et pour $p = +\infty$ la t-conorme max.

-t-conorme de Hamacher : pour deux éléments.

$$\frac{a_1 + a_2 - (2 - \gamma)a_1 a_2}{\gamma + (1 - \gamma)(1 - a_1 a_2)} \quad (III.20)$$

Avec $\gamma > 0$.

5.3.3. Opérateurs de compromis

Les opérateurs de compromis ont un comportement moins sévère que les opérateurs conjonctifs, et moins indulgent que les opérateurs disjonctifs. Nous en présentons ici quelques uns.

Minimum ou maximum pondérés Introduits par Dubois et Prade dans le cadre de la théorie des possibilités, ces opérateurs permettent de tenir compte d'une modélisation de la fiabilité des sources.

Dans le cas de la théorie des possibilités, $a_j = \pi_j$ est une distribution de possibilité. Cette transformation revient donc à une disjonction entre une distribution 'j' et une distribution constante de valeur 1 'w_j'. Une fois cette transformation effectuée, les distributions peuvent être combinées par une conjonction, ce qui donne l'opérateur de

$$\text{minimum pondéré: } \min_w(a_1, \dots, a_n) = \min_{j=1}^m \max(a_j, 1 - w_j), \quad (\text{III.21})$$

il est possible de combiner les sortie des sources S_j pondérées par des poids w_j par un opérateur de maximum pondéré :

$$\max_w(a_1, \dots, a_n) = \max_{j=1}^m \min(a_j, w_j) \quad (\text{III.22})$$

5.4. Décision

Une fois les informations issues des différentes sources combinées, la décision se fait à partir du maximum des degrés d'appartenance. Ainsi, nous choisirons d_k si :

$$\mu_k(x) = \max\{\mu_i(x), i = 1, \dots, n\}, \quad (\text{III.23})$$

Où μ_i représente la fonction d'appartenance pour la décision d_i issue de la combinaison [36].

III.3.2 Théorie de l'évidence

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (DS) a été introduite par Dempster et formalisé par Shafer [37],[38]. Elle représente à la fois l'imprécision et l'incertitude à l'aide de fonctions de masse m, de plausibilité Pl et de croyance bel. Cette théorie se décompose en trois étapes : la définition des fonctions de masse, la combinaison d'informations et la décision [39].

1. Définition des fonctions de masse

L'ensemble des hypothèses pour une source est défini sur l'espace $\Omega = \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k, \dots, \omega_N$ appelé espace de discernement où ω_N désigne une hypothèse en faveur de laquelle une décision peut être prise. Les fonctions de masse sont définies sur tous les sous-ensembles de l'espace Ω et non seulement sur les singletons comme dans les probabilités. Une fonction de masse m est définie comme une fonction de 2^Ω dans $[0,1]$. En général nous imposons $m(\emptyset) = 0$ et une normalisation de la forme :
$$\sum_{A \subseteq \Omega} M(A) = 1 \quad (\text{III.24})$$

Une fonction de croyance Bel est une fonction totalement croissante de 2^Ω dans $[0,1]$ définie par :

$$\forall A_1 \in 2^\Omega, \dots, A_k \in 2^\Omega, Bel(\cup_{i=1}^k A_i) \geq \sum_{I \subseteq 1, \dots, K, I \neq \emptyset} (-1)^{|I|+1} Bel(\cap_{i \in I} A_i) \quad (\text{III.25})$$

Où $|I|$ désigne le cardinal de I et $bel(\emptyset) = 0$, $Bel(\Omega) = 1$. Etant donné une fonction de masse m , la fonction Bel définie par :

$$\forall A \in 2^\Omega, Bel(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B) \quad (\text{III.26})$$

Est une fonction de croyance.

Inversement, à partir d'une fonction de croyance Bel, nous pouvons définir une fonction de masse m par :
$$\forall A \in 2^\Omega, m(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A-B|} Bel(B) \quad (\text{III.27})$$

Une fonction de Plausibilité Pl est également une fonction de 2^Ω dans $[0,1]$ définie par :
$$\forall A \in 2^\Omega, Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (\text{III.28})$$

La plausibilité mesure la confiance maximum que l'on peut avoir en A . La possibilité d'affecter des masses aux hypothèses composées et donc de travailler sur 2^Ω plutôt que sur Ω constitue un des avantages de cette théorie. Elle permet une modélisation très riche et très souple, en particulier de l'ambiguïté ou de l'hésitation entre classes.

2. Combinaison évidentielle :

En présence de plusieurs sources informations, il devient intéressant de combiner les connaissances de chaque source pour en extraire une connaissance

globale afin d'améliorer la prise de décision. Dans la théorie de DS, les masses sont combinées par la somme orthogonale de Dempster. Soit m_j la fonction de masse associée à la source j , pour un sous-ensemble A de Ω nous obtenons

$$:(m_1 \oplus \dots \oplus m_l)(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap \dots \cap B_l = A} m_1(B_1) \dots m_l(B_l)}{1 - \sum_{B_1 \cap \dots \cap B_l = \emptyset} m_1(B_1) \dots m_l(B_l)} \quad (\text{III.29})$$

Ce type de combinaison qui n'est pas idempotente suppose l'indépendance cognitive des sources plutôt que l'indépendance statistique [40].

Le mode de combinaison disjonctif est aussi possible en remplaçant l'intersection dans la formule précédente par une opération ensembliste :

$$(m_1 \oplus_{\cup} \dots \oplus_{\cup} m_l)(A) = \sum_{B_1 \cup \dots \cup B_l = A} m_1(B_1) \dots m_l(B_l) \quad (\text{III.30})$$

3. Processus de décision :

La théorie de l'évidence propose de nombreuses règles. Les plus utilisées sont le maximum de crédibilité, le maximum de plausibilité, les règles basées sur l'intervalle de confiance, le maximum de probabilité pignistique [41] et la décision par maximum de vraisemblance.

III.4. Conclusion :

Nous avons abordés dans ce chapitre, la richesse d'information issue des différentes représentations colorimétriques. Cette richesse, de part sa diversité, conduit à des informations imparfaites (redondance, ambiguïté, incertitude, imprécision et bien d'autres). Il est, donc, intéressant de fusionner ces informations afin de parvenir à une meilleure prise de décision. Nous avons présenté, en particulier, la fusion d'information incertaine et imprécise par la théorie de possibilité, vu que c'est l'objectif de notre travail.

Application

IV.1 Introduction :

Ce dernier chapitre est consacré à l'application de la méthode proposée. Ayant défini les principes théoriques des techniques utilisées dans les chapitres précédents, nous allons présenter dans cette partie, le schéma globale de notre segmentation, les résultats obtenus sur les images cytologiques, et bien sure une évaluation des performances avec une comparaison avec d'autres méthodes sur la même base d'image.

IV.2 Base d'image :

Les 27 images microscopiques sur lesquelles nous avons travaillé ont été acquises au sein du service d'hématologie dans le cadre d'une collaboration entre le laboratoire G:B:M (Génie Biomédicale) de l'université de Tlemcen et le C:H:U de Tlemcen. Notre base est construite à partir d'images acquises sur des lames avec la coloration de May Grunwald Giemsa (MGG) en utilisant un environnement LEICA (caméra et microscopique) permet d'obtenir des images couleurs RGB de bonne qualité, au format BMP de dimension 1024×768 .

IV.3 Schéma de segmentation :

Notre schéma de segmentation est basé sur la combinaison de la LPE avec la théorie des possibilités. Vu que la LPE conduit à une sur-segmentation, il s'avère nécessaire d'agréger les régions LPE pour obtenir les régions finales, dans notre cas, noyau, cytoplasme, globule rouge et fond. Ces régions ont été obtenues par l'intégration de l'incertitude, par théorie des possibilités, sur la couleur (canal Magenta, canal vert et l'espace HSV) des régions LPE.

Dans la figure (IV.1), nous avons résumé notre méthode de segmentation : l'image originale est segmentée par la LPE, après l'application d'un prétraitement afin d'éliminer le fond. Ensuite une agrégation des régions LPE par la théorie des possibilités. Pour cette dernière, l'étape principale est la combinaison, qui est très riche

grâce aux nombreuses études réalisées sur les opérateurs dans le cadre de cette théorie. Le processus a été implanté sur la plateforme MATLAB.

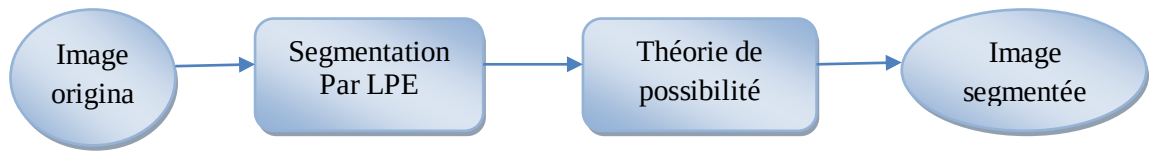


Figure IV.1: L'algorithme de segmentation

Nous avons utilisé l'étape d'agrégation pour extraire à partir d'une image cytologique du sang : le noyau , le cytoplasme (les deux composantes du globule blanc) , et les globules rouges à partir de l'arrière-plan (voir figure IV.2 ; noyau, cytoplasme , globule rouge et le fond sont colorées en vert , jaune , rouge et noir respectivement).

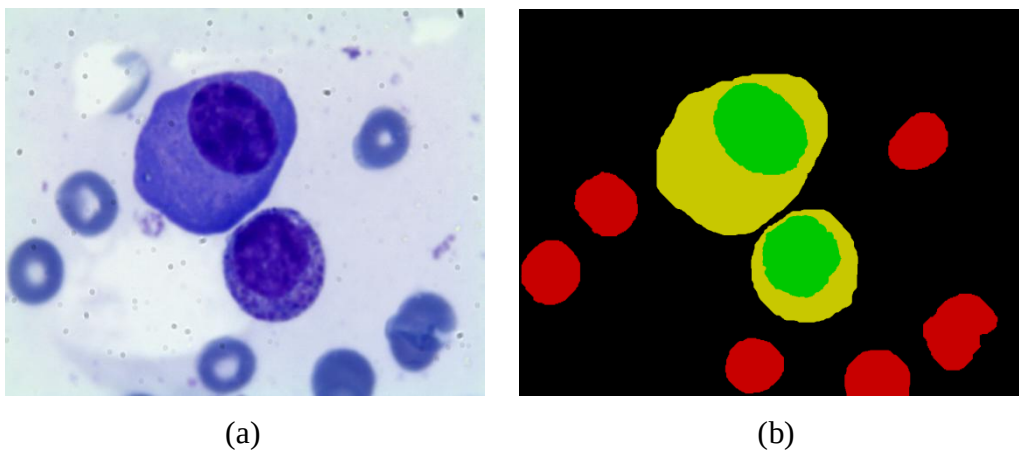


Figure IV.2: (a) image originale (b) image segmentée

Dans les images de sang de cellules, les globules rouges ont toujours le même aspect, cependant, les globules blancs ont diverses classes tels que les basophiles, éosinophiles etc. Ces différences concernent principalement la forme de noyaux et la couleur du cytoplasme. Nous profitons de la représentation de couleur différente, qui sont canal vert (espace RVB), canal magenta (espace CMYK) et HSV, pour faire la distinction entre les globules blancs (noyau et le cytoplasme) et les globules rouges. Voir fig IV.3: les globules rouges sont plus clairs que les globules blancs sur le canal

Magenta. Et voir fig IV. 4: le cytoplasme de tous les globules blancs sont similaires au globule rouge dans le canal Magenta, mais la différence est clairement faite dans la projection HSV.

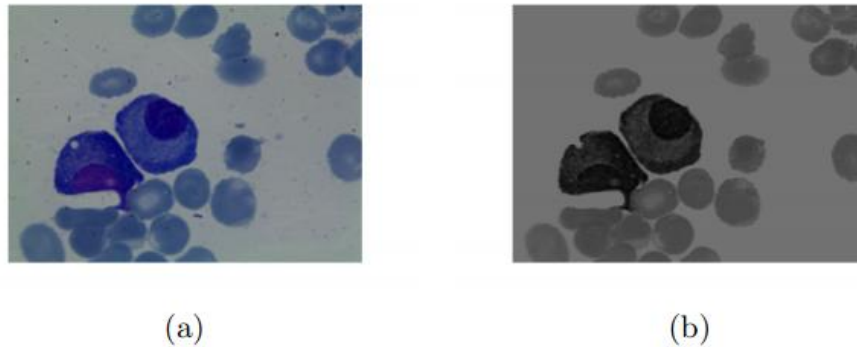


Figure IV.3: (a) image originale (b) projection de l'image sur Magenta Channel (espace CMYK)

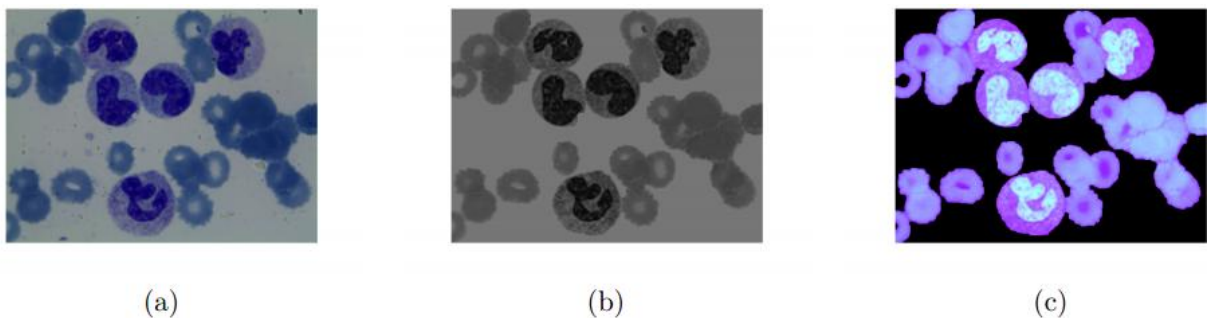


Figure IV.4: (a) l'image originale (b) projection de l'image sur le canal Magenta (c) projection de l'image sur HSV

IV.4 Résultats obtenus :

Les régions obtenues par la LPE, ont été sur-segmentées. Pour obtenir la segmentation finale, nous avons procédé à une agrégation par la théorie des possibilités afin d'intégrer l'incertitude et l'imprécision liées à la couleur.

Pour ce faire, nous avons calculé la distribution des possibilités à l'aide des sous ensembles flous, via une fonction triangulaire représentant chaque source selon une classe donnée. Et ensuite nous avons combinées ces différentes possibilités par les opérateurs conjonctifs et disjonctifs, ce qui nous a permis d'obtenir les résultats suivants :

Nous avons remarquée que les régions cytoplasme ont été reconnues comme noyau et globule rouge (voir figure IV 1 .8., 9., 10., 11., et 12). La majorité des régions cytoplasme ont été identifiées comme noyau (figure IV.6) et pour la combinaison avec le t-conorme de Lukasiewicz, les résultats ont été très mauvais, puisque tout a été reconnu comme noyau (figure IV.7)

1/ La formule de t-conorme de Zadeh : $\max_j a_j$

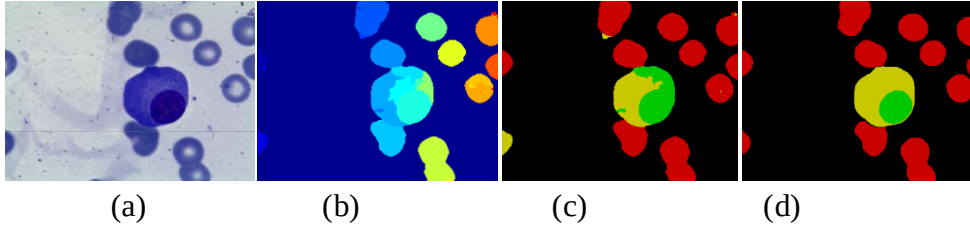


Figure IV.5: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

2/ La formule de t-conorme de Yager : pour deux éléments : $\min\left(1, [a_1^p + a_2^p]^{1/p}\right)$ à $p=3$.

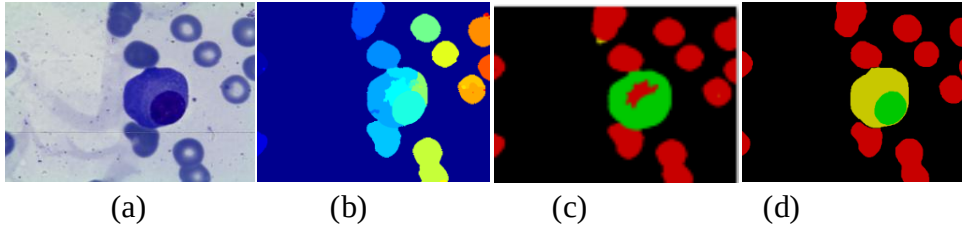


Figure IV.6: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

3/ La formule de t-conorme de Lukasiewicz : $\min(a_1 + a_2 - 1, 1)$ $a_1 + a_2 - a_1 a_2$.

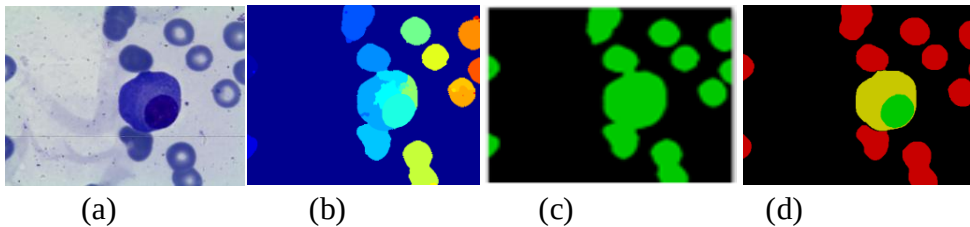


Figure IV.7: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

4/ La formule de t-conorme probabiliste : $a_1 + a_2 - a_1 a_2$.

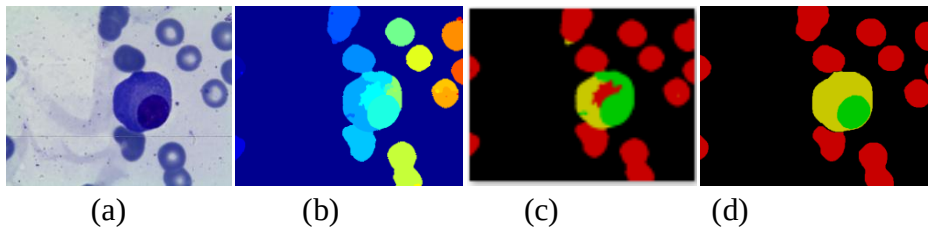


Figure IV.8: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

5/ La formule de t-norme de Zadeh : $\min_j a_j$

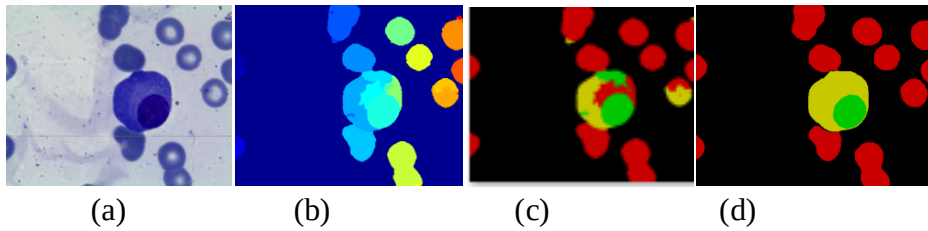


Figure IV.9: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

6/ La formule de t-norme de Lukasiewicz : $\max(0, a_1 + a_2 - 1)$

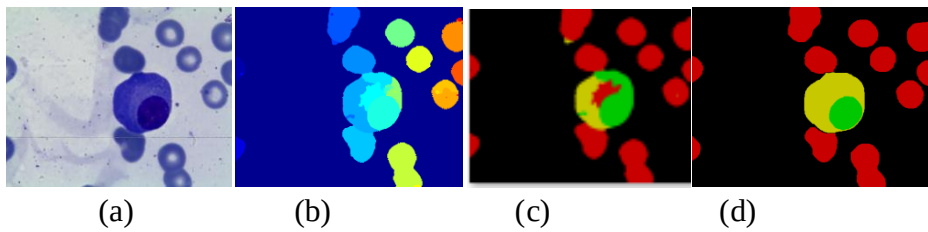


Figure IV.10: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

7/ La formule de t-norme de Yager : pour deux éléments :
 $1 - \min\left(1, \left[(1 - a_1)^p + (1 - a_2)^p\right]^{1/p}\right)$ pour $p=3$.

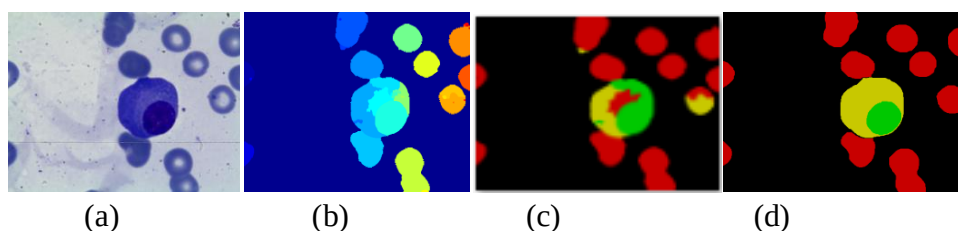


Figure IV.11: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

8/ La formule de t-norme probabiliste : $\prod_{j=1}^m a_j$

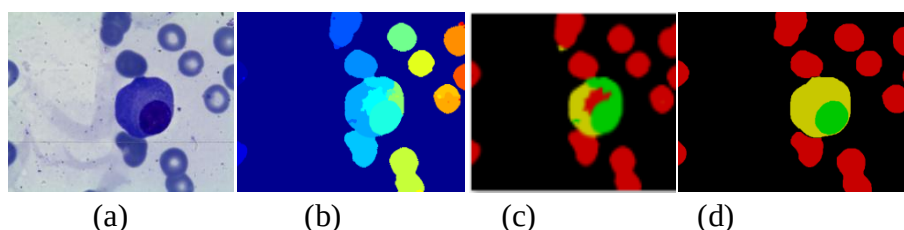


Figure IV.12: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

Nous avons observé que les 3 sources pour le noyau et le globule rouge fournissaient des informations conduisant à des cas de confusion complexe à interpréter. Pour cela, nous avons éliminé la source HSV pour le noyau, et la source canal vert pour globules rouges.

Nous avons remarquée que le cytoplasme foncé a été bien reconnu contrairement cytoplasme claire qui a été confondu avec le globule rouge. Il y a eu aussi des petites régions noyaux qui ont été reconnu comme cytoplasme. Cependant, cela n'influe pas beaucoup sur la reconnaissance de globule blanc.

D'une manière générale, les résultats obtenus en enlevant la source HSV pour le noyau et le canal vert pour globule rouge, a conduit à des meilleurs résultats(figure IV. 13)

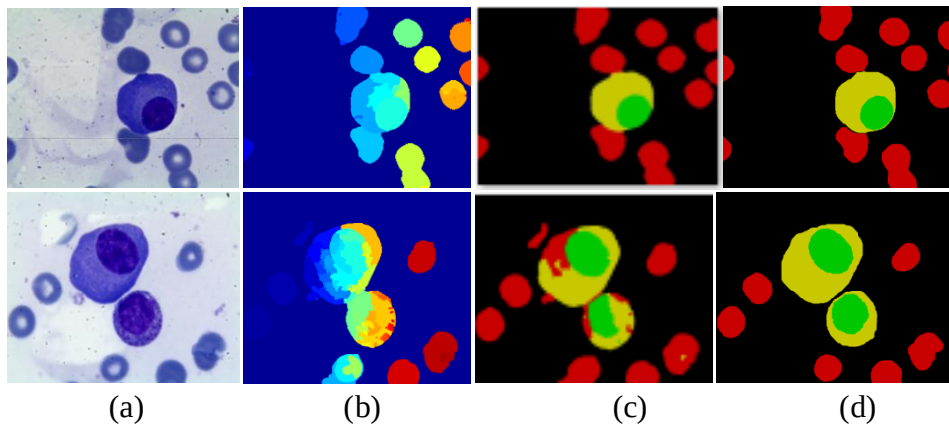


Figure IV.13: (a) image originale (b) image segmentée par LPE (c) image segmentée par théorie possibilité (d) segmentation manuel.

IV.5 Comparaison des résultats :

Pour valider nos résultats, nous avons comparés nos segmentations avec les résultats obtenus dans [35] et [42].

Dans [35], les auteurs ont intégré l'incertitude via la théorie de l'évidence alors que dans [42], le schéma de segmentation a été basé sur une segmentation pixellaire par SVM (Support Vector Machines) après l'application d'une réduction de la dimensionnalité par LDA (Linear Analysis Discriminant).

Nous avons comparés les différents résultats obtenus en terme de qualité de segmentation (Dice score et Jaccard similarity) et en terme de temps d'exécution. Les comparaisons sont données dans la table 1 et la table 2 respectivement, à noter que nous faisons référence à notre segmentation par « théorie des possibilités », à la segmentation dans [35] par « théorie de l'évidence » et à la segmentation dans [42] par SVM.

	Théorie des possibilités	Théorie de l'évidence	SVM
Dice	0.96	0.97	0.74
Jaccard	0.92	0.94	0.59

Table IV.1 : comparaisons des qualités de segmentation

	Théorie des possibilités	Théorie de l'évidence	SVM
Temps (s)	2	5	138

Table IV.2 : comparaisons des temps d'exécution

L'intégration de l'incertitude sur la couleur (dans notre travail et celui de [35]) a nettement amélioré la qualité de la segmentation, le dice score est passé de 0.7 à 0.9, et le jaccard similarity est passé de 0.6 à 0.9. Il en est de même pour le temps d'exécution, de 138s à quelques secondes.

Dans [35], la qualité de la segmentation est meilleure, cependant le temps d'exécution s'est amélioré de 3 secondes dans notre travail. Aussi, en termes de schéma de segmentation, dans [35] la segmentation a été réalisée d'une façon hiérarchique, où la différenciation entre globules blancs et globules rouges a été réalisé dans la première étape, ensuite les globules blancs ont été divisés en noyau et cytoplasme dans la deuxième étape. Et donc, beaucoup plus complexe que dans notre segmentation.

IV.6 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons décrit notre méthode de segmentation par la théorie de possibilité. Nous avons comparé nos segmentations avec d'autres méthodes sur la même base d'images. L'application de la théorie des possibilités nous a conduits à des résultats prometteurs en termes de qualité de segmentation et temps d'exécution.

Conclusion générale

L'objectif principal à travers ce travail, est de segmenter automatiquement des images sanguines en délimitant les globules blancs (noyau et cytoplasme), globule rouge et fond.

Notre méthode, est basée sur la combinaison de la LPE avec la théorie des possibilités. Puisque la LPE conduit à une sur-segmentation, il a été nécessaire d'agréger les régions LPE pour obtenir les régions finales. Ces régions ont été obtenues par l'intégration de l'incertitude, par théorie des possibilités, sur la couleur (canal Magenta, canal vert et l'espace HSV) des régions LPE.

Pour valider nos résultats, nous avons évalué nos segmentations avec deux métriques : Dice score et Jaccard similarity, nous avons calculé le temps d'exécution et nous avons comparé les résultats obtenus avec d'autres méthodes appliquées sur la même base d'image.

Comme perspectives a ce travail de recherche, nous pouvons citer les améliorations suivantes :

- ✓ D'autres projections colorimétriques, avec la mise en évidence des sources couleurs représentatives pour chaque classe.
- ✓ Utiliser d'autres fonctions d'appartenances (améliorer la représentation des classes).
- ✓ Et inclure d'autres sources, telles que la texture, la forme et bien d'autres.

Références bibliographiques

- [1] : Bruno Flamand, IUT de Dijon ,cours d'hématocytologie frottis sanguins.
http://www.iutenligne.net/ressources/biologie_medicale/Flamand/hematocyto/3_Frotti_ssg.ppt
- [2] : Frottis sanguin normal coloré au May-Grünwald Giemsa
<http://pedagogie.ac-montpellier.fr/Disciplines/sti/biotechn/hemato.html>
- [3] : <http://adsb13170.blogspot.com/p/quel-est-le-role-du-sang.html>
- [4] : <http://www.donnersonsang.com/site/page-12-composition-et-role-du-sang.html>
- [5] : Jesus Angulo Lopez « Morphologie mathématique et indexation des image couleurs, application à la microscopie en biomédecine » , thèse de doctorat , l'école des Mines de Paris 2003.
- [6] : Le sang
www.afblum.be/bioafb/sang/sang.htm
- [7] : Daniela Tagliasacchi and Giorgio Carboni. Cellule sanguines, 1997.
<http://www.funsci.com>.
- [8] : Mourtada BENAZZOUZ. analyse intelligente des images médicales: application aux images microscopiques de cytologie, 06Janvier2014. Université Ab ou Bekr Belkaid Tlemcen (UABT).
- [9]: J. M. Sharif, M. F. Miswan, M. A. Ngadi, Md Sah Hj Salam, and Muhammad Mahadi bin Abdul Jamil. Red blood cell segmentation using masking and watershed algorithm: A preliminary study. Proceeding of ICoBE, Penang, Malaysia, pages 258-262, 27-28 February 2012.
- [10]: Madhumala Ghosh, Devkumar Das, Subhodip Mandal, Chandan Chakraborty, Mallika Pal, Ashok K Maity, Surjya K PaI, and Ajoy KRay. Statistical pattern analysis of white blood cell nuclei morphometry. Proceedings of the 2010 IEEE Students Technology Symposium, IIT Kharagput, pages 59-66, 3-4 April 2010.
- [11]: J.B. Nemane and V. A. Chakkarwar. A novel method of white blood cell segmentation and counting. International Journal on Advanced Computer Engineering and Communication Technology, 1(1):44{49, 2012}.

- [12]: Olivier Lezoray. Supervised automatic histogram clustering and watershed segmentation. application to microscopic medical color images. *Image Anal Stereol*, 22:113{120, 2003}.
- [13]: Wei Gao, Yinggan Tang, and Xiaoli Li. Segmentation of microscopic images for counting leukocytes. *Proceeding of The 2nd International Conference on Bio-informatics and Biomedical Engineering (ICBBE'08)*, Shanghai, China, pages 2609 {2612.12}
- [14]: MLim Huey Nee, Mohd Yuso_ Mashor, and Rosline Hassan. White blood cell segmentation for acute leukemia bone marrow images. *International Conference on Biomedical Engineering (ICoBE'12)*, Penang, Malaysia, pages 357{361, 27-28 February 2012.
- [15]: Leyza Baldo Dorini, Rodrigo Minetto, and Neucimar Jer^onimo Leite. Semiautomatic white blood cell segmentation based on multiscale analysis. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 17(1):250{256, 2013}.
- [16]: Leyza Baldo Dorini, Rodrigo Minetto, and Neucimar Jer^onimo Leite. White blood cell segmentation using morphological operators and scale-space analysis. in *Proc. 20th Brazilian Symposium Computer Graphics Image Processing*, pages 100{107, 2007}.
- [17]: S.S.Savkare and S.P.Narote. Automatic system for classi_cation of erythrocytes infected with malaria and identi_cation of parasite's life stage. *Procedia Technology: 2nd International Conference on Communication, Computing and Security (ICCCS'12)*, pages 405 {410, 2012}.
- [18]: Faliu Yi, Inkyu Moon, Bahram Javidi, Daniel Boss, and Pierre Marquet. Automated segmentation of multiple red blood cells with digital holographic microscopy. *Journal of Biomedical Optics*, 18:DOI: 10.1117/1.JBO.18.2.026006, February 2013.
- [19]: Weixing Wang, Hao Song, and Qi Zhao. A modi_ed watersheds image segmentation algorithm for blood cell. *International Conference on Communications, Circuits and Systems Proceedings*, 1:450 { 454, June 2006}.
- [20]: Hemant Tulsani, Saransh Saxena, and Naveen Yadav. Segmentation using morphological watershed transformation for counting blood cells. *International Journal of Computer Applications and Information Technology*, 2(3):28{36, April-May 2013}.

- [21]: Tomasz Markiewicz, Stanislaw Osowski, Bonenza Marianska, and Leszek Moszczynski. Automatic recognition of the blood cells of myelogenous leukemia using svm. In Neural Networks, 2005. IJCNN'05. Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on, volume 4, pages 2496{2501. IEEE, 2005}.
- [22]: Tomasz Markiewicz, Stanislaw Osowski, and Bożena Mariańska. White blood cell automatic counting system based on support vector machine. Adaptive and Natural Computing Algorithms, Springer, pages 318{326, 2007}.
- [23] Barba D. Benois J, Image segmentation by region-contour cooperation for image coding,1992
- [24] : Porebski Alice. Classification d'images couleur texturées, juin 2006. Rapport de master.
- [25] : Vincent L., Soille P., « Watersheds In Digital Spaces : An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations », IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, n°6, pp. 583-598, 1991.
- [26] : Serra J., « Image Analysis and Mathematical Morphology », Academic Press, Londres, 1982.
- [27]: Coster M, Charmant J.L., « Précis d'analyse d'images », Les Presses du CNRS, Paris, 1989.
- [28] : Talib Hichem BETAOUAF. Caractérisation de la rétine pour la reconnaissance biométrique des personnes, 2011. Université Ab ou Bekr Belkaid Tlemcen (UABT).
- [29] : A. Bessaïd., « Les Opérateurs Morphologiques, Cours De Traitement D'image. Université De Tlemcen, 2010.
- [30] : M. LEZORAY Olivier. Segmentation d'images couleur par morphologie mathématique et classification de données par réseaux de neurones : application à la classification de cellules en cytologie des séreuses, 13/01/2000. UNIVERSITE de CAEN/BASSE-NORMANDIE,U.F.R de Sciences ECOLE DOCTORALE Structure, Information, Matière et Matériaux.
- [31] : Koschan Andreas and Abidi Mongi. Digital color image processing. John Wiley and Sons, Inc, 2008.
- [32] : Porebski Alice. Classification d'images couleur texturées, juin 2006. Rapport de master.
- [33]: http://www.brunel.nom.fr/these-lionel-brunel/6_161_bibliographie.html.
- [34] : Antoine MANZANERA.Traitement Et Reconnaissance d'Images ,Cours TERI – Master 2 UPMC Paris 6.

- [35] : I.Baghli, A.Nakib, E.Sellam, M.Benazzouz, A.Chikh, and Eric Petit. Hybrid framework based on evidence theory for blood cell image segmentation. In proc. SPIE 9038, Medical Imaging 2014, San Diego,(USA), Feb. 15-19, 2014.
<http://dx.doi.org/10.1117/12.2042142>
- [36]: D. Dubois et H. Prade : Théorie des possibilités. Masson, Novembre 1987.
- [37]: Dempster. A generalisation of bayesian inference. Journal of the Royal Statistical Society, pages 205–247, 1968.
- [38]: Shafer. A mathematical theory of evidence. Princeton University press, 1976
- [39]: Faux f. and Luthon F. Modélisation de visage par fusion d'information couleur dans le cadre de la théorie de l'évidence et suivi par filtrage particulaire. RFIA06, 2006.
- [40]: Bloch I. and Maitre H. Data fusion in 2d and 3d image processing : An overview. Computer graphics and Image processing, Août 2002.
- [41]: Smets Ph. Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. Uncertainty in Artificial Intelligence, 5 :29–39, 1990.
- [42]: Benazzouz Mourtada, Baghli Ismahan, and Med. Amine Chikh. Microscopic image segmentation based on pixel classification and dimensionality reduction. International Journal of Imaging Systems and Technology, 23:22-28, March 2013.

Résumé:

L'objectif de ce travail de recherche est de segmenter automatiquement les images microscopiques de cytologie sanguine, en délimitant les zones pertinentes : globule blanc (noyau et cytoplasme), globule rouge et fond. Le schéma de segmentation, est une combinaison entre la LPE (Ligne des Partages des Eaux) et la théorie des possibilités. La LPE est l'un des outils de segmentation les plus utilisés, cependant la présence du bruit dans les images, le conduit au problème de sur-segmentation. La théorie de possibilités a permis l'intégration de l'incertitude sur la couleur dans les régions LPE sur-segmentées, et de la, obtenir les régions cibles. Nous avons testé notre méthode sur une base d'images cytologiques acquises au niveau du C.H.U. de Tlemcen. Nous avons évalué nos résultats par deux métriques, et nous avons obtenu pour le Dice score et le Jaccard similarity des taux de 0.96 et 0.92 respectivement, qui sont des résultats prometteurs.

Mots clés : Cytologie sanguine, Segmentation, LPE, théorie des possibilités.