

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR - ANNABA
BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY



جامعة باجي مختار – عنابة

Faculté : Sciences de L'ingéniorat
Département : Electronique
Domaine : Sciences et Techniques
Filière : Télécommunication
Spécialité : systèmes de télécommunication

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme de Master
Thème:

Segmentation des images de drones par la technique
d'optimisation génétique

Présenté par : Merikhi Maroua

Encadrant : BOUKARI Karima

Grade : MCA

UBM Annaba

Jury de Soutenance :

N. BOUTERAA	MCA	UBM Annaba	Président
BOUKARI Karima	MCA	UBM Annaba	Encadrant
			Co-encadrant
D. MESSADEG	Prof.	UBM Annaba	Examineur
			Deuxième examineur / Membre invité

Année Universitaire : 2020/2021

ملخص

قد استفادت الصور الجوية المنخفضة والمتوسطة الارتفاع من طائفة من تطبيقات الطائرات بدون طيار مثل مراقبة الكوارث ومراقبة حركة المرور وخطط الإجلاء في حالات الطوارئ لهذا الغرض. وتؤدي معالجة الصور الآن دورا هاما في العديد من المجالات. وأهم عملية في نظام معالجة الصور هي تجزئة الصور. ولا توجد حتى الآن طريقة عالمية لتقسيم الصور. أي تقنية تكون فعالة فقط لنوع معين من الصور ، لنوع معين من التطبيقات ، وفي سياق حاسوب معين. وفي هذا الموجز عرضنا مختلف أساليب التجزئة. وهناك نهجان مزدوجان. نهج التجزئة التي تتكون من تحديد حدود الأجسام ونهج تجزئة المنطقة الذي يتكون من تقسيم الصورة إلى مجموعة من المناطق. هذا العمل هو في مجال تجزئة الصورة عن طريق التشويش. وبما أن عدد البيانات التي يتعين معالجتها في هذه الحالة (أي عدد البكسلات) كبير جدا. نقترح القيام بالتجزئة على الصور الخارقة. سيتم تجزئة عن طريق تطبيق خوارزمية الجينات والكيمياء. ودور الخوارزمية الوراثية في المرة الأولى هو تحقيق المستوى الأمثل من بارامترات الكميونات (بدء استخدام الكميونات). ومرة ثانية استخدمت الخوارزمية الوراثية لاختيار الصفات.

الكلمات الرئيسية:

الخوارزمية الجينية ، الخوارزمية ك ، الصور فائقة الدقة ، تجزئة الصورة

ABSTRACT

Low- and medium-altitude aerial imagery has benefitted a range of types of UAV applications such as disaster surveillance, traffic surveillance and emergency evacuation plans for this purpose.

Image processing now plays an important role in many areas. In an image processing system, the most important operation is image segmentation. To date, there is no universal method of image segmentation. Any technique is only effective for a given type of image, for a given type of application, and in a given computer context. In this brief, we presented the different methods of segmentation. There are two dual approaches. The contour segmentation approach which consists of locating object boundaries and the region segmentation approach which consists of partitioning the image into a set of regions.

this work is in the field of image segmentation by clustering,. since the number of data to be processed in this case (i.e., the number of pixels) is very large. We propose to perform segmentation on superpixelised images. Segmentation will be performed by applying the genetic and kmeans algorithm. the role of the genetic algorithm a first time is to optimize the parameters of the Kmeans (initialization of centroids). a second time the genetic algorithm was used for the selection of attributes.

Keywords : genetic, Kmeans , superpixels,, segmentation

RESUME

L'imagerie aérienne à basse et moyenne altitude a bénéficié à toute une gamme de types d'applications d'UAV telles que la surveillance des catastrophes, la surveillance du trafic et les plans d'évacuation d'urgence à cette fin.

Le traitement d'images joue aujourd'hui un rôle important dans de nombreux domaines. Dans un système de traitement d'images, l'opération la plus importante est la segmentation d'image. Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation d'image. Toute technique n'est efficace que pour un type d'image donné, pour un type d'application donné, et dans un contexte informatique donné. Dans ce mémoire, nous avons présenté les différentes méthodes de segmentation. Il existe deux approches duales. L'approche de segmentation par contour qui consiste à localiser les frontières des objets et l'approche de segmentation par région qui consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions.

ce travail s'inscrit dans le domaine de la segmentation d'image par regroupement (en anglais clustering). vu que Le nombre de données à traiter dans ce cas (c'est-à-dire le nombre de pixels) est très grand. Nous proposons de réaliser la segmentation sur les images superpixelisées. La segmentation sera effectuée en appliquant l'algorithme génétique et kmeans . le rôle de l'algorithme génétique une première fois est d'optimiser les paramètres du Kmeans (initialisation des centroides) .une deuxième fois l'algorithme génétique a été utilisé pour le sélection des attributs.

Mots clés : algorithme génétique, Kmeans , superpixels,, la segmentation

REMERCIEMENTS

Avant tous, je remercie « ALLAH » le tout puissant pour m’avoir donné le courage et la patience d’achever ce travail.

Je remercie chaleureusement mon encadreur Mme. Boukari Karima pour ses précieux conseils et son aide. Tous les mots ne veulent rien dire devant sa générosité .

Nous remercions les membres De jury qui ont acceptés D’évaluer ce travail.

Je remercie mes parents et mes sœurs pour leur soutien. Aussi, nous tenons à remercier mes collègues et amis pour leurs encouragements et à toute la promotion Master 2.

Je me remercie de ma force, de ma persévérance et de mon soutien continu, et de mes encouragements chaque fois que je trébuche pour rester fort.

Enfin, Je tiens à remercier tous ceux qui ont, de près ou de loin, aidé à rendre ce travail possible, que ce soit par des idées ou par des encouragements.



DEDICACES

Merci mon dieu de m'avoir aidé et guidé.

Je dédie ce modeste travail à ceux que j'aime et respecte.

A celui qui partage avec moi ma vie.

A mon père, à ma mère, à mes sœurs « karima , amira , mouna », à mon frère « nazim »

A tous mes familles

A tous mes amis

Et plus gros pour moi. Parce que sans mon travail acharné, ma lutte et mon soutien pour moi-même, je ne serais pas arrivé ici



Liste des Tableaux

Tab	Titre	Page
Tableau(3.1)	les paramètres de AG 1ere programme	34
Tableau(3.2)	les scores pour les 3 images tests	38
Tableau(3.3)	les paramètres de AG 2eme programme	40
Tableau(3.4)	les scores pour les 2 images tests	43



Liste des Figures

Fig	Titre	N°
Figure 1.1	Analyse de l'image	7
Figure 1.2	stratégie scalaire	8
Figure 1.3	Les stratégies marginales	9
Figure 1.4	Les stratégies vectorielles	9
Figure 1.5	Les méthodes des segmentations	10
Figure 1.6	exemple de détection de contour	10
Figure 1.7	exemple de détection de contour en utilisant les opérateurs de sobel et prewitt	11
Figure 1.8	segmentation par classification	11
Figure 1.9	le processus de l'algorithme de centre mobile	12
Figure 1.10	Exemples de quartier utilisés pour définir une texture et calculer un modèle binaire local (LBP)	16
Figure 1.11	Exemple de calcul du LBP d'un pixel donne $1 + 16 + 32 + 64 + 128 = 241$	16
Figure 1.12	Exemple de calcul de LBP par les nombres binaire	17
Figure 2.1	Principe général des algorithmes génétiques	21
Figure 1.2	exemple sur la sélection	21
Figure 2.3	exemple sur croisement simple	22
Figure 3.4	exemple sur croisement double	22
Figure 4.5	exemple sur la mutation	22
Figure 5.6	Schéma synoptique du processus de segmentation	24
Figure 6.7	representation génétique d'un individu	24
Figure 7.8	Sélection de caractéristiques par un algorithme génétique	26
Figure 3.1	Un organigramme des étapes de programme gn	29
Figure 3.2	Exemple de superpexilisation par l'algorithme SLIC, les contours des superpixels sont représentés en bleu	30
Figure 3.3	img_010 (a,b,c,d,e,f)	35
Figure 3.4	img_013(a,b,c,d,e,f)	36
Figure 3.5	img_300(a,b,c,d,e,f)	37
Figure 3.6	Un organigramme des étapes de programme feature	39
Figure 3.7	img_010(a,b,c,d,e,f)	41
Figure 3.8	img_013(a,b,c,d,e,f)	42

Liste Des Symboles

Chapitre1

UAV : *Unmanned Aerial Vehicle* ou drone

R_i : Région des pixels i. R_j : Région des pixels j.

K : Nombre des classes.

P_j: est la valeur du pixel j.

S_i: La valeur du centroïde i.

F : une fonction de performance.

Eng : énergie ; P_{ij} : probabilité P bidimensionnelle de niveau de gris.

Ent : entropie.

Cont : contraste.

Cor : corrélation.

Dir : directivité.

MDI : Homogénéité locale ou moment de différence inverse.

Uni : uniformité.

LBP: Local Binary Pattern.

S(x): la fonction LBP.

P :pixel. R: rayon.

g_c: le niveau de gris de pixel central.

g_x: le niveau de gris de pixel voisin.

Chapitre2

GA : génétique algorithm.

k : le nombre de classe.

Q_i : le nombre de pixels de la classe *i*.

P(i, j) : la valeur du pixel de coordonnées (i, j).

N : le nombre de pixels.

L : le nombre de pixels voisins contribuant à la mesure de connectivité.

Chapitre3

SLIC :Simple Linear Iterative Clustering.

C_{1k}, C_{2k}, C_{3k}: Les niveaux des composantes couleurs moyennes de tous les pixels.

K est le nombre des superpixels.

D: La distance.

TP : True Positive.

TN : True Negative.

FN : False Negative.

FP : False Positive.

L : Le nombre des superpixels.

K : Le nombre de classes.

Idx : vecteur caractéristique .

Liste Des Formules

Formule	Chapitre	N°
Form (1.1)	Chapitre 01	8
Form (1.2)	Chapitre 01	8
Form (1.3)	Chapitre 01	8
Form (1.4)	Chapitre 01	13
Form (1.5)	Chapitre 01	13
Form (1.6)	Chapitre 01	14
Form (1.7)	Chapitre 01	14
Form (1.8)	Chapitre 01	14
Form (1.9)	Chapitre 01	15
Form (1.10)	Chapitre 01	15
Form (1.11)	Chapitre 01	15
Form (1.12)	Chapitre 01	15
Form (1.13)	Chapitre 01	16
Form (1.14)	Chapitre 01	16
Form (2.1)	Chapitre 02	23
Form (2.2)	Chapitre 02	23
Form (2.3)	Chapitre 02	23
Form (2.4)	Chapitre 02	23
Form (2.5)	Chapitre 02	23
Form (2.6)	Chapitre 02	23
Form (2.7)	Chapitre 02	24
Form (2.8)	Chapitre 02	25
Form (2.9)	Chapitre 02	26
Form (3.1)	Chapitre 03	32
Form (3.2)	Chapitre 03	32
Form (3.3)	Chapitre 03	32
Form (3.4)	Chapitre 03	32
Form (3.5)	Chapitre 03	32
Form (3.6)	Chapitre 03	32
Form (3.7)	Chapitre 03	32
Form (3.8)	Chapitre 03	32

Liste Des Matières :

Résumé	I
REMERCIEMENTS.....	III
DEDICACES.....	IV
Liste des Tableaux	V
Liste des Figures	VI
Liste Des Symboles	VII
Liste Des Formules	VIII
Liste Des Matières.....	1
Introduction générale :	4
Chapitre 01 Segmentation D'image.....	6
1.1. Introduction :	7
1.2. Segmentation d'image :	7
1.2.1. Définition de la segmentation :	7
1.2.2. Le choix d'une technique de segmentation :	8
1.3. Les stratégies de segmentation :	8
1.3.1. Les stratégies scalaires :	8
1.3.2. Les stratégies marginales :	9
1.3.3. Les stratégies vectorielles :	9
1.3.4. Les Stratégie hybride :	9
1.4. Les méthodes de segmentation :	10
1.4.1. Approche Contour :	10
1.4.2. L'approche régions :	11
1.4.3. Segmentation par classification.....	11
1.4.3.1. Classification floue :	11
1.4.3.2. Classification dure :	11
1.4.3.2.1. Classification supervisée :	11
1.4.3.2.2. La classification non supervisée :	12
1.5. Segmentation d'image avec l'algorithme des k-means :	12
1.5.2. L'algorithme des k-means :	12
1.5.2.1. Initialisation :	13
1.5.2.2. (Re-) Affectation :	13
1.5.2.4. Critère d'arrêt :	13
1.6. Notion de texture.....	14

1.6.1 Définition de la texture	14
1.6.2. Les attributs texturaux	14
1.6.3. Les LBP (Local Binary Pattern)	15
1.6.3.1. Définition	15
1.6.3.2. Principe de LBP	15
1.7. Conclusion :	17
Chapitre 02 la technique d'optimisations génétique	18
2.1. Introduction	19
2.2. Les concepts importants des algorithmes génétiques	19
2.2.1 Définition :	19
2.2.2. Les avantages des algorithmes génétiques	19
2.2.3. Limitations des algorithmes génétiques	19
2.3. Fonctionnement de l'algorithme génétique	20
2.3.1 Algorithme général	20
2.3.2. Principe général AGs	20
2.4. Reformulation du problème de segmentation d'images en un problème d'optimisation	22
2.4.1. En monoobjectif :	23
2.4.2 En multiobjectif :	23
2.5. Application des algorithmes génétiques pour la segmentation d'images en monoobjectif	23
2.5.1. Classification des pixels	24
2.5.1.1. Population initiale	24
2.5.1.2. Sélections pour la reproduction	24
2.5.1.3. Croisement des individus	25
2.5.1.4. Mutation d'un individu	25
2.5.1.5. Sélections pour le remplacement	25
2.5.1.6. Critère d'arrêt	25
2.5.1.7 Segmentation	25
2.6. Sélection des attributs à l'aide d'algorithmes génétiques	25
2.6.1. Définition de la selection :	25
2.6.2. Les fonctions d'évaluation ou fitness :	26
2.7. Conclusion :	26
Chapitre 03 Application Et Résultats Pratiques	27
3.1. Introduction	27
3.2. Base de données :	28
3.3. Environnement du logiciel	28
3.4. Langage adopté pour la programmation	28
3.5. L'algorithme génétique avec k-means	29

3.5.1. Un organigramme des étapes de traitement du programme :	29
3.5.2. Le filtre médian	29
3.5.3. L'algorithme SLIC.....	29
3.6. Indices de scores de la segmentation :	31
3.7. Calcul du vecteur attribut :	32
3.8. Post traitement	33
3.9. Génétique algorithme avec k-means :	33
3.10. Tests	35
3.10.1. Remarque :	38
3.11. Feature Selection using Genetic Algorithms	39
3.11.1. Un organigramme des étapes de traitement du programme :	39
3.11.2. selection des attributs par l'algorithme génétique :	39
3.12. Test.....	41
3.13. Remarque	43
3.14. Conclusion	43
Conclusion générale.....	45
Bibliographie :	46



Introduction générale :

Les véhicules aériens sans pilote (UAV) ont été largement utilisés dans de nombreux domaines, notamment dans les transports. Les principales applications sont la surveillance de la sécurité, le contrôle du trafic, l'inspection de la construction des routes et la surveillance de la circulation, fleuve, littoral, etc.

Les drones équipés de caméras sont considérés comme une sorte de plate-forme à faible coût qui peut fournir des mécanismes d'acquisition de données pour les systèmes de transport intelligents.

Avec l'utilisation croissante des véhicules et leurs exigences en matière de gestion du trafic, ce type de plate-forme devient de plus en plus populaire. La collecte conventionnelle de données sur le trafic s'appuie sur des infrastructures limitées à une région locale et, par conséquent, elle est coûteuse et exigeante en main-d'œuvre pour surveiller les activités de circulation à travers de grands domaines. En comparaison, le drone présente des avantages, notamment.

- (1) le coût de la surveillance sur de longues distances est faible.
- (2) il est flexible pour voler sur de larges échelles spatiales et temporelles.
- (3) il est capable de transporter divers types de capteurs pour collecter des données abondantes. Pour collecter des informations pour le transport il est important de savoir où se trouvent les routes dans les UAV vidéos. La connaissance des zones routières peut fournir aux utilisateurs les régions d'intérêt pour la poursuite de la navigation, la détection et la collecte de données en profitant de leur efficacité et de leur précision.

La segmentation d'images est un problème ancien et difficile. L'une des faiblesses fondamentales des systèmes actuels de vision par ordinateur destinés à être utilisés dans des applications pratiques est leur incapacité à adapter le processus de segmentation à mesure que des changements réels se produisent dans l'image.

Le problème de segmentation est formulé comme un problème d'optimisation et l'algorithme génétique recherche efficacement l'hyperespace des combinaisons de paramètres de segmentation pour déterminer l'ensemble de paramètres qui maximise les critères de qualité de la segmentation. Les objectifs de notre système de segmentation d'images adaptatif sont de s'adapter en permanence aux variations normales de l'environnement, de s'affranchir de l'étape d'apprentissage et de fournir des performances optimales à l'algorithme kmeans. [1]

Les algorithmes génétiques ont été appliqués à la segmentation d'images, soit, pour optimiser les paramètres d'un algorithme non supervisé kmeans soit, pour rechercher une configuration optimale dans l'espace des segmentations possibles en optimisant les attributs.

Nous avons divisé notre mémoire en 3 parties :

-Le premier chapitre présente les idées générales concernant la segmentation d'image. Nous avons survolé ses différentes approches, puis nous avons mis l'accent sur la Classification par la méthode k-means (simple linéaire itératif clustering). L'étape de caractérisation a aussi été expliquée.

- Le deuxième chapitre, nous avons défini le concept de l'algorithme génétique puis nous avons détaillé les deux optimisations considérées dans ce travail à savoir l'initialisation des centroïdes et la sélection des attributs.

-Le troisième et dernier chapitre, nous appliquons la méthode SLIC pour réaliser la décomposition en superpixels et la méthode k-means optimisé l'algorithme génétique pour la segmentation citée plus haut.

Nous présentons par la suite les résultats obtenus sur des images de drone avant de réaliser une interprétation.



Chapitre 01

Segmentation

D'image

1.1. Introduction :

L'analyse d'image peut être définie comme un ensemble de méthodes et d'outils pour décrire quantitativement le contenu d'une image. Il est également généralement divisé en plusieurs étapes : acquisition, numérisation, prétraitement, segmentation et interprétation (voir **Figure1.1**).

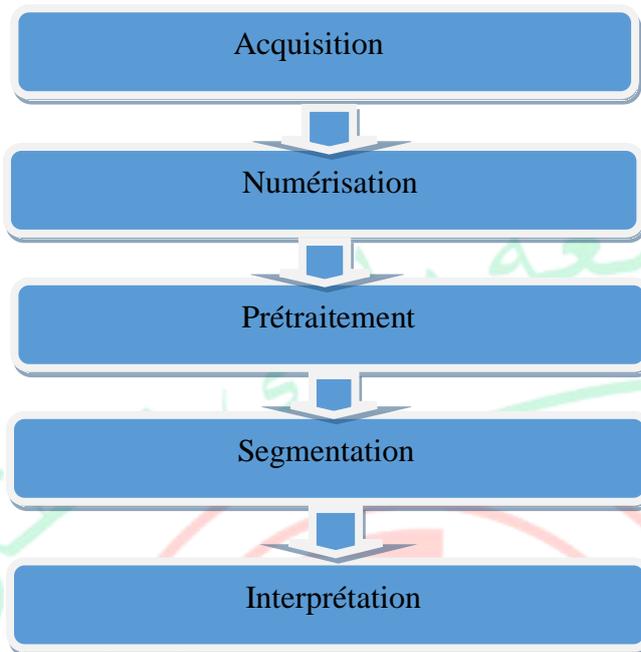


Figure1.1 : Analyse de l'image.

La segmentation d'image est avant tout un processus naturel qui est constamment appliqué par notre cerveau à toutes nos perceptions visuelles. Vous êtes maintenant en mesure de lire ce manuscrit parce que votre esprit reçoit les informations visuelles de cette page, les analyse, puis les interprète.

La segmentation d'image est une étape très importante et critique dans l'analyse d'image, ainsi une bonne segmentation d'image donne une bonne analyse d'image parce que des mesures d'images segmentées sont effectuées pour extraire des paramètres caractéristiques pour la classification ou l'interprétation. Le but de la segmentation est de créer une description compacte et représentative de son contenu informationnel, qui est la plus utilisable de toutes les manières. [2]

1.2. Segmentation d'image :

1.2.1. Définition de la segmentation :

La segmentation d'image est le processus de traitement d'image qui vise à regrouper les pixels et ceci est lié à certains critères. En outre, il s'agit d'un processus de bas niveau qui implique la création d'une partition pour Image A dans des sous-groupes R_i , appelés régions telles qu'il n'y a pas de région vide, L'intersection entre deux régions est vide et toutes les régions couvrent l'image entière.

De là, nous pouvons dire :

La segmentation est une étape essentielle du traitement d'image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, qui peuvent être regroupées en quatre catégories de base :

1. Les régions doivent être uniformes et homogènes par rapport à certaines caractéristiques (Niveau de gris, écart type, gradient).
2. Les régions intérieures doivent être simple et sans beaucoup de petits trous (des parties de région Non segmentés).
3. Les régions adjacentes doivent avoir des valeurs très différentes par rapport à la Caractéristique prise en compte dans la segmentation.
4. Les limites de chaque région doivent être simples et spatialement précises. En termes mathématiques :

Où R_i est l'ensemble des régions formant l'image I .

• $U_{i=1}^n R_i = I$ (1.1) → Cette condition indique que l'union de toutes les régions donne l'image d'origine et que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région.

• $R_i \neq \phi \forall i = 1..n$ (1-2)

• $R_i \cap R_j = \phi \forall i, j$ avec $i \neq j$ (1-3) → Cette condition implique qu'un pixel ne doit pas appartenir à deux régions différentes. [2]

1.2.2. Le choix d'une technique de segmentation :

Le choix est lié à :

- La nature de l'image (éclairage, contours, texture).
- Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, Mesures).
- Aux primitives à extraire (droites, régions, textures).

1.3. Les stratégies de segmentation :

En traitement d'image, il existe quatre types différents stratégies de la segmentation des images couleur, à savoir les stratégies scalaires, marginales, vectorielles et hybrides.

1.3.1. Les stratégies scalaires :

L'approche scalaire commence par une fusion des n composantes de l'image multi composante. L'image sous forme mono-composante ainsi obtenue est traitée par la suite (Figure 1.2).

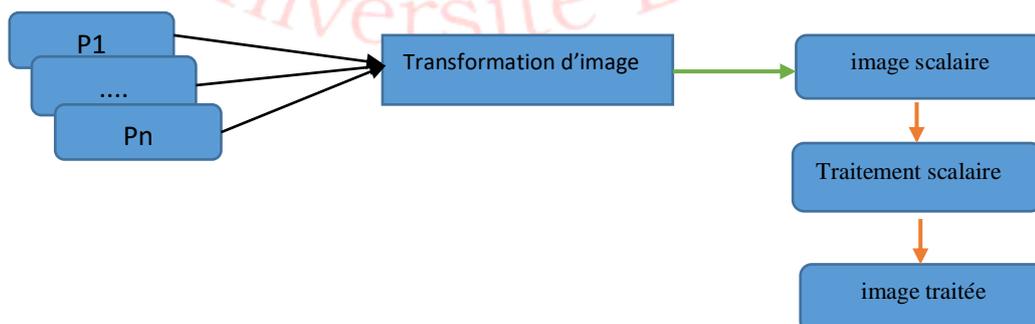


Figure 1.2 : stratégie scalaire.

1.3.2. Les stratégies marginales :

L'approche marginale opère un traitement scalaire sur chaque composante de l'image. Les résultats obtenus sont en suite fusionnés en une seule image mono-composante (**Figure 1.3**).

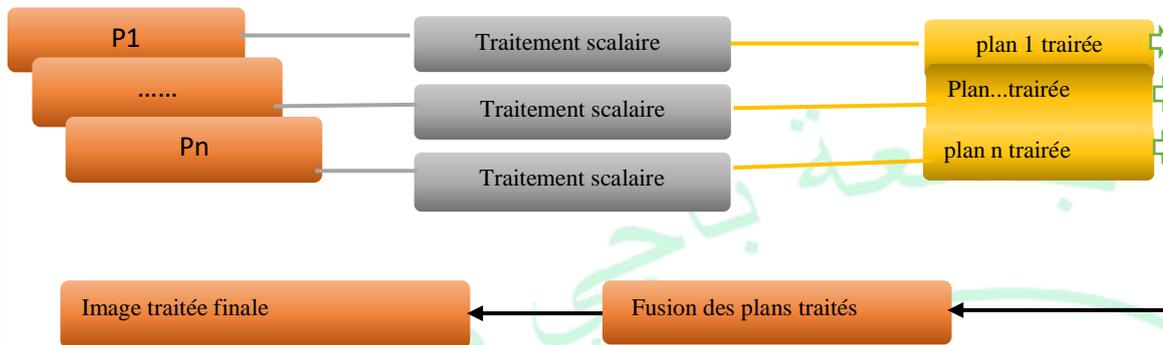


Figure 1.3 : Les stratégies marginales.

1.3.3. Les stratégies vectorielles :

L'approche vectorielle utilise directement et globalement les informations vectorielles présentes dans l'image où la relation entre les composants est prise en considération (**Figure1.4**).

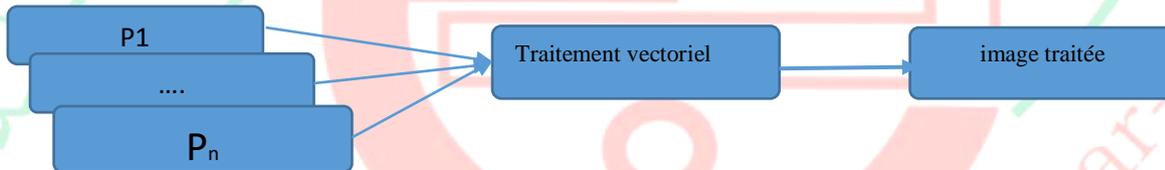


Figure1.4 : Les stratégies vectorielles.

1.3.4. Les Stratégie hybride :

La combinaison des stratégies marginales et vectorielles aboutit à la stratégie hybride. elle est utilisée dans la segmentation par analyse graphique des images couleur.

1.4. Les méthodes de segmentation :

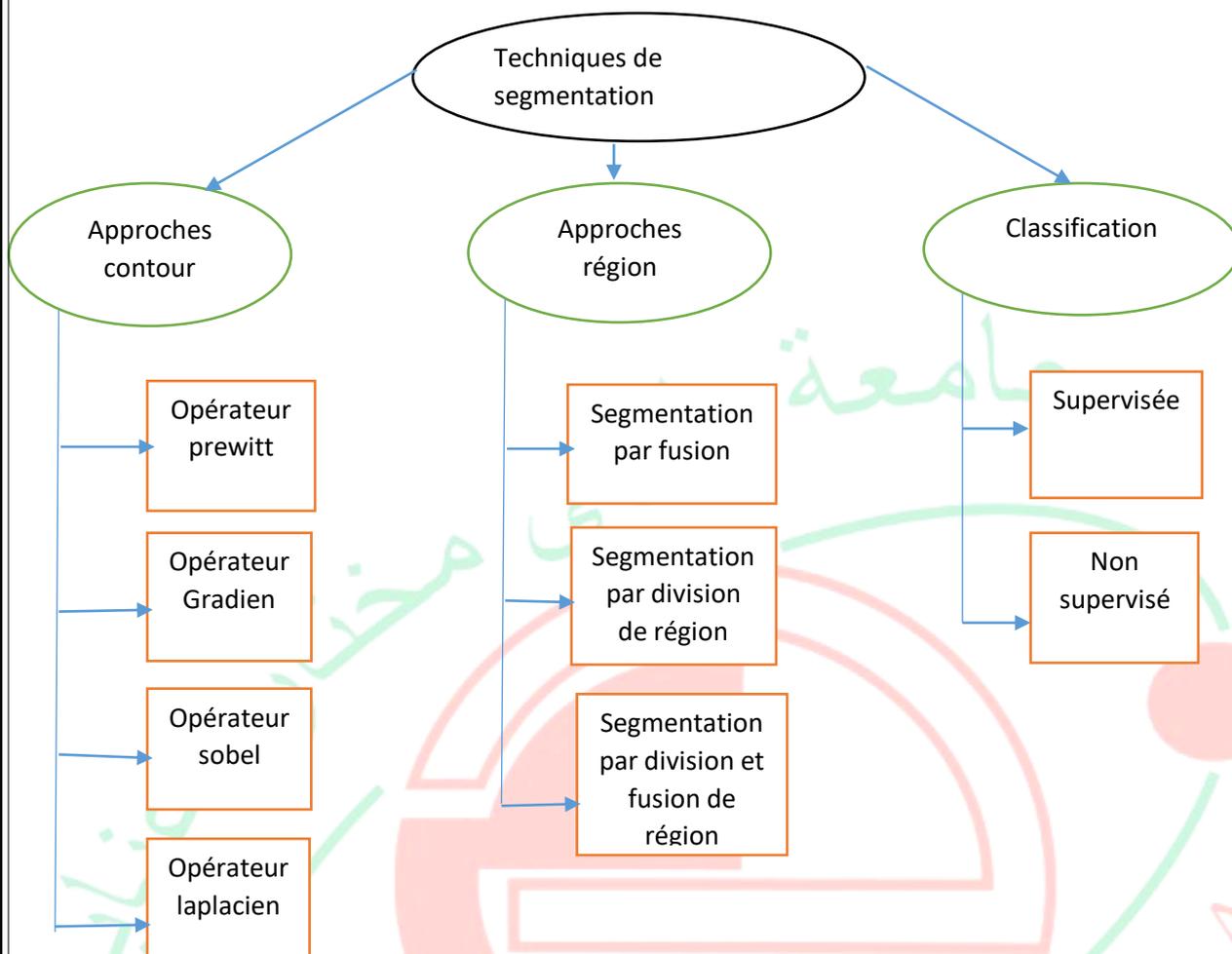


Figure1.5 : Les méthodes des segmentations.

1.4.1. Approche Contour :

Dans l'approche « contour », nous considérons que les principaux éléments à sélectionner sont des lignes de contraste qui séparent des régions de niveaux de gris différents relativement homogènes, ou d'autres régions de textures différentes. Concrètement, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions.

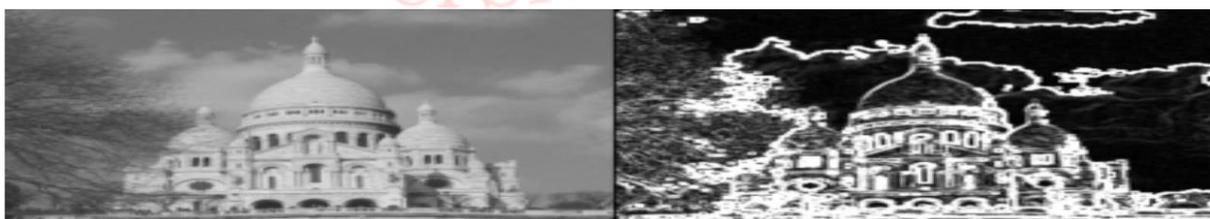


Figure 1.6: exemple de détection de contour.

Les bases utilisées pour extraire le contour sont l'opérateur de gradient, Laplace, Prewitt et Sobel.



Figure 1.7: exemple de détection de contour en utilisant les opérateurs de sobel et prewitt.

1.4.2. L'approche régions :

Les méthodes d'approche par région distinguent les régions en utilisant des caractéristiques d'image telles que la forme, la couleur, la texture, etc. Fondamentalement, ces méthodes prennent les critères de résolution pour diviser l'image en différentes régions en fonction de la similitude des pixels. Dans ce qui suit, nous suggérons différentes méthodes de segmentation de type de région.

- La segmentation par division de régions, (**Split**).
- La segmentation par fusion de régions, (**Merge**).
- La segmentation par division et fusion (**split and merge**).

1.4.3. Segmentation par classification :

Les outils de segmentation et de classification proposent des méthodes d'extraction d'entités à partir d'images, Chaque segment, ou super pixel, est représenté par un ensemble d'attributs que les outils du classificateur utilisent pour produire l'image classée.

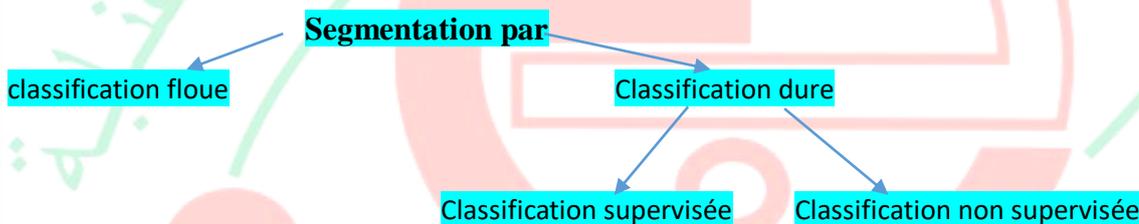


Figure 1.8 : segmentation par classification

1.4.3.1. Classification floue :

Dans une méthode de classification floue, on affecte au pixel un degré pour chacune des classes de la partition qui indique la probabilité que le pixel y appartienne.
Exemple : C-moyennes floues (Fuzzy C-Means).

1.4.3.2. Classification dure :

Dans la méthode de classification difficile, le pixel ne peut être attribué qu'à une seule classe.

1.4.3.2.1. Classification supervisée :

Dans la classification supervisée, le nombre de classes est connu et il existe un ensemble de pixels déjà classés, qui sert d'ensemble d'apprentissage. Il s'agit de pouvoir lier chaque nouveau pixel à la catégorie la plus appropriée en utilisant les pixels évalués.

Exemple : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov, SVM.

1.4.3.2.2. La classification non supervisée :

Dans cette classification, aucune information n'est donnée sur le nombre et le contenu des catégories potentielles. Son objectif est de pouvoir regrouper automatiquement des pixels identiques dans la même classe. Et voici le problème de la définition de la fonction de similarité des pixels, qui sera le maximum entre les pixels d'une même classe et le minimum avec ceux des autres classes.

Les méthodes de cette classification sont autorisées :

Exemple : K-moyennes (K-means) , DB scan .

1.5. Segmentation d'image avec l'algorithme des k-means :

1.5.2. L'algorithme des k-means :

Dans cette section, nous introduisons un algorithme de moyenne k pour classer les pixels. Le but principal de cet algorithme est d'agir comme un moyen de diviser les images en séparant leurs régions ou classes de pixels différents. En appliquant les règles de base de cet algorithme. Pour ce type d'algorithme, le nombre de catégories doit toujours être déterminé avant le début du traitement. Tout d'abord, un nombre de pixels équivalent au nombre de classes est déterminé, et ces pixels seront considérés comme des centres de classes primaires. Ensuite, chaque pixel est placé dans la classe contenant le centre le plus proche. Nous calculons les centres de gravité de ces nouveaux groupes, qui sont à leur tour les centres des nouvelles classes, et nous répétons le processus. Ce processus est répété jusqu'à ce que la stabilité et les couches centrales soient obtenues. (La **Figure 1.9**) illustre le processus de cet algorithme :

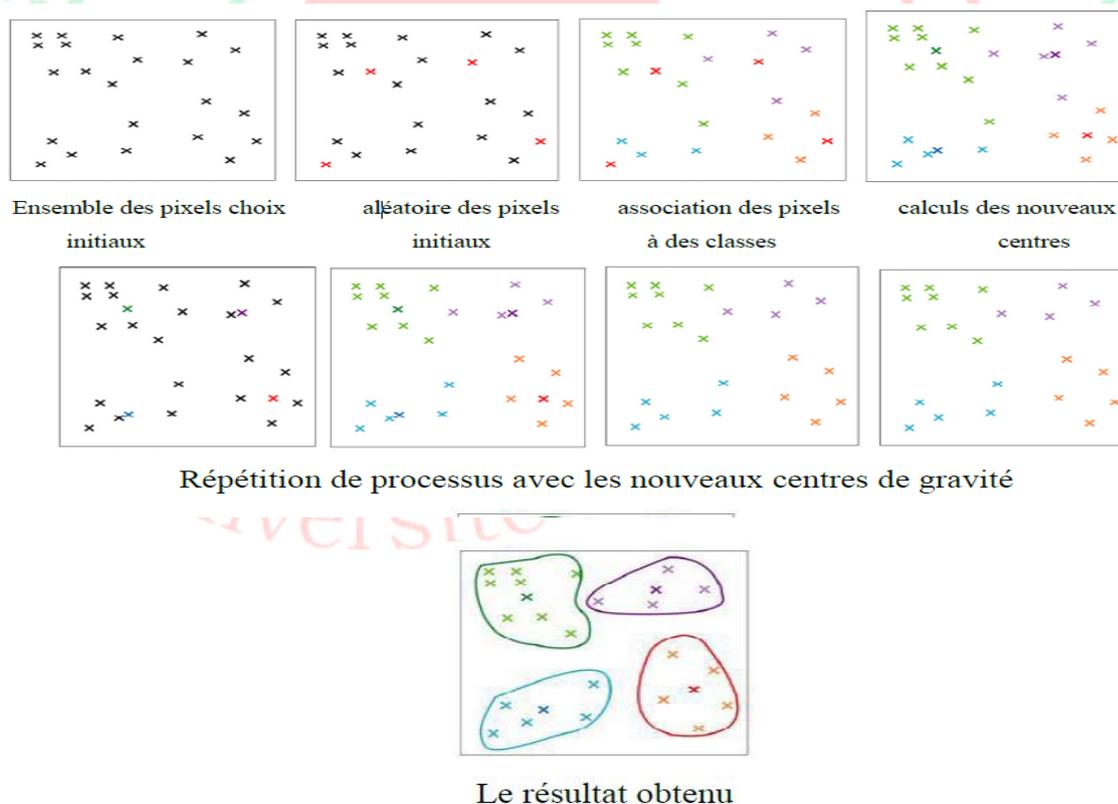


Figure 1.9: le processus de l'algorithme de centre mobile.

Ainsi l'algorithme des k-moyennes classe les objets selon leurs attributs en k parties (ouclusters) en supposant que les attributs des objets forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster. Les étapes de l'algorithme k-means sont détaillées par le pseudo Algorithme :

Algorithme K-Means.

- 1- Initialiser les K centroides.
 - 2- (Re-) affecter les pixels aux classes
 - 3- calculer les nouveaux centres selon l'affectation
- Résultante
- 4- vérifier le critère d'arrêt :
- Si vérifier : fin
Sinon : aller à (2)

1.5.2.1. Initialisation :

L'initialisation des K centroides ($S_i=(1..k)$) peut se faire de trois manières différentes :

Manuellement : l'utilisateur a la liberté de choisir manuellement les k centroides initiaux dans l'image ; et selon le nombre et les valeurs des centroides choisis, la segmentation est faite. Le but de cette option est d'offrir à l'utilisateur la possibilité de choisir les classes selon son expertise et sa vision personnelle.

Aléatoirement : un nombre de classes k est donné en entrée puis les k-centroides sont choisis aléatoirement par rapport à leur valeur de niveau de gris qui doivent être suffisamment dissimilaires. (dans notre cas)

Par histogramme : chaque pic détecté dans l'histogramme correspond à un centroïde d'une classe, voir le cadran pour la détection des pics.

1.5.2.2. (Re-) Affectation :

Ayant défini les centroides $S_i=(1..k)$, l'affectation ou la Réaffectation des pixels () s'effectue selon la distance euclidienne entre le pixel et le centroïde. Le pixel est donc affecté à la classe dont la distance est minimale.

1.5.2.3. Calcul des nouveaux centroides :

dans notre cas la valeur du nouveau centroïde se calcule selon la formule (1.4). Il représente la valeur moyenne des pixels appartenant à la classe i .

$$S'_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n P_k \dots\dots\dots(1.4)$$

1.5.2.4. Critère d'arrêt :

Le critère d'arrêt peut être le nombre d'itération ou bien une fonction de performance F à minimiser (distance intra régions) qui peut s'exprimer de la façon suivante:

$$F = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{nb_pixel} \|P_j - S_i\|^2 \dots\dots\dots(1.5)$$

Avec :

P_j : est la valeur du pixel j .

S_i : La valeur du centroïde i .

1.6 .Notion de texture :

L'idée de texture est utilisée pour traduire l'apparence de surface homogène d'un objet dans une image et aussi pour traitement d'image .

1.6.1Définition de la texture :

Le terme texture autorise des significations différentes selon le domaine dans lequel il est utilisé, et notamment en traitement d'image. Dire qu'une texture est une zone d'une image qui affiche une organisation spatiale homogène des niveaux de luminance est valide, mais ce n'est pas très subtil. Par conséquent, on ne sait pas de quelles informations le système de vision industrielle aura besoin pour analyser et comprendre l'image. Malgré la forte présence de textures dans les images, les efforts de nombreux chercheurs, depuis plusieurs années, ont principalement abouti à des solutions «sur mesure» spécifiquement conçu pour une application précise, ou sur le moins avec une application spécifique parmi les images. En ce qui concerne la définition du concept de texture, on trouve d'abord ce qui est fourni par le dictionnaire, qui spécifie simplement que la texture est la reproduction spatiale d'un motif de base dans plusieurs directions. Ensuite, il y a d'autres types, plus subtils, tels que: un tissu est une structure spatiale formée par l'organisation de primaires (ou motifs de base), chacun avec une apparence aléatoire. et l'attribut qui représente la distribution spatiale des niveaux de gris des pixels d'une région ou encore c'est l'ensemble des propriétés de voisinage locales de niveaux de gris d'une région de l'image

1.6.2.Les attributs texturaux :

Quatorze paramètres descriptifs des textures, tels qu'ils sont définis par Harralick peuvent être extraits à partir de la matrice de cooccurrence. Parmi ceux-ci, nous prenons les plus utilisés en télédétection: l'énergie, l'entropie, contraste, corrélation, directivité, homogénéité locale et uniformité.

● Energie :

$$Eng = \sum_i \sum_j P_{ij}(\delta, \theta)^2 \dots \dots \dots (1.6)$$

Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce dernier cas, les valeurs élevées d'énergie sont obtenues pour les matrices $P_{ij}(\delta, \theta)$ (lorsque (δ, θ) correspond à la période.

P_{ij} : probabilité P bidimensionnelle de niveau de gris.

● Entropie :

$$Ent = - \sum_i \sum_j P_{ij}(\delta, \theta) \log (P_{ij}(\delta, \theta)) \dots \dots \dots (1.7)$$

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente).

● Contraste :

$$Cont = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P_{ij}(\delta, \theta) \dots \dots \dots (1.8)$$

Le contraste permet de mesurer les variations locales des niveaux de gris. Une petite valeur de contraste indique une concentration élevée d'itérations en niveaux de gris sur le diamètre principal de la matrice de coexistence, il s'agit donc d'une texture grossière. Alors qu'une valeur de contraste élevée décrit les

occurrences réparties autour du diamètre principal et représente une texture fine. Si l'image a une plage dynamique faible, les valeurs de contraste sont trop faibles

● **Corrélation** :

$$Cor = \frac{\sum_i \sum_j (i-\mu)(j-\mu) P_{ij}(\delta, \theta)}{\sigma^2} \dots \dots \dots (1.9)$$

Ou μ et σ^2 désignent respectivement la moyenne et la variance.

Ce paramètre mesure la dépendance directionnelle des niveaux de gris, il atteint ses plus grandes valeurs lorsque θ est proche de l'orientation des lignes de la texture.

● **Directivité** :

$$Dir = \sum_i P_{ii}(\delta, \theta) \dots \dots \dots (1.10)$$

Permet de faire la somme des éléments diagonaux d'une matrice de coexistence. Il donne une valeur d'autant plus importante que la texture a une direction distincte dans le sens de la translation.

● **Homogénéité locale ou moment de différence inverse** :

$$MDI = \sum_i \sum_j \frac{P_{ij}(\delta, \theta)}{1+(i+j)^2} \dots \dots \dots (1.11)$$

L'homogénéité donne une idée des similarités locales. Il reflète l'existence de plages uniformes de texture et affecte un poids de plus en plus faible au fur et à mesure qu'on s'éloigne de la diagonale principale. Plus la valeur de l'homogénéité est élevée, plus la texture est grossière.

● **Uniformité** :

$$Uni = \sum_i P_{ii}(\delta, \theta)^2 \dots \dots \dots (1.12)$$

Cette valeur est d'autant plus élevée qu'un même niveau de gris apparaît dans la texture. [3]

1.6.3. Les LBP (Local Binary Pattern):

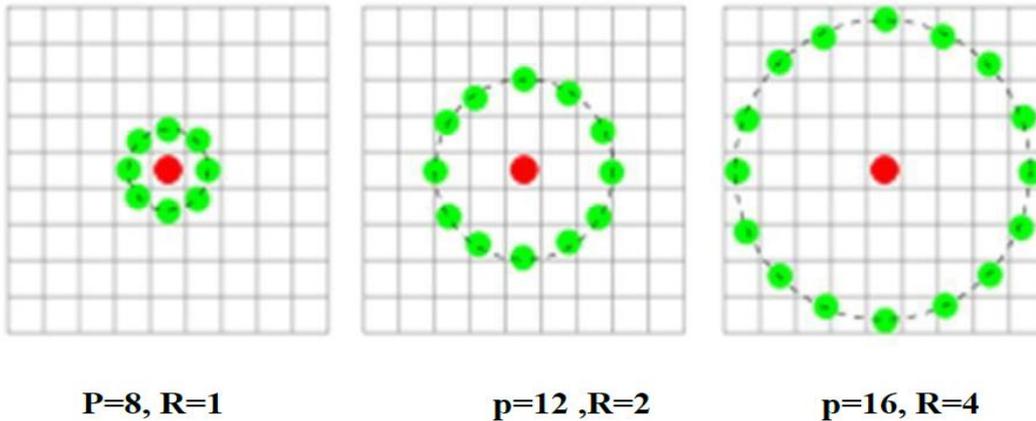
1.6.3.1. Définition :

Est un opérateur de texture simple mais très efficace qui étiquette les pixels d'une image en souillant le voisinage de chaque pixel et le résultat est un nombre binaire. En raison de sa puissance discriminative et de sa simplicité de calcul, le descripteur LBP est devenu une approche populaire dans diverses applications. La propriété la plus importante de l'opérateur LBP dans les applications du monde réel est sa robustesse aux changements mono-toniques de l'échelle de gris provoqués, par exemple, par des variations d'illumination. Une autre propriété importante est sa simplicité de calcul, qui permet d'analyser des images dans des environnements en temps réel difficiles.

1.6.3.2. Principe de LBP :

Les modèles binaires locaux (LBP) sont un type de descripteur visuel utilisé pour classer en vision par ordinateur. La LBP est le cas particulier d'un modèle de spectre tissulaire proposé en 1990. La LBP a été décrite pour la première fois en 1994. Depuis lors, elle s'est avérée être une fonction puissante pour la classification des tissus. Le code binaire décrivant la texture locale d'une région est calculé en définissant un voisinage avec le niveau de gris du pixel central. Tous les voisins prendront la valeur 1 si sa valeur est

supérieure ou égale au pixel courant et 0 sinon. Nous multiplierons ensuite cette matrice de 0 et 1 par les poids du LBP et ajouterons tous ses éléments pour obtenir la valeur LBP du pixel courant. Par conséquent, nous obtiendrons des pixels d'intensité comprise entre 0 et 255 comme dans une image normale de 8 bits. Pour calculer la LBP en pixel par pixel, dans le rayon R, nous calculons simplement les occurrences de niveaux de gris supérieurs à la valeur centrale.



P=8, R=1

p=12, R=2

p=16, R=4

Figure 1.10: Exemples de quartier utilisés pour définir une texture et calculer un modèle binaire local (LBP). [4]

Nous utilisons la fonction suivante :

$$LBP_{p,R} = \sum_{k=0}^{p-1} 2^k S(g_k - g_c) \dots \dots \dots (1.13)$$

Où S est la fonction signe :

$$S(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \dots \dots \dots (1.14)$$

Avec :

gc: le niveau de gris de pixel central.

gk: le niveau de gris de pixel voisin.

6	5	2	1	0	0	1	2	4			
7	6	1	1		0	128		8		241	
13	28	11	1	1	1	64	32	16			
image brute			image seuillée			poids			LBP		

Figure 1.11: Exemple de calcul du LBP d'un pixel donne $1 + 16 + 32 + 64 + 128 = 241$. [5]

Il peut également être calculé à partir des nombres binaires obtenus sous forme de seuil disposé dans le sens des aiguilles d'une montre, puis nous le convertissons en décimal.

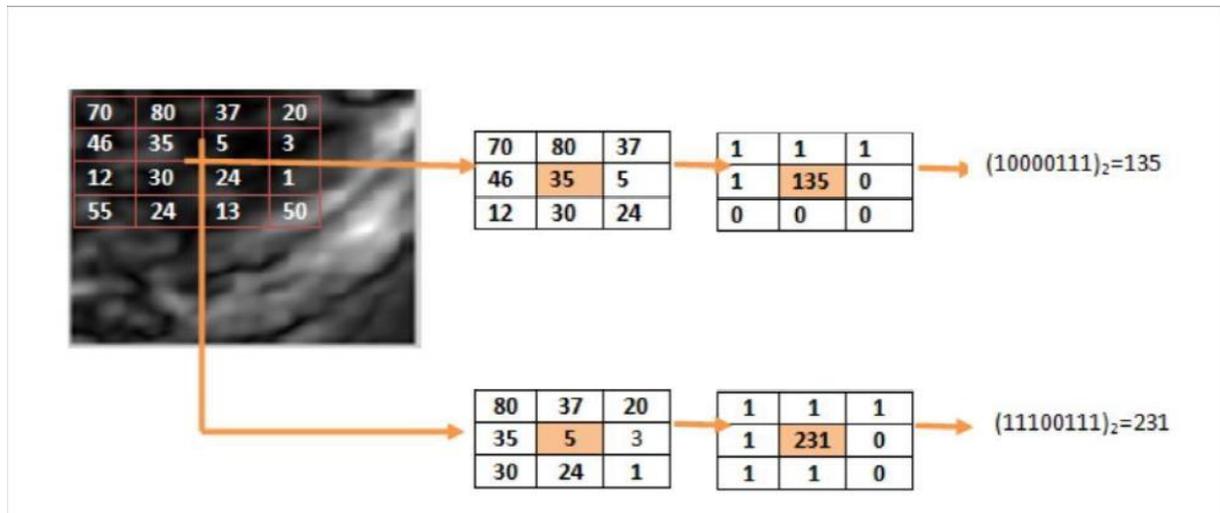


Figure 1.12: Exemple de calcul de LBP par les nombres binaires. [6]

1.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons survolé les techniques de segmentation, Nous avons plus particulièrement détaillé la méthode non supervisé. Nous avons choisi de travailler avec l'algorithme K-means pour la classification dont la définition est un outil de classification classique qui permet de répartir un ensemble de données en classes homogènes sans apprentissage.

Nous avons également choisi de travailler avec LBP comme descripteur de texture vu leur robustesse aux variations monotoniques d'échelle et de changements d'illumination

Chapitre 02

La technique d'optimisations génétique

2.1. Introduction :

Les algorithmes génétiques ont été utilisés en science et en ingénierie comme algorithmes adaptatifs pour résoudre des problèmes pratiques et comme modèles informatiques de systèmes évolutionnaires naturels. Cette brève introduction accessible décrit certaines des recherches les plus intéressantes dans le domaine et permet également aux lecteurs de mettre en œuvre et d'expérimenter eux-mêmes des algorithmes génétiques. Il se concentre en profondeur sur un petit ensemble de sujets importants et intéressants - en particulier dans l'apprentissage automatique, la modélisation scientifique et traitement d'image.

2.2. Les concepts importants des algorithmes génétiques :

2.2.1. Définition :

Les algorithmes génétiques (AGs) sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est extrêmement simple. AGs ont été utilisés en science et en ingénierie comme algorithmes adaptatifs pour résoudre des problèmes pratiques et comme modèles informatiques de systèmes évolutionnaires naturels. On part avec une population de solutions potentielles (chromosomes) initiales arbitrairement choisies. On évalue leur performance (fitness) relative. Sur la base de ces performances on crée une nouvelle population de solutions potentielles en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples : la sélection, le croisement et la mutation. On recommence ce cycle jusqu'à ce que l'on trouve une solution satisfaisante. Un algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données.

Les points les plus importants qui distinguent AGs :

1. Les algorithmes génétiques utilisent un codage des paramètres, et non les paramètres eux-mêmes.
2. Les algorithmes génétiques travaillent sur une population de points, au lieu d'un point unique.
3. Les algorithmes génétiques n'utilisent que les valeurs de la fonction étudiée, pas sa dérivée, ou une autre connaissance auxiliaire.
4. Les algorithmes génétiques utilisent des règles de transition probabilistes, et non déterministes.

2.2.2. Les avantages des algorithmes génétiques :

- Equilibre entre exploration et exploitation de l'espace de recherche.
- Ils sont performants pour optimiser les réseaux de neurones.
- Ils peuvent traiter une large gamme de types de données.
- Les résultats sont explicites et faciles à analyser.
- L'utilisation minimale de l'information a priori.
- Ils s'adaptent bien aux problèmes d'optimisation.
- Le parallélisme.

2.2.3. Limitations des algorithmes génétiques :

- L'influence de certains paramètres sur le résultat final (probabilité de croisement et de mutation).
- Le temps de calcul : ils nécessitent de nombreux calculs, en particulier au niveau de la fonction d'évaluation, (taille du chromosome très grande).
- Ils sont le plus souvent difficiles à mettre en œuvre.

2.3. Fonctionnement de l'algorithme génétique :

Nous présentons l'algorithme général.

2.3.1. Algorithme général :

Les AGs sont alors basés sur les phases suivantes :

1. **Initialisation.** Une population initiale de N chromosomes est tirée aléatoirement.
2. **Évaluation.** Chaque chromosome est décodé, puis évalué.
3. **Sélection.** Création d'une nouvelle population de N chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée.
4. **Reproduction.** Possibilité de croisement et mutation.
5. **Retour** à la phase d'évaluation jusqu'à l'arrêt de l'algorithme.

2.3.2. Principe général AGs :

Initialisation : générer un ensemble de solutions initiales.

Boucle principale :

I. Evolution :

- **Sélection :** choisir avec une probabilité proportionnelle à leur qualité une liste d'individus (chromosomes).
- **Reproduction :** générer à partir de cette liste de nouveaux individus à l'aide des opérateurs génétiques.
- **Remplacement :** Eliminer avec une probabilité inversement proportionnelle à leur qualité certains individus.

II. Réactualisation de la meilleure solution.

III. Aller à 1) tant que nombre de générations est inférieur à la valeur prédéterminée.

L'algorithme décrit précédemment représente l'algorithme de base, mais bien d'autres variantes existent. Chaque utilisateur conçoit en général son propre algorithme génétique suivant sa propre application en ajoutant quelques caractéristiques qui en améliorent l'efficacité tout en conservant les principes de base.

Le principe général du fonctionnement d'un algorithme génétique est représenté sur la figure 5.8 : on commence par générer une population d'individus de façon aléatoire. Pour passer d'une génération k à la génération $k+1$, les trois opérations suivantes sont répétées pour tous les éléments de la population k . Des couples de parents $P1$ et $P2$ sont sélectionnés en fonction de leurs adaptations. L'opérateur de croisement leur est appliqué avec une probabilité P_c et génère des couples d'enfants $C1$ et $C2$. D'autres éléments P sont sélectionnés en fonction de leur adaptation. L'opérateur de mutation leur est appliqué avec la probabilité P_m (P_m est généralement très inférieur à P_c) et génère des individus mutés $P0$. Le niveau d'adaptation des enfants ($C1, C2$) et des individus mutés $P0$ sont ensuite évalués avant insertion dans la nouvelle population. Différents critères d'arrêt de l'algorithme peuvent être choisis :

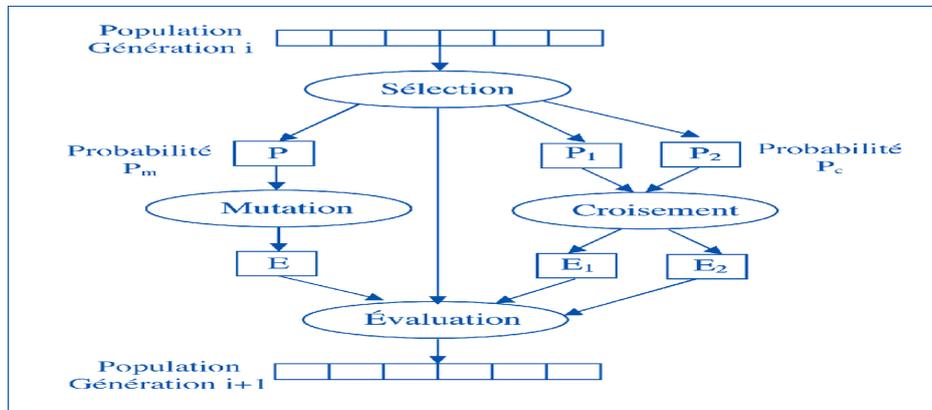


Figure 2.1 : Principe général des algorithmes génétiques.

Il y a trois opérateurs d'évolution dans les algorithmes génétiques :

- **La sélection** : Choix des individus les mieux adaptés.
- **Le croisement** : Mélange par la reproduction des particularités des individus choisis.
- **La mutation** : Altération aléatoire des particularités d'un individu.

Sélection :

La sélection consiste à sélectionner les individus les plus appropriés afin de parvenir à une solution de population plus proche de l'optimisation globale.

Cet opérateur est une application du principe d'adaptation de la théorie de il existe plusieurs techniques de sélection. Les principales sont :

Sélection par catégorie : Cette méthode de sélection sélectionne toujours les personnes qui obtiennent les adaptations les plus élevées.

La probabilité de sélection est proportionnelle à l'adaptation : La technique de la roulette ou roue de fortune, pour chaque individu, la probabilité de choix est proportionnelle à son adaptation au problème.

Sélection de tournois : Cette technique utilise la sélection proportionnelle sur les paires d'individus, puis sélectionne parmi ces paires qui ont les meilleures adaptations.

Sélection uniforme : La sélection se fait de façon aléatoire, uniforme et sans interférence avec la valeur de l'adaptation.

Voici un exemple avec des individus en représentation binaire une fois le choix fait.

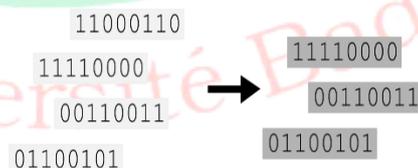


Figure2.2: exemple sur la sélection

Croisement :

Est le résultat obtenu lorsqu'un chromosome partage ses propriétés.

Cela permet la confusion génétique de la population et l'application du principe héréditaire dans la théorie de Darwin.

Il existe deux méthodes de croisement : simple ou double enjambement.

- le simple consiste à fusionner les caractéristiques de deux personnes à partir d'un pivot

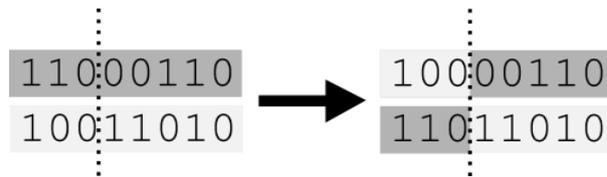


Figure 2.3: exemple sur croisement simple

- Le double pas repose sur le même principe, à l'exception de deux pivot

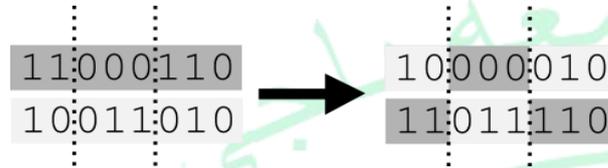


Figure 2.4: exemple sur croisement double

La mutation :

consiste en un changement de gène dans un chromosome en fonction du facteur de mutation. Ce facteur est la probabilité d'une mutation sur un individu.

Cet opérateur est une application du principe de différence de théorie de Darwin, et permet, en même temps, d'éviter la convergence prématurée de l'algorithme au maximum local.

Voici un exemple de mutation sur un seul chromosome:



Figure 2.5: exemple sur la mutation

Avec ces trois opérateurs évolutionnaires, nous pouvons appliquer des algorithmes génétiques.

Explications :

-La genèse est le stade de la création d'une population aléatoire. C'est le point de départ de notre algorithme.

-L'évaluation est l'analyse des personnes pour déterminer si une solution est disponible. C'est pourquoi nous utilisons la fonction de coût, ou erreur, pour déterminer dans quelle mesure les personnes s'adaptent au processus de sélection.

-Nous faisons une boucle tant que l'évaluation estime que la solution n'est pas optimale. [7]

2.4. Reformulation du problème de segmentation d'images en un problème d'optimisation :

Les méthodes de division des images sont conformes à la classification du domaine de la classification des données multidimensionnelles. Ils spécifient de diviser l'image en un ensemble de catégories. Chaque classe regroupe les pixels qui contiennent des vecteurs de caractéristiques (souvent réduits au gris) aussi similaires que possible et les classes résultantes doivent être aussi distinctes que possible. Ce problème de

classification est un problème NP-difficile et, par conséquent, ne peut pas être résolu exactement dans un temps de calcul raisonnable. [3]

Les fonctions que nous avons ajoutées sont :

2.4.1. En monoobjectif :

inertie intra-classes (erreur quadratique) $DT(C)$, dont le minimum est un indice d'une bonne classification. Elle est exprimée par la relation suivante :

$$D_T(C) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{Q_i} d(x_j^{(i)}, \bar{x}_i)^2 \dots \dots \dots (2.1)$$

Où k est le nombre de classe.

Q_i , le nombre de pixels de la classe i .

d , la distance entre le pixel $x_j^{(i)}$ appartenant à la classe i et le centre de gravité \bar{x}_i de cette classe.

2.4.2 En multi-objectif :

a- Variance intra-classes et la longueur du contour qui est à minimiser aussi, elle est définie par :

$$L(C) = \sum_{i=1}^{h-1} \sum_{j=1}^{l-1} \delta(p(i, j), p(i, j + 1)) + \delta(p(i, j), p(i + 1, j)) \dots \dots \dots (2.2)$$

$$\text{Avec } \delta(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \neq y \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \dots \dots \dots (2.3)$$

h et l sont respectivement la hauteur et la largeur de l'image,

$P(i, j)$ est la valeur du pixel de coordonnées (i, j) .

b- variance intra-classes et la connectivité des pixels qui est à minimiser aussi, elle est définie par :

$$conn(C) = \sum_{i=1}^N (\sum_{j=1}^L x_{i, n_{ij}}) \dots \dots \dots (2.4)$$

$$\text{avec } x_{r,s} = \begin{cases} 1 & \text{si } \exists C_k, r \in C_k \text{ et } s \in C_k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \dots \dots \dots (2.5)$$

n_{ij} est le *jème* voisin du pixel i , N est le nombre de pixels, et L est le nombre de pixels voisins contribuant à la mesure de connectivité. Lorsque les pixels i et j ne sont pas dans la même classe.

$$x_{i, n_{ij}} = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ et } j \text{ sont dans la même classe} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \dots \dots \dots (2.6)$$

2.5. Application des algorithmes génétiques pour la segmentation d'images par k-means optimisé :

Dans cette partie, nous appliquons des algorithmes génétiques pour segmenter des images en utilisant l'approche de classification par classification. L'algorithme génétique initialisera les centroïdes du k-means au lieu de les choisir aléatoires. Ceci est résumé sur la (Figure 2.6).

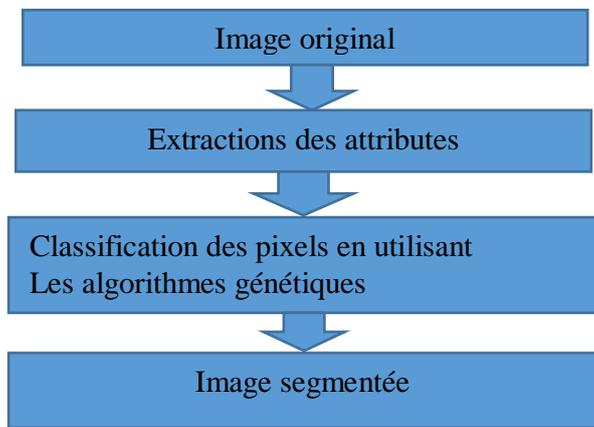


Figure 2.6 : Schéma synoptique du processus de segmentation.

2.5.1. Classification des pixels :

Chaque pixel de l'image est caractérisé par un vecteur d'attributs de dimension égale au nombre d'attributs extraits. Pour classifier ces pixels, nous suivons méthode les algorithmes génétiques.

2.5.1.1. Population initiale :

Pour appliquer l'algorithme génétique, un premier groupe d'individus a été généré, chaque individu est représenté par un chromosome et chaque chromosome est constitué de gènes K qui correspondent aux centres de classe K de dimension D (Figure 2.7).

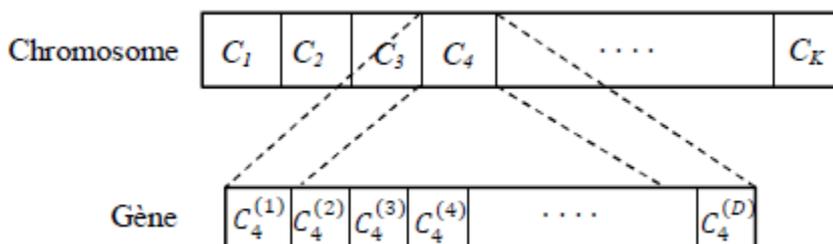


Figure 2.7 : représentation génétique d'un individu.

La génération des centres des classes se fait en deux étapes :

- 1- générer aléatoirement les centres des classes dans l'espace de recherche après avoir détecté les bornes inférieures et supérieures de chaque dimension, vu que les attributs ne sont pas de même ordre de grandeur.
- 2- mise à jour de ces centres par quelques itérations par l'algorithme des K-Means pour accélérer la convergence de l'algorithme génétique.

2.5.1.2. Sélections pour la reproduction :

Après la génération de la population initiale, chaque pixel est affecté à la classe dont le centre est plus proche. Tous les individus sont, alors, évalués selon la fonction illustrée par la formule (3.1) et des performances f_i leurs sont associées suivant la relation suivante :

$$f_i = \frac{1}{D_T(C)} \dots \dots \dots (2.7)$$

Pour chaque individu, on associe une probabilité de sélection proportionnelle à sa performance :

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \dots \dots \dots (2.8)$$

Après le choix du taux de croisement, une sélection de E parents parmi les N individus par échantillonnage stochastique universel (Stochastic Universal Sampling, SUS) est effectuée.

2.5.1.3. Croisement des individus :

Ce processus est essentiel pour remplacer les gènes pauvres des parents par des gènes plus performants.

2.5.1.4. Mutation d'un individu :

L'opération de croisement est nécessaire pour explorer tout l'espace de recherche. Selon le choix de taux de mutation, un nombre M (correspondant au taux de mutation) d'individus seront mutés pour produire des individus nouveaux dont les caractéristiques sont différentes mais très proches des individus mutés.

2.5.1.5. Sélections pour le remplacement :

Après l'étape de diversification (croisement et mutation), les enfants sont évalués de la même manière que sont évalués les individus dans l'opération de sélection pour la reproduction et des performances f_i leurs sont associées. Une population de $N+E$ individus est alors produite. Les meilleurs N individus sont sélectionnés selon leurs fonctions d'adaptation f_i pour constituer une nouvelle génération de performance moyenne plus élevée.

2.5.1.6. Critère d'arrêt :

Les processus d'optimisation par l'algorithme génétique proposé sont itératifs : La solution optimale est approchée de génération en génération. Après un nombre de génération Fixé au préalable le processus est arrêté.

Une seule solution sera retenue : celle qui a le plus Grande valeur de la fonction d'adaptation f_i dans la dernière génération.

2.5.1.7 Segmentation :

L'image segmentée est produite par la construction d'une image index de l'appartenance de pixels à chaque classe dont les centres sont représentés par l'individu retenu. [3]

2.6. Sélection des attributs à l'aide d'algorithmes génétiques :

Les caractéristiques permettent de distinguer une forme appartenant à une classe par rapport aux formes des autres classes. Il est important de bien définir les caractéristiques à extraire d'un objet pour sa reconnaissance. Il existe une très grande variété de caractéristiques mesurables sur des images et trop souvent on pense que chaque caractéristique est importante pour discriminer une forme d'une autre. Kim et Kim ont observé que la performance du système de reconnaissance devient mauvaise et le temps de calcul augmente à mesure que le nombre de primitives augmente dans un problème de reconnaissance de formes. Dans certains cas, il existe quelques caractéristiques qui n'aideront pas à discriminer entre les classes. Autrement dit, il existe des caractéristiques redondantes ou non pertinentes. Ces caractéristiques seront inutiles dans la classification de l'objet d'où l'utilité d'effectuer la sélection des primitives les plus pertinentes. Cette sélection a parfois un impact considérable dans l'efficacité des résultats de la classification.

2.6.1. Définition de la sélection :

La sélection de caractéristiques est généralement définie comme un processus de recherche permettant de trouver un sous-ensemble "pertinent" de caractéristiques parmi celles de l'ensemble de départ. La notion de

pertinence d'un sous- ensemble de caractéristiques dépend toujours des objectifs et des critères du système. En général, le problème de sélection de caractéristiques peut être défini par :

Soit $F = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$ un ensemble de caractéristiques de taille N ou N représente le nombre total de caractéristiques étudiées. Soit Ev une fonction qui permet d'évaluer un sous-ensemble de caractéristiques. Nous supposons que la plus grande valeur de Ev soit obtenue pour le meilleur sous-ensemble de caractéristiques. s . L'objectif de la sélection est de trouver un sous-ensemble F' ($F' \subseteq F$) de taille N' ($N' \leq N$) tel que :

$$Ev(F') = \max_{Z \subseteq F} Ev(Z) \dots \dots \dots (2.9)$$

2.6.2. Les fonctions d'évaluation ou fitness :

Elles mesurent l'ensemble des solutions candidates générées par les procédures de recherche. Ces valeurs sont comparées aux valeurs précédentes. La meilleure valeur sera gardée. Il existe plusieurs types d'évaluation : la mesure de la distance (distance euclidienne) qui permet de mesurer les capacités de discrimination, la mesure d'information qui permet d'estimer le gain d'une caractéristique, la mesure de dépendance qui permet de quantifier la corrélation des caractéristiques, la mesure de consistance de l'ensemble des caractéristiques et la mesure du taux d'erreur lors de la classification.

En raison des nombreuses caractéristiques, il est difficile de trouver un sous-ensemble de fonctionnalités utiles pour une tâche particulière. Les algorithmes génétiques (GA) peuvent être utilisés pour atténuer ce problème, en recherchant l'ensemble des fonctionnalités, pour les fonctionnalités qui sont non seulement nécessaires, mais qui améliorent également les performances.

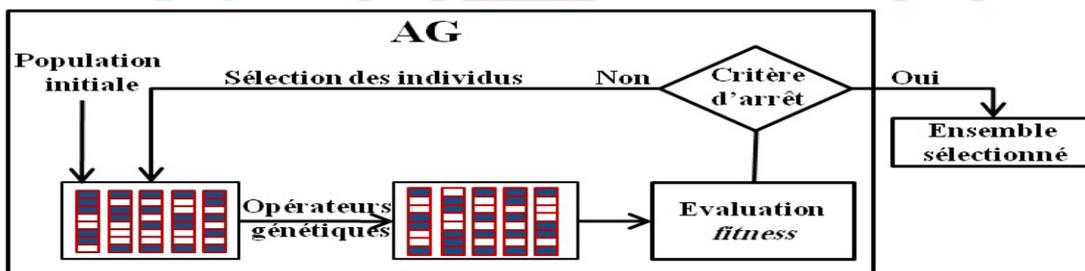


Figure 2.8 : Sélection de caractéristiques par un algorithme génétique

2.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, Après avoir donné une introduction rapide sur les algorithmes génétiques et leur manière d'optimiser un objectif. Nous avons donné une définition relative de la technique génétique ainsi que leur application dans le domaine du traitement d'images. Nous avons également abordé les avantages de AGs Sans oublier les limitations de cette algorithme ; nous avons ramené le problème de la résolution du fractionnement de l'image en une Problème d'optimisation. La combinaison du regroupement kmeans et l'initialisation des centroïdes par l'algorithme génétique a été développé. L'autre volet de la sélection génétique des attributs a été expliqué.

Chapitre 03

Application Et Résultats Pratiques

3.1. Introduction :

L'Imagerie aérienne est obtenue à différentes hauteurs à partir d'une variété d'applications de drones différentes, telles que la surveillance du trafic, la planification routière et l'inspection. Pour un grand nombre d'applications civiles et militaires notamment, la route est un élément essentiel des infrastructures urbaines. Par conséquent, leur détection est une étape sémantique qui nous a poussé à choisir des photos aériennes Uva pour tester nos algorithmes de classification.

Pour réaliser une segmentation d'image, plusieurs algorithmes ont été proposés. Parmi les méthodes de segmentation par classification, l'algorithme de la k-moyenne est largement utilisé. La segmentation d'image à l'aide de l'algorithme de moyenne k consiste à classer tous les pixels d'une image dans un certain nombre de catégories imposées par l'utilisateur. Le calcul de cette technique peut prendre du temps, en particulier pour les grandes images. Nous suggérons de réduire ce temps de calcul en effectuant d'abord le processus superpixelisation. Grâce aux algorithmes génétiques. Enfin, le choix des centroides n'est plus aléatoire et aussi le nombre des attributs est quasi optimal.

3.2. Base de données :

Dans cette partie, des expériences sont menées pour évaluer notre méthode proposée de collecte d'images sur Internet. et la collection se compose de plusieurs d'images, y compris des routes bien préparées et des routes non pavées de résolution, largeur et formes variables. Les photos de route montrent également des différences de couleur, d'éclairage et de contraste. Nous avons téléchargé l'ensemble de données à partir de <https://sites.google.com/site/hailingzhouwei/>.

3.3. Environnement du logiciel :

Ce travail a été réalisé avec un ordinateur portable SONY doté du processeur Intel(R) Pentium (R) CPU B980@2.40GHz et d'une mémoire vive RAM de 4, 00 Go et système d'exploitation 64 bits , processeur x64

3.4. Langage adopté pour la programmation :

Pour la programmation, notre application a été codée par le langage de programmation Matlab de version 8.0 (R2018a). Notre choix est justifié par la souplesse et la facilité du travail. MATLAB permet le travail interactif soit en mode commande, soit en mode programmation, tout en ayant toujours la possibilité de faire des visualisations graphiques. Il possède les particularités suivantes :

- Puissance de calcul
- La continuité parmi les valeurs entières, réelles et complexes
- L'étendue de gamme des nombres et leurs précisions
- La compréhension de la bibliothèque mathématique
- La possibilité de liaison avec les autres langages classiques de programmations

3.5. L'algorithme génétique avec k-means :

Le bit de notre travail est de segmenter par l'algorithme k-means optimisé

3.5.1. Un organigramme des étapes de traitement du programme :

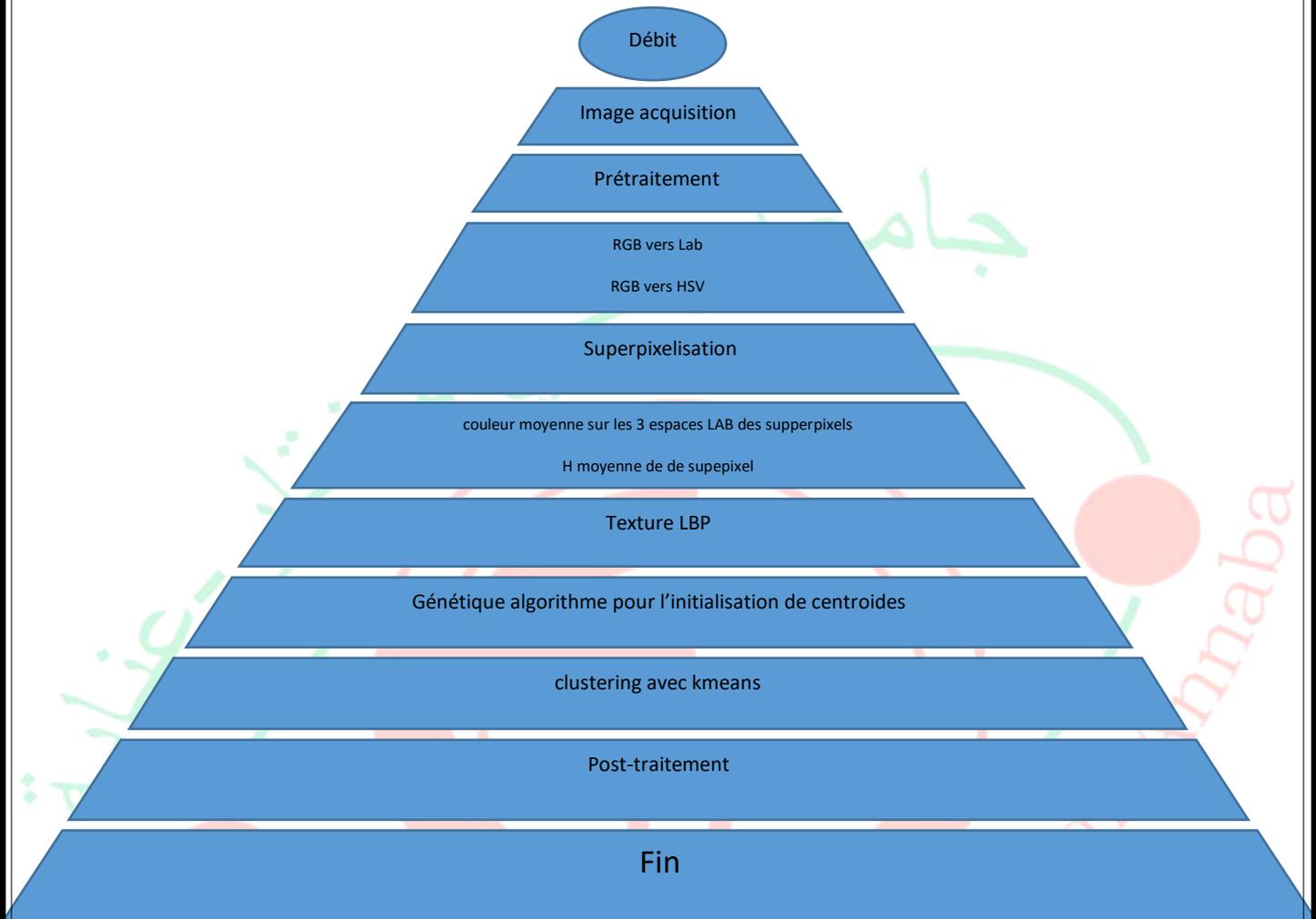


Figure 3.1 : Un organigramme des étapes de programme gn.

Dans ce programme, nous avons fait :

3.5.2. Le filtre médian :

est un filtre numérique non linéaire, souvent utilisé pour la réduction de bruit. La réduction de bruit est une étape de prétraitement classique visant à améliorer les résultats de traitements futurs (détection de bords par exemple). Le filtre médian est utilisé remplacer la valeur du pixel courant par la valeur médiane. Elle consiste à prendre la valeur médiane. [8]

3.5.3. L'algorithme SLIC :

Simple Linear Iterative Clustering est sans doute l'une des méthodes les plus célèbres pour découper une image en superpixels. Son principe général est le suivant :

- Les pixels sont groupés en superpixels rectangulaires et réguliers.
- Chaque superpixel est décrit par sa couleur moyenne et la localisation de son barycentre.
- Chaque pixel est ré-attribué au superpixel dont il est le plus proche en terme de couleur et de localisation.

- Les étapes 2 et 3 sont répétées jusqu'à ce que les superpixels soient stables.
- La rapidité de SLIC et la qualité des résultats qu'il produit lui ont garanti une immense popularité dans les méthodes de vision par ordinateur. [9]

L'algorithme SLIC permet de segmenter une image en K régions appelées superpixels en fonction du contenu de l'image. La segmentation en superpixels est très utile pour faire de la détection d'objets, pour découper des images et pour alléger la quantité de données à traiter. Plutôt que de faire une simple décimation sur l'image pour diminuer la quantité d'information, segmenter en superpixels permet d'avoir un ensemble de régions d'intérêts à traiter, sans pour autant diminuer la quantité d'information brute dans l'image. Des algorithmes spécifiques peuvent ensuite être appliqués à ces régions en fonction de leur contenu. Les sections suivantes présentent l'algorithme SLIC, ainsi que l'algorithme de connectivité appliqué en post-traitement. Cet algorithme est nécessaire puisque SLIC ne garantit pas des régions comprises en un seul bloc. Les images ci-dessous présentent le résultat d'une segmentation avec SLIC avant et après post-traitement.

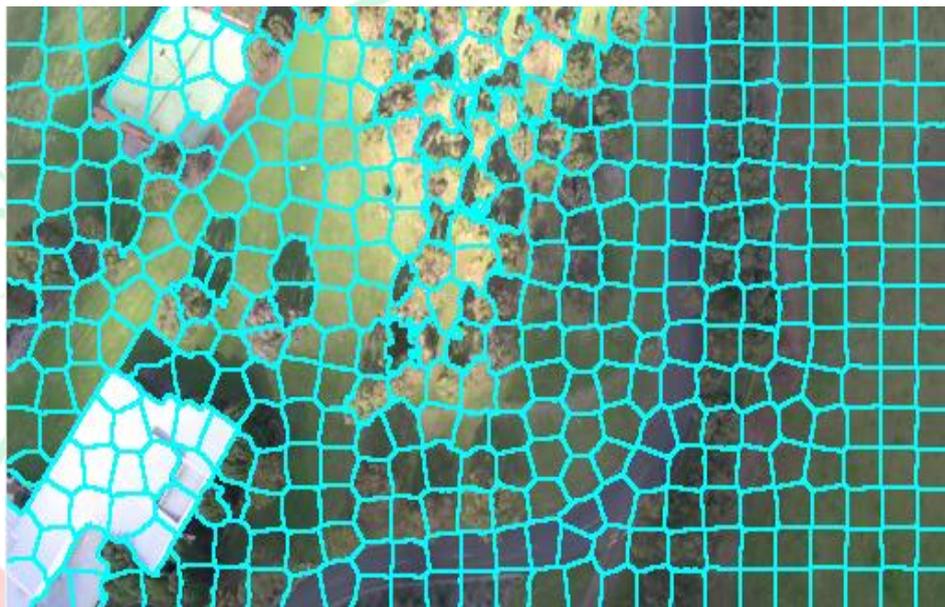


Figure 3.2 : Exemple de superpexilisation par l'algorithme SLIC, les contours des superpixels sont représentés en bleu.

L'algorithme peut se résumer avec les étapes suivantes:

- 1) Initialisation des centres des superpixels. Les centres sont équidistants (distance S) et sont en 5 dimensions (x, y, L, a, b) pour leurs coordonnées spatiales et la couleur du pixel dans l'espace LAB.
- 2) Initialisation de la carte des superpixels et de la carte des distances. Les distances sont initialisées à l'infini et les pixels sont attribués au superpixel 0.
- 2) Pour chaque centre, on calcule la distance des pixels se trouvant dans un rayon de $2S$ au centre. Si la distance est plus petite que celle en mémoire pour le pixel, elle est modifiée en mémoire et le pixel fait maintenant partie du superpixel.
- 3) Les positions des centres (5 dimensions) des superpixels sont mises à jour selon la valeur moyenne de tous les pixels du superpixel.
- 4) Les étapes 2 et 3 sont re-effectuées jusqu'à ce que l'algorithme converge, c'est-à-dire, que le déplacement moyen des centres entre deux itérations soit plus petit qu'un certain seuil.

●Notes :

- La distance initiale S entre les centres correspond au rapport entre le nombre de pixels dans l'image et le nombre de superpixels K souhaités.
- Les positions initiales des centres sont légèrement déplacées en x,y de ± 1 pixel afin qu'ils tombent sur un emplacement x,y avec un petit gradient pour éviter d'avoir un centre sur une arête.
- La distance pixel-centre est une distance euclidienne en 5 dimensions avec des facteurs différents entre les dimensions LAB et les dimensions spatiales.

L'algorithme de SLIC est détaillé ci-dessous

1- Initialiser les centres des superpixels
 $C_k = [C_{1k}, C_{2k}, C_{3k}, x_k, y_k]$
Avec :
- $k = 1, 2, 3, \dots, K$ ou K est le nombre des superpixels
- C_{1k}, C_{2k}, C_{3k} : sont les niveaux des composantes couleurs moyennes de tous les pixels qui se trouvent dans le carré de taille $S \times S$
- x_k, y_k sont choisies dans le carré de tailles $S \times S$ en prenant le centre d'une fenêtre de taille 3×3 ou le gradient est le plus faible.

2- Créer une carte des étiquettes l et l'initialiser en posant :
 $l(i) = -1$ pour tous les pixels i de l'image.

3- Créer une carte des distances d et l'initialiser en posant :
 $d(i) = \infty$ pour tous les pixels i de l'image.

4- pour chaque centre de superpixels C_k , faire :
- Pour chaque pixel i se trouvant dans la région $(2S+1) \times (2S+1)$ autour de C_k , faire :
- Calculer la distance D entre C_k et i .
- si $D < d(i)$ alors $d(i) = D$ et $l(i) = k$.

Fin pour
Fin pour

5- Mettre à jour les positions et les couleurs moyennes des centres des superpixels.

6- Refaire les étapes 4 et 5 jusqu'à ce que le déplacement moyennes des centres entre deux itérations soit inférieur à un seuil.

7- Renforcement de la connexité . [10]

3.6. Indices de scores de la segmentation :

Des évaluations quantitatives sont calculées en comparant les résultats avec la vérité de terrain au pixel près. Nous nous référons à la vérité de terrain comme les zones routières qui sont annotées manuellement dans chaque image test.

Des mesures quantitatives sont introduites .Les indices sont exprimés en termes de vrais positifs (TP), faux positifs (FP) et faux négatifs (FN) et (TN) vrais négatifs définis comme suit :

valeur prédite	Valeur observée	
	“positif”	“négatif”
	“positif” TP	FP
	“négatif” FN	TN

La valeur observée représente le résultat binaire de notre segmentation (road, nonroad) et la valeur prédite représente l'image vérité terrain ou groundtruth. On peut alors définir toute une batterie d'indicateurs permettant de juger de la qualité de notre prédicteur (ou plutôt de notre score).

➤ Accuracy ou taux d'erreur = $(TP+TN) / (FN+FP+TP+TN)$;(3,1)

➤ Precision = $TP / (TP+FP)$; (3,2)

le taux de positifs prédits (positive predictive value)

➤ Fmeasure = $2*TP / (2*TP+FP+FN)$;(3,3)

Le score de correspondance des contours de la frontière F1 (BF) indique dans quelle mesure la frontière prédite de chaque classe s'aligne sur la frontière réelle.

➤ Specitivity (spécificité) = $TN / (TN+FP)$; (3,4)

Taux de vrais négatifs (TrueNegative Rate)

➤ Sensitivity (la sensibilité)= $TP / (TP+FN)$; (3,5)

Correspondant au taux de vrais positifs (true positive rate)

➤ MCC (Matthews corrélation coefficient)=
 $(TP*TN-FP*FN) / \sqrt{((TP+FP)*(TP+FN)*(TN+FP)*(TN+FN))}$;(3,6)

➤ Jaccard Similarity Coefficient = $TP / (TP + FP + FN)$; (3,7)

Jaccard Similarity Coefficient : L'intersection sur l'union (IoU), également connue sous le nom de coefficient de similarité Jaccard, est la métrique la plus utilisée. Pour chaque classe, l'IoU est le rapport entre les pixels correctement classés et le nombre total de pixels réels et prévus dans cette classe.

➤ Dice = $2*TP / (2*TP+FP+FN)$;(3,8)

3.7. Calcul du vecteur attribut :

Le vecteur est constitué de quatorze caractéristiques (4 pour la partie couleur et 10 pour la partie texture) ; les 3 premières issues de la moyenne des couleurs dans l'espace Lab des superpixels, la 4eme la moyenne Hue des superpixels dans l'espace HSV et le vecteur LBP de chaque superpixel dont la longueur est 10.

-Définition :

• Lab : [11]

Attribute	Description
L*	Luminance or brightness of the image. Values are in the range [0, 100], where 0 specifies black and 100 specifies white. As L* increases, colors become brighter.
a*	Amount of red or green tones in the image. A large positive a* value corresponds to red/magenta. A large negative a* value corresponds to green. Although there is no single range for a*, values commonly fall in the range [-100, 100] or [-128, 127].
b*	Amount of yellow or blue tones in the image. A large positive b* value corresponds to yellow. A large negative b* value corresponds to blue. Although there is no single range for b*, values commonly fall in the range [-100, 100] or [-128, 127].

• hsv: [12]

Attribute	Description
Hue	Value from 0 to 1 that corresponds to the color's position on a color wheel. As hue increases from 0 to 1, the color transitions from red to orange, yellow, green, cyan, blue, magenta, and finally back to red.
Saturation	Amount of hue or departure from neutral. 0 indicates a neutral shade, whereas 1 indicates maximum saturation.
Value	Maximum value among the red, green, and blue components of a specific color.

•lbp : Les paramètres de l'algorithme LBP contrôlent la manière dont les motifs binaires locaux sont calculés pour chaque pixel de l'image d'entrée. vu ses propriétés nous avons utilisé le vecteur LBP avec $P=8$, $R=1$. la taille du vecteur obtenu est de 10

3.8. Post traitement :

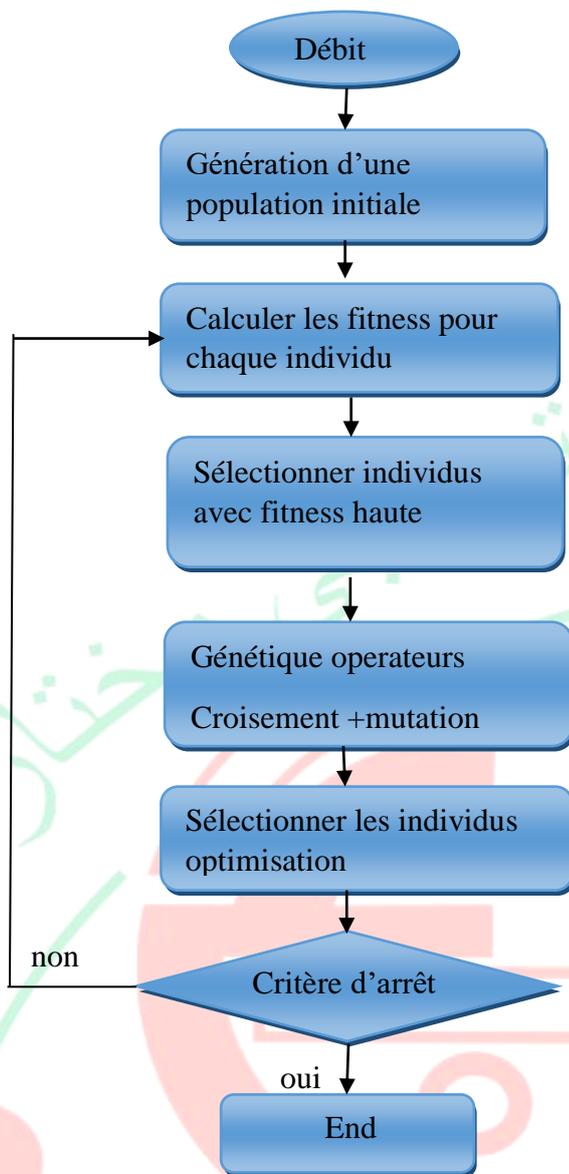
Les routes ont des formes géométriques longues et étroites un indice de forme SI (Shape index) permet de discerner la route des autres régions détectées.

$SI = \text{périmètre} / (4 * \sqrt{\text{aire}})$ sera d'autant plus grand que la région aura une forme longue et étroite

Donc un post traitement a été ajouté il s'agit de souiller les résultats avec SI l'index de forme.

3.9. Algorithme génétique avec k-means :

L'algorithme génétique est un algorithme de recherche a priori du mécanisme de sélection naturelle de la même manière que les algorithmes précis utilisés dans la résolution de problèmes d'optimisation complexes. La fonction objective de l'algorithme K-Means n'est pas convexe et peut donc contenir de nombreux minima locaux. Le processus de recherche aléatoire et de partage d'informations fait de ces algorithmes le meilleur outil pour trouver des solutions globales. L'un de ces algorithmes, à savoir l'algorithme génétique (GA) pour le regroupement de données, a l'avantage de trouver une solution optimale globale. Dans cette section, nous visons à proposer un algorithme de clustering séquentiel hybride basé sur la combinaison des algorithmes KMeans et de l'algorithme GA. La motivation de cette idée est le fait que l'algorithme GA, au début de l'algorithme, démarre le processus de regroupement en raison de sa vitesse de convergence rapide, puis le résultat de l'algorithme GA est ajusté par les K-Means des solutions presque optimales. Un système montre que le clustering GA+KMeans sur les performances du clustering à l'aide de la méthode de clustering K-Means dépendent fortement de la détermination du point des centres de cluster initiaux générés de manière aléatoire, ce qui provoque souvent que le clustering des résultats. Soit solution piégée dans un minimum local. Des algorithmes génétiques sont utilisés pour améliorer la détermination du point central au début du clustering K-Means. L'algorithme d'étapes GA+K-means permet d'effectuer un prétraitement des données et la mise en œuvre d'un algorithme génétique pour obtenir le centroïde initial optimal [13], et autre organigramme comme suit :



Les paramètres de AG

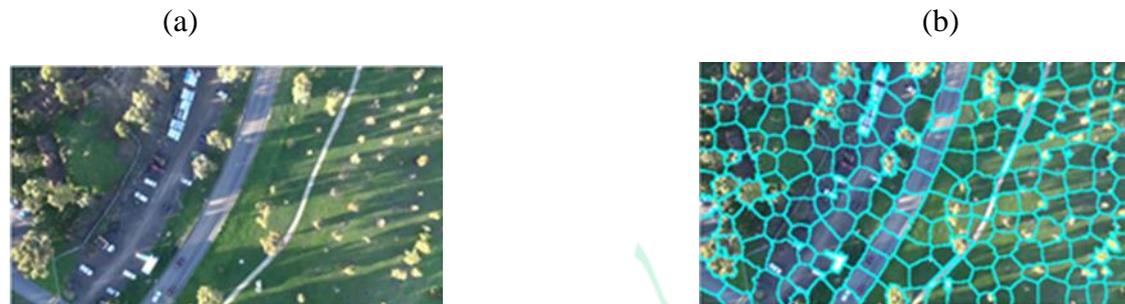
Codage	réel sur [0,1]
Nombre de génération	50
Fonction de fitness	Max $f=1/Dc \rightarrow Dc$ formule (2.1)
Taille de chromosome	28
Probabilité de mutation	0.25
Probabilité de croisement	0.5
Critère d'arrêt	Nombre génération maximal
Nombre de chromosome dans la génération	15

Tableau (3.1) : les paramètres de AG 1ere programme

3.10. Tests :

Afin d'illustrer les résultats de la segmentation nous avons illustré à titre d'exemple pour 2 images tests. La première chose que nous faisons est de comparer le résultat avec et sans l'algorithme génétique :

Image1



Avec l'algorithme génétique	Sans l'algorithme génétique
(c)  Accuracy = 0.9925	(c')  Accuracy = 0.9915

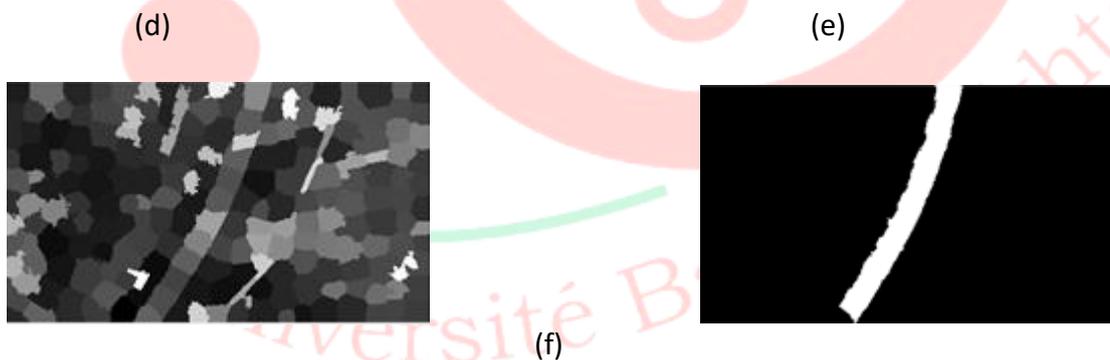


figure 3.3: img_010 (a, b, c, d,e,f)

- (a) image couleur originale
- (b) Image superpixelisées avec $L=200$
- (c) Image résultat de classification (kmeans et superpixelisation et lbp)
- (c') Image résultat de classification sans l'algorithme génétique
- (d) Image des valeurs moyennes des superpixels
- (e) Image après le post traitement
- (f) Image résultat juxtaposée sur l'image initiale

Image 2

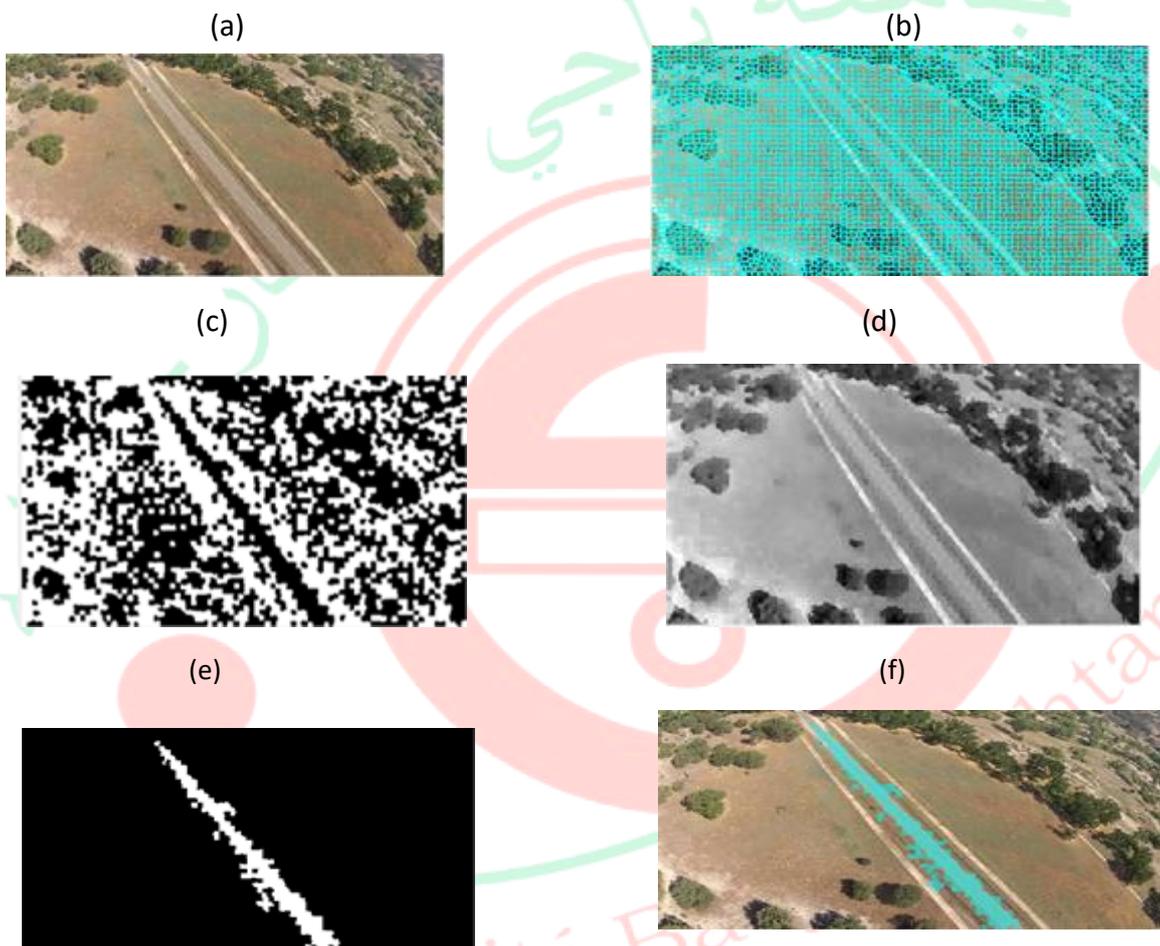


Figure 3.4: img_013(a,b,c,d,e,f)

- (a) image couleur originale
- (b) Image superpixelisées avec $L=4000$
- (c) Image résultat de classification
- (d) Image des valeurs moyennes des superpixels
- (e) Image après le post traitement
- (f) Image résultat juxtaposée sur l'image initiale

Image 3

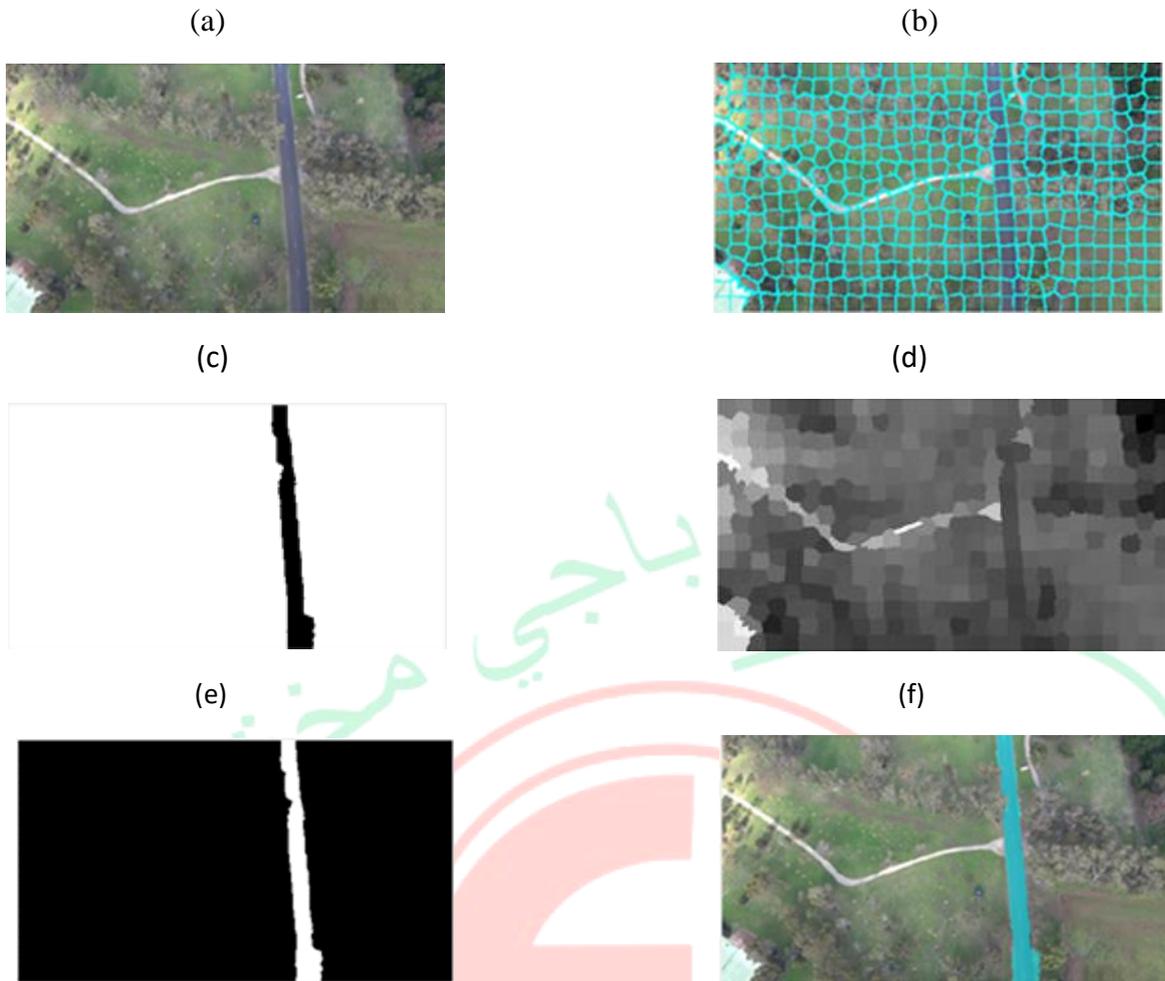


Figure 3.5: img_300(a,b,c,d,e,f)

- (a) image couleur originale
- (b) Image superpixelisées avec $L=400$
- (c) Image résultat de classification
- (d) Image des valeurs moyennes des superpixels
- (e) Image après le post traitement
- (f) Image résultat juxtaposée sur l'image initiale

3.10.1. Remarque :

-Le tableau de bord récapitule les scores obtenus :

Image	Parameter	Resultat	Image	Parameter	Resultat	Image	Parameter	Resultat
Img_013	Accuracy	0.9925	Img_013	Accuracy	0.9794	Img_300	Accuracy	0.9954
	Sensitivity	0.9030		Sensitivity	0.9276		Sensitivity	0.9654
	Fmeasure	0.9400		Fmeasure	0.7226		Fmeasure	0.9405
	Precision	0.9801		Precision	0.5918		Precision	0.9170
	MCC	0.9369		MCC	0.7319		MCC	0.9385
	Dice	0.9400		Dice	0.7226		Dice	0.9405
	Jaccard	0.8868		Jaccard	0.5657		Jaccard	0.8878
	Specitivity	0.9987		Specitivity	0.9810		Specitivity	0.9966
	L	200		L	4000		L	400
	k	2		k	2		k	2
Vecteur caractiristique	6	Vecteur caractiristique	44	Vecteur caractiristique	2			
Taille	1280×720	Taille	1280×720	Taille	1024×576			

Tableau (3.2) : les scores pour les 3 images tests.

-GA : pour choisir centotide .

-en comparant les images avec et sans optimisation (fig3.3 c et c') on remarque que l'accuracy est meilleure pour le résultat avec l'algorithme génétique.

-Quant aux paramètres de performance que nous avons expliqué précédemment, nous les avons résumés dans le tableau ci-dessus (Tab 3.2) .Nous notons que les valeurs sont grandes .Cela indique qu'il n'y a pas de différence significative entre l'image initiale et désirée.(accuracy pour la déférence entre l'image grountruth et l'image résultat).

3.11. Feature Selection using Genetic Algorithms:

3.11.1. Un organigramme des étapes de traitement du programme :

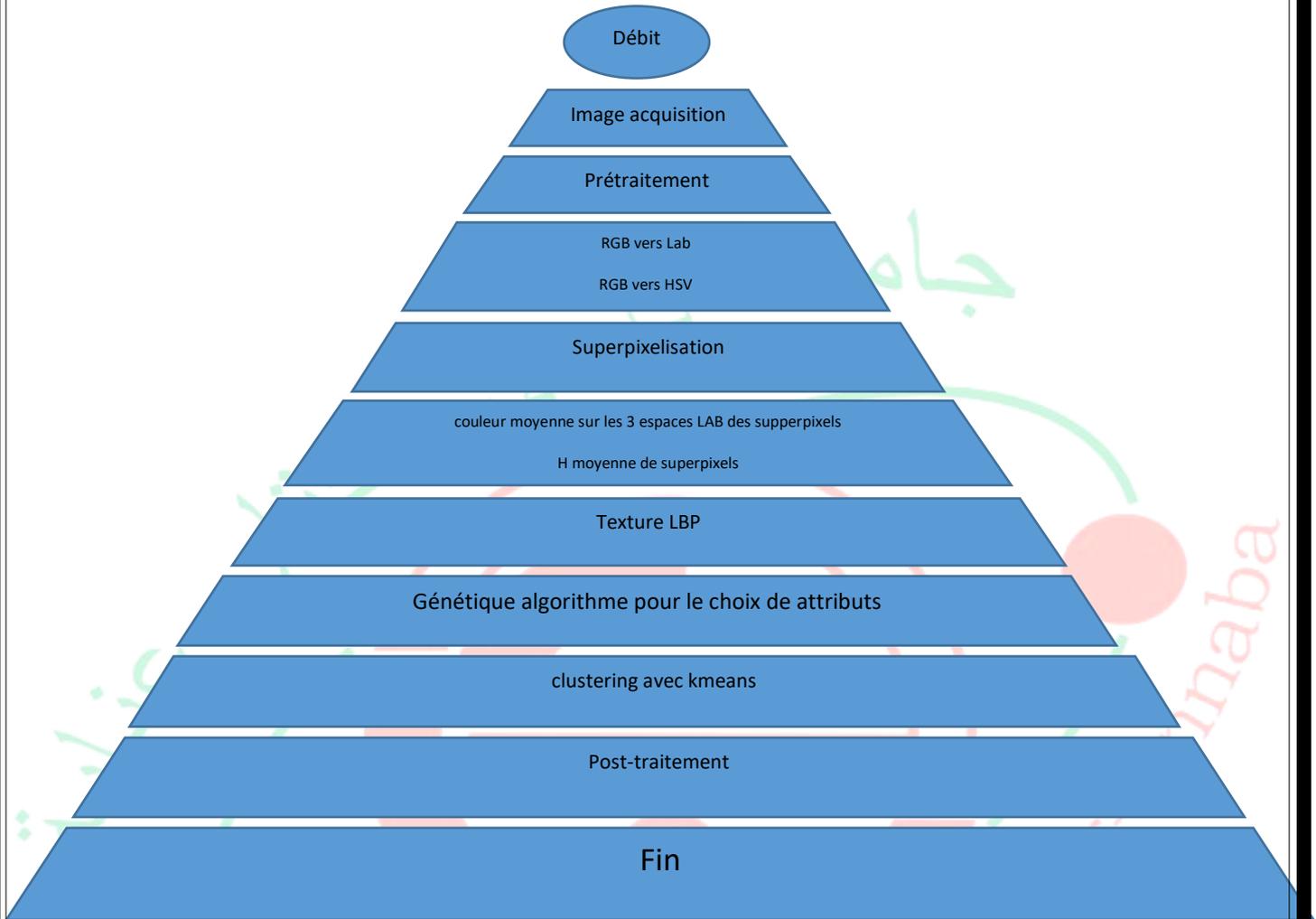


Figure 3.6 : Un organigramme des étapes de programme feature

3.11.2. Sélection des attributs par l'algorithme génétique :

Le système de classification dépend des propriétés qui ont un impact significatif sur la précision du système, en particulier certaines de ces propriétés ne sont pas nécessaires et peuvent entraîner la chute du système, il est donc préférable de les supprimer. Parce qu'il est complexe et qu'il est difficile de déterminer ces propriétés qui affectent négativement les performances du système, cette tâche a été confiée à l'algorithme génétique.

L'algorithme génétique suggère les meilleures propriétés sur lesquelles k-means peut s'appuyer dans le processus de classification en utilisant des processus génétiques pour créer des générations de chromosomes. Les propriétés proposées sont dérivées du chromosome qui est évalué en exécutant les k-moyennes et en calculant la précision du système. Après avoir produit plusieurs générations, l'algorithme se termine par le choix du chromosome qui fournit les propriétés capables d'élever la précision du système au plus haut niveau possible. Les détails de la méthode proposée sont illustrés dans les étapes suivantes :

Première étape : « construire un fondement génétique »

Cette phase comprend trois sous-étapes :

1) « Spécifier les paramètres de l'algorithme génétique »

1. Longueur du chromosome = nombre de caractéristiques dans la base de données = 14 (où chaque gène du chromosome est attribué à chaque caractéristique les 3 premières issues de la moyenne des couleurs Lab des superpixels la 4ème la moyenne de la moyenne Hue des superpixels et le vecteur LBP de chaque superpixel.

les paramètres de AG

Codage	Binaire
Nombre de générations	60
Probabilité de croisement	0.8
Probabilité de mutation	0.2
Taille de chromosome	14
Nombre de chromosome dans génération	50
Fonction objectif	Maximisé le taux de classification

Tableau (3.3) les paramètres de AG 2eme programme

2) "Générer la population initiale"

La population initiale est générée aléatoirement selon les paramètres spécifiés à l'étape précédente. Le résultat de cette étape est une génération contenant 50 chromosomes. Les gènes du chromosome reçoivent des valeurs binaires (0, 1). Si la valeur du gène est 0, la caractéristique sera négligée et considérée comme une caractéristique inutile à éliminer. Si la valeur du gène est (1), cette caractéristique est importante et est prise en compte comme l'une des caractéristiques dont k-means est basé dans la classification. Par exemple, supposons

que l'algorithme génétique a généré le prochain chromosome :

1 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 1 1

Ce chromosome s'explique de la manière suivante :

a. Numéros de caractéristiques négligés (pas nécessaire) : 2, 3, 7, 8, 9, 10, 11, 12

b. Numéros de propriété importants (proposés) : 1, 4, 5, 6, 13, 14

3) "Évaluer le chromosome et calculer la fonction fitness ou objectif"

Afin de mesurer la qualité des caractéristiques proposées par l'algorithme génétique l'algorithme des k-moyennes décrit au paragraphe (3-1) est appliqué comme si la base de données ne contenait que les caractéristiques proposées par l'algorithme génétique et les autres (non importantes) caractéristiques seraient ignorées une autre déclaration : pour chaque chromosome de la génération, une fonction k-moyenne est appelée pour son évaluation, ainsi la valeur de fitness du chromosome est la précision de la classification calculée par k-moyenne qui est illustrée par l'équation (1)

Rate= (Number of superpixels classified correctly / nombre total de superpixels) × 100 %

Deuxième étape : « génération grâce aux opérations génétiques »

L'algorithme génétique ne s'arrête pas à la génération primaire mais continue à générer d'autres générations grâce aux opérations de: sélection, croisement et mutation.

Comme pour l'individu de la société primaire, la même méthode est utilisée pour évaluer les chromosomes des nouvelles générations en calculant la précision de la classification en appelant le classificateur (k-means) comme décrit à l'étape 2. L'algorithme génétique continue de générer des communautés jusqu'à ce que le nombre de générations générées atteint 60 et la condition d'arrêt adoptée dans cette recherche. [14]

3.12. Test

Afin d'illustrer les résultats de la segmentation nous avons illustré à titre d'exemple pour 2 images tests.

Image1

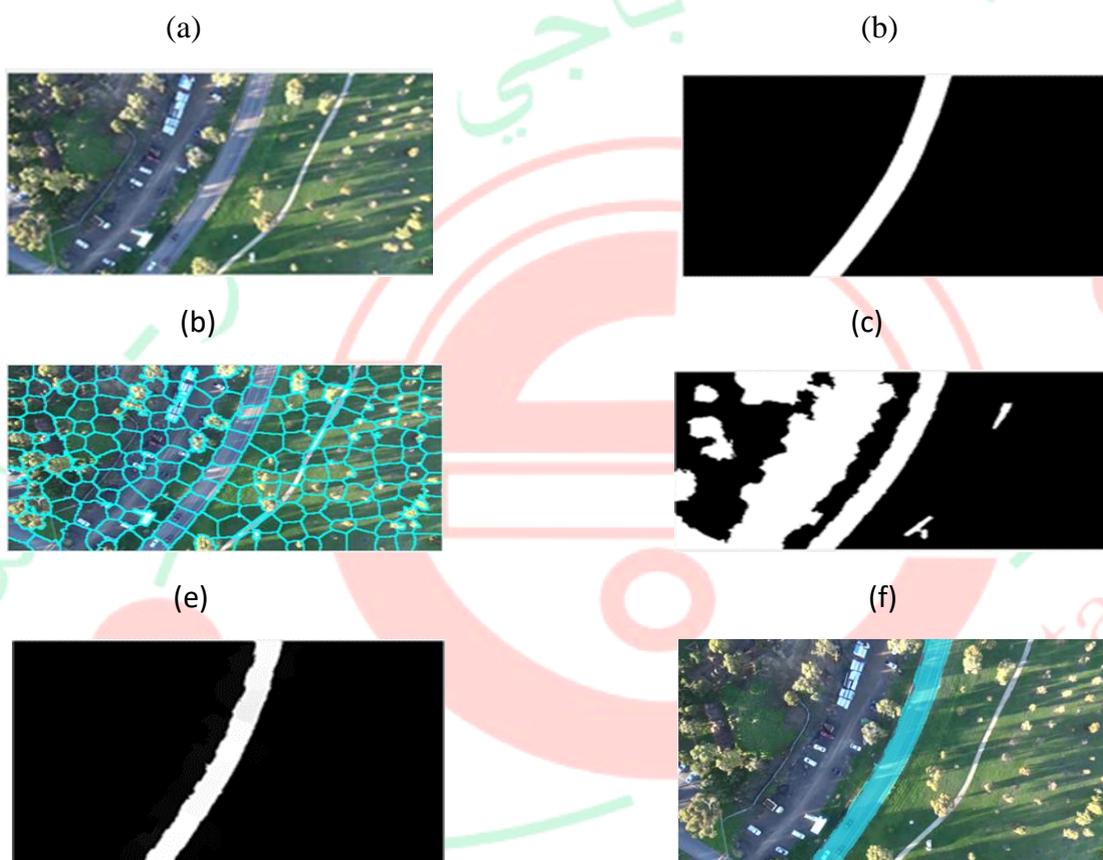


Figure 3.7 : img_010(a,b,c,d,e,f,)

- (a) Image originale.
- (b) Image groundtruth.
- (c) Image superpixilisées avec $L=200$.
- (d) Image résultat avec kmeans et superpixelisation et lbp.
- (e) Image après le post traitement.
- (f) Image résultat juxtaposée sur l'image initiale.

Image 2

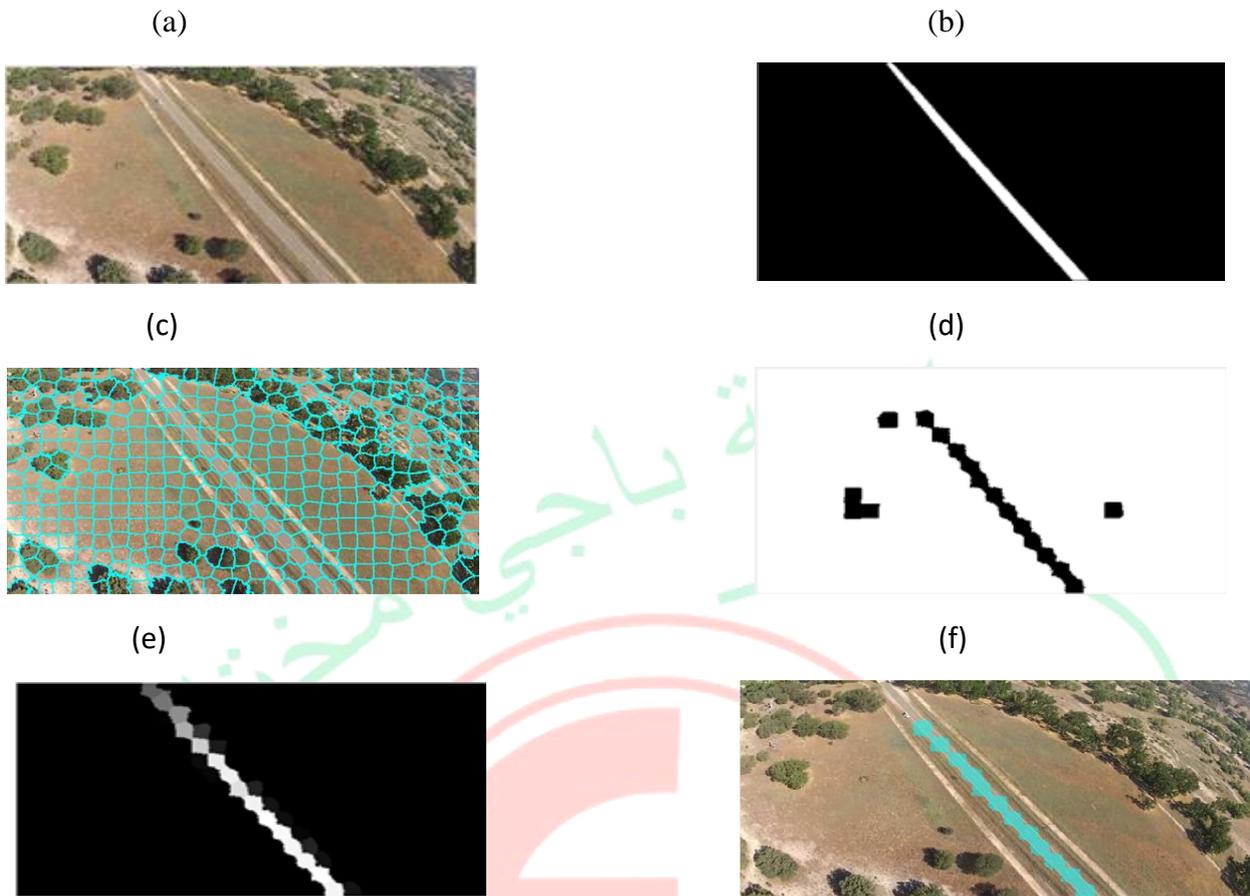


Figure 3.8 : img_013(a,b,c,d,e,f,)

- (a) Image originale.
- (b) Image groundtruth.
- (c) Image superpixelisées avec $L=400$.
- (d) Image resultat avec kmeans et supperpixelisation et lbp.
- (e) Image après le post traitement.
- (f) Image résultat juxtaposée sur l'image initiale.

3.13.1. Remarque :

Le tableau de bord récapitule les scores obtenus

L' images	Parameter	Resultat	L'image	Paramètre	Resultat
Img_010	Accuracy	0.9960	Img_013	Accuracy	0.9873
	Sensitivity	0.9570		Sensitivity	0.8185
	Fmeasure	0.9688		Fmeasure	0.7880
	Precision	0.9809		Precision	0.7597
	MCC	0.9668		MCC	0.7820
	Dice	0.9688		Dice	0.7880
	Jaccard	0.9395		Jaccard	0.6502
	Specitivity	0.9987		Specitivity	0.9923
	L	200		L	400
	Vecteur caractéristique	9		Vecteur caractéristique	10
	Taille de l'image	848×480		Taille	1280×720

Tableau (3.4) : les scores pour les 2 images tests

Nous remarquons qu'après l'optimisation des attributs par l'algorithme génétique le nombre de caractéristique a diminué mais les performances de segmentation ont elles augmenté on note une amélioration de temps permettre pour ses images test.

3.14. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents résultats obtenus par la méthode clustering optimisé par l'algorithme génétique décrite dans les chapitres précédents. Pour mieux situer cette dernière, des tests ont été effectués dans le but de comparer s'influence d'optimisation génétique de l'algorithme k-means. Dans un premier temps nous l'avons appliqué sur les mêmes images. Les résultats sont comparés aux images vérités grâce aux indices de performance qui s'avèrent performants.



Conclusion générale :

La segmentation d'images est une étape importante car elle conditionne la qualité des opérations ultérieures dans processus de traitement d'images. Dans ce travail, nous avons étudié la segmentation d'images et ses différentes approches. Comme cette opération peut prendre un temps de calcul important surtout pour des images à grandes dimensions, nous avons proposé de réduire ce temps en effectuant une superpexilisation avant la segmentation.

Après avoir étudié la segmentation d'image et ses différentes approches, nous avons proposé une méthode qui se base particulièrement sur la superpexilisation. Cette dernière consiste à regrouper les pixels de l'image en petites zones homogènes réduisant ainsi le nombre d'éléments à traiter, et par conséquent le temps de calcul.

Il existe plusieurs méthodes de superpexilisation, dans ce travail nous avons choisi d'étudier la méthode SLIC (Simple Linéaire Itératif Clustering) k-means (simple linéaire itératif clustering), La segmentation est par la suite réalisée en utilisant l'algorithme génétique. Pour évaluer les résultats obtenus, nous les avons comparés avec ceux obtenus en réalisant la segmentation sur les images brutes c'est-à-dire sans optimisation génétique.

Les résultats montrent que grâce à l'optimisation génétique les scores de performance sont améliorés de l'algorithme de clustering malgré la réduction du nombre de caractéristiques. En perspectives nous proposons d'ajouter d'autres caractéristiques basées sur l'apprentissage profond et de proposer d'autres algorithmes non supervisés pour comparer et améliorer les résultats.

Bibliographie :

- [1] <https://www.semanticscholar.org/paper/Adaptive-image-segmentation-using-a-genetic-Bhanu-Lee/e8d6f4f9070332c8633376758ece43c59e9ee454>
- [2] Belmerabet Sarra & Bardjak Nawal << Segmentation d'image >> Mémoire de master, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi. 05 juin 2017
- [3] : hocini lotfi << Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation des images de télédétection >> Mémoire de master, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU, 14/11/2012
- [4] https://fr.wikipedia.org/wiki/Motif_binaire_local
- [5] Aghiles GOUNANE Samira SADI <<Contribution de l'approche LBP à la classification des images multispectrales. Application aux données TM de la région du Hoggar >>Mémoire de master, Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou, 03 juillet 2014
- [6] Zeghdoudi Nihel Yousfi Sameh <<Segmentation des images UAV par les méthodes de Clustering >> Mémoire de master, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR – ANNABA, 2019/2020
- [7] http://igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2013/tleroux_genetic_algorithm/fonctionnement.html
- [8] https://fr.wikipedia.org/wiki/Filtre_m%C3%A9dian
- [9] <https://makina-corporus.com/blog/metier/2017/localisation-dun-objet-par-classification-de-superpixels>
- [10] Amar CHALAL Kamel AIT HAMICHE <<Segmentation d'images en utilisant la superpixelisation >>Mémoire de MASTER, Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou, 24/09/ 2018
- [11] https://www.mathworks.com/help/images/ref/rgb2lab.html?searchHighlight=lab&s_tid=srchtitle
- [12] https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/hsv2rgb.html?searchHighlight=hsv2rgb&s_tid=srchtitle
- [13] http://teknik.trunojoyo.ac.id/penelitiandosen/Bain_Khusnul_Khotimah/Lampiran%202.2.pdf
- [14] Asraa Abdullah Hussein <<Improve The Performance of K-means by using Genetic Algorithm for Classification Heart Attack >>International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)- 2, April 2018