

THÈSE

En vue de l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences

Présenté par :

Mme TEHAMI Amel

Intitulé

**Conception d'une approche Bio-inspirée pour le traitement
des données optiques**

Faculté : Mathématiques et Informatique

Département : Informatique

Spécialité : Informatique

Option : Informatique

Devant le Jury Composé de :

<i>Membres de Jury</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Domiciliation</i>
Mr. BENYETTOU Mohamed	Professeur	Président	USTO
Mme. FIZAZI Hadria	Professeur	Encadrant	USTO
Mr. BOUGHANMI Nabil	Professeur	Examineur	USTO
Mr. BELDJILALI Bouziane	Professeur	Examineur	Université d'Oran
Mr. RAHMOUN Abdelatif	Professeur	Examineur	Université SBA
Mr. SI MOHAMED AREZKI Mohamed	Directeur de recherche	Examineur	Centre de Développements Spatiales (CDS)

Année Universitaire : 2016/2017

Résumé

Le traitement d'images joue aujourd'hui un rôle important dans de nombreux domaines. Cependant les contraintes d'exploitation justifient la multiplicité des techniques développées dans le domaine du traitement d'images. Dans un système de traitement d'images, l'opération la plus importante est la segmentation d'image. Cette opération s'avère très délicate surtout lorsqu'il s'agit de données complexes telles que celle de la télédétection.

En raison de ces contraintes, les diverses stratégies de segmentation des images qui ont été proposées ont affirmé leurs insuffisances et leurs limitations. Il est donc tout à fait normal d'explorer de nouveaux horizons et de trouver de nouvelles méthodes plus souples et plus efficaces. Parmi ces dernières, nous avons les approches bio-inspirées qui ont attiré un grand intérêt à la plupart des chercheurs à la fois en biologie et en informatique.

L'objectif de ce mémoire consiste donc à améliorer la segmentation des images par une approche bio-inspirée très récente appelée Shuffled Frog Leaping Algorithm. L'approche est implémentée et appliquée sur différents types de données synthétiques et optiques. Pour valider les performances de la méthode proposée nous avons effectuées des expérimentations que nous comparons avec la méthode de K-means et une autre méta-heuristique Gravitational Search Algorithm.

Mots Clés: Bio-inspirée, Donnée optique, Gravitational Search Algorithm, Shuffled Frog Leaping Algorithm, Segmentation.

Abstract

Image processing plays an important role today in many fields. However with the operating constraints justify the multiplicity developed in the field of image processing techniques. Image segmentation is the most important operation in image processing system. This operations face lot of difficulties, especially when it comes to a complex data like the remote sensing images.

Because of these constraints, various strategies have been proposed in images processing affirmed their shortcomings and limitations, so it is quite normal to explore new horizons and find new, more flexible and more efficient methods. Among the latter, we have bio-inspired approaches that have attracted great interest most researchers in both biology and computer science.

Consequently, the objective of this thesis is to improve the images segmentation problem by a recent bio-inspired approach called Shuffled Frog Leaping Algorithm. It is implemented and applied to different types of data Synthetic and satellite. To validate the performances of our approach, we performed experiments which were compared to the K-means method and another meta-heuristic Gravitational Search Algorithm.

Keywords: Bio-inspired, Gravitational Search Algorithm, Satellite image, Segmentation, Shuffled Frog Leaping Algorithm.

Remerciements

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

Je remercie très chaleureusement mon encadreur Mme. FIZAZI Hadria Professeur à l'Université des Sciences et de la Technologie d'Oran USTO, de m'avoir proposé un tel intéressant sujet, m'ouvrant ainsi les portes sur un domaine de recherche assez vivant.

Merci pour vos échanges scientifiques, vos conseils et votre rigueur. Merci pour votre soutien scientifique et humain. Cette thèse n'aurait vu le jour sans votre confiance et votre générosité.

J'adresse mes remerciements les plus sincères à Mr. BENYETTOU Mohamed pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de cette thèse.

Je remercie également Mr. BOUGHALMI Nabil, Mr. BELDJILALI Bouziane, Mr. RAHMOUN Abdelatif et Mr. SI MOHAMED AREZKI Mohamed, membres du jury d'avoir accepté l'examination et l'évaluation de ce travail.

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.

Dédicace

Merci mon dieu de m'avoir aidé et guidé.

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

À celui qui partage avec moi ma vie.

À mon père, à ma mère, à mes sœurs, à mon frère et à ma chère fille

Meriem.

Je vous aime tous.

Sommaire

Liste des figures.....	I
Liste des tables.....	IV
Liste des abréviations.....	VI
Introduction Générale	1
Chapitre I. La segmentation des images	
I.1. Introduction.....	5
I.2. Définition d'une image satellitaire.....	6
I.3. Traitement des données optiques.....	7
I.3. 1. Les prétraitements.....	7
I.3. 2. Le rehaussement de contraste.....	7
I.3. 3. La composition colorée.....	8
I.3. 4. La classification.....	9
I.4. La Segmentation des images	9
I.5. Les différentes approches de Segmentation.....	11
I.5.1. Approche par seuillage.....	11
I.5.1.1. Seuillage Global	12
I.5.1.2. Seuillage Local	13
I.5.2. Approche Contour.....	14
I.5.2. 1. Méthodes dérivatives.....	14
I.5.2. 2. Méthodes analytiques.....	15
I.5.2.3. Méthodes déformables.....	16
I.5.3. Approche Région.....	16
I.5.3.1. Croissance de régions.....	16
I.5.3.2. Division de régions.....	17
I.5.3.3. Division / Fusion.....	19
I.5.4. Approche Classification.....	20
I.5.4.1. Classification supervisée.....	20
I.5.4.2. Classification non supervisée.....	21
I.5.4.3. Classification Floue.....	23
I.6. Conclusion.....	24

Chapitre II. Les méthodes Bio-inspirées

II.1. Introduction.....	25
II.2. La Vie Artificielle, inspiration des systèmes naturels.....	26
II.3. Pourquoi le Bio-inspiré.....	26
II.4. Définition du domaine Bio-inspiré.....	27
II.5. Intelligence en essaim.....	28
II.6. Les Méthodes Bio-inspirées.....	29
II.6.1. Les Algorithmes Génétiques.....	30
II.6.2. Algorithme de l'Evolution Différentielle.....	31
II.6.3. Algorithme de Colonies de Fourmis.....	32
II.6.4. Algorithme de Colonie d'Abeilles Artificielles.....	34
II.6.5. Optimisation par Essaim Particulaire.....	36
II.6. 6. Systèmes Immunitaires Artificiels.....	38
II.6. 7. Algorithme de la Recherche Coucou.....	39
II.6. 8. Algorithme des Lucioles.....	41
II.6. 9. Algorithme de Recherche Gravitationnelle	43
II.7. Autres Méthodes Bio-inspirées.....	46
II.8. Travaux existants.....	47
II.9. Conclusion.....	48

Chapitre III. Shuffled Frog Leaping Algorithm

III.1. Introduction.....	49
III.2. Les grenouilles naturelles.....	49
III.2.1. Anatomie de la grenouille.....	50
III.2.2. Cycle de vie de la grenouille.....	51
III.2.3. Nourriture de la grenouille.....	52
III.2.4. Les sauts des grenouilles.....	52
III.3. algorithme des sauts de grenouilles	54
III.4. La segmentation non supervisée avec SFLA.....	57
III.5. Application du SFLA sur une image test.....	62
III.6. Application du SFLA sur une image satellitaire.....	68
III.7. Conclusion.....	73

Chapitre IV. Etude et Implémentation

IV.1. Introduction.....	74
IV.2. Segmentation non supervisée des images avec SFLA.....	75

IV.2.1. Résultats de segmentation de l'image test 1 avec SFLA.....	75
IV.2.2. Résultats de segmentation de l'image satellitaire 1 avec SFLA.....	77
IV.3. Comparaison des résultats avec d'autres approches.....	80
IV.3.1. Comparaison des résultats de l'image test 1.....	81
IV.3.2. Comparaison des résultats de l'image test 2.....	83
IV.3.3. Comparaison des résultats de l'image satellitaire 2.....	84
IV.3.4. Comparaison des résultats de l'image satellitaire 3.....	86
IV.4. Calcul du PSNR (Peak Signal to Noise Ratio).....	87
IV.5. Influence du paramètre H sur la segmentation des images.....	89
IV.5.1. Expérience 1.....	90
IV.5. 2. Expérience 2.....	96
IV.6. Conclusion.....	98
Conclusion Générale.....	99
Bibliographie.....	101

Liste des figures

Fig.I.1. Opération sur les images satellitaires.....	5
Fig.I.2. Présentation d'une image satellitaire de la zone de Khemisti, région d'Oran	6
Fig.I.3. Principe de la composition colorée.....	8
Fig.I.4. Techniques de segmentation d'image.....	11
Fig.I.5. Segmentation par seuillage.....	14
Fig.I.6. Le principe de la segmentation par Croissance de régions.....	17
Fig.I.7. Processus de division d'une image utilisant la structure Quadtree.....	18
Fig.I.8. La segmentation par division / fusion.....	19
Fig.I.9. Pseudo code de K-means.....	22
Fig.I.10. Pseudo code de l'algorithme ISODATA.....	22
Fig.I.11. Pseudo code de l'algorithme FCM.....	23
Fig.II.1. Passage d'un phénomène naturel à un algorithme inspiré de la nature...	28
Fig.II.2. Principe d'un algorithme génétique.....	30
Fig.II.3. Algorithme de l'évolution différentielle.....	32
Fig.II.4. Recueil de ressources par des fourmis.....	33
Fig.II.5. Algorithme Ants System.....	34
Fig.II.6. L'optimisation par mariage des abeilles de miel (MBO).....	36
Fig.II.7. Algorithme PSO.....	38
Fig.II.8. Algorithme Système Immunitaire Artificiel.....	39
Fig.II.9. Algorithme de Recherche Coucou	41
Fig.II.10. Algorithme des Lucioles.....	42
Fig.II.11. Algorithme de Recherche Gravitationnelle.....	45
Fig.III.1. Les images utilisées pour la segmentation avec l'approche SFLA.....	49
Fig.III.2. la morphologie d'une grenouille.....	50
Fig.III.3. Schéma du cycle de vie de la grenouille.....	51
Fig.III.4. Distribution des grenouilles dans les q communautés.....	54
Fig.III.5. Pseudo code de l'algorithme SFLA.....	56
Fig.III.6. Organigramme de l'approche proposée	61
Fig.III.7. Image Test.....	62
Fig.III.8. Résultat de segmentation de l'image test avec variation de F (K=2)....	62

Fig.III.9. Résultat de la segmentation de l'image test avec variation de F (K=4).....	63
Fig.III.10. Résultat de la segmentation de l'image test avec variation de N1 et N2 (K=2).....	63
Fig.III.11. Résultat de la segmentation de l'image test avec variation de N1 et N2 (K=4).....	64
Fig.III.12. Segmentation de l'image test avec l'utilisation de l'Erreur Quadratique..	66
Fig.III.13. Segmentation de l'image test avec l'utilisation de XBI.....	67
Fig.III.14. Image Satellitaire de la zone de Khemisti de la région d'Oran.....	68
Fig.III.15. Résultat de la segmentation de l'image satellitaire avec variation de F..	69
Fig.III.16. Résultat de segmentation de l'image satellitaire avec variation de N1 et N2.....	70
Fig.III.17. Segmentation de l'image satellitaire avec l'utilisation de l'Erreur Quadratique.....	71
Fig.III.18. Segmentation de l'image satellitaire avec Fonction Objective XBI.....	72
Fig.IV.1. Les différentes images utilisées pour la segmentation avec l'approche Shuffled Frog Leaping Algorithm.....	74
Fig.IV.2. présentation de l'image test 1.....	75
Fig.IV.3. Résultats de la segmentation de l'image test 1 avec SFLA.....	77
Fig.IV.4. Présentation de l'image satellitaire 1.....	78
Fig.IV.5. Résultats de la segmentation de l'image satellitaire 1 avec SFLA.....	79
Fig.IV.6. Segmentation de l'image test 1 pour K=3.....	81
Fig.IV.7. Segmentation de l'image test 1 pour K=4.....	81
Fig.IV.8. Segmentation de l'image test 1 pour K=5.....	82
Fig.IV.9. Segmentation de l'image test 1 pour K=6.....	82
Fig.IV.10. Présentation de l'image test 2.....	83
Fig.IV.11. Segmentation de l'image test 2 avec les trois approches.....	83
Fig.IV.12. Présentation de l'image satellitaire 2.....	84
Fig.IV.13. Segmentation l'image satellitaire 2 pour K=2.....	84
Fig.IV.14. Segmentation l'image satellitaire 2 pour K=3.....	85
Fig.IV.15. Segmentation l'image satellitaire 2 pour K=4.....	85
Fig.IV.16. Présentation de l'image satellitaire 3.....	86
Fig.IV.17. Segmentation l'image satellitaire 3 pour K=3.....	86
Fig.IV.18. Segmentation l'image satellitaire 3 pour K=4.....	87
Fig.IV.19. Présentation de l'image satellitaire 4.....	90

Fig.IV.20. Segmentation par l'approche SFLA de l'image satellitaire 4 pour K=2.....	92
Fig.IV.21. Segmentation par l'approche SFLA de l'image satellitaire 4 pour K=4.....	93
Fig.IV.22. Segmentation par l'approche SFLA de l'image satellitaire 4 de taille 520×520	96

Liste des tables

Table. III. 1. Initialisation des paramètres SFLA pour la segmentation de l'image test.....	64
Table. III. 2. Classement des dix grenouilles pour la segmentation de l'image test avec SFLA.....	65
Table. III. 3. Distribution des grenouilles dans les communautés.....	66
Table. III. 4. Initialisation des paramètres du SFLA pour la segmentation de l'image satellitaire	70
Table. IV. 1. Initialisation des paramètres pour segmentation avec SFLA.....	75
Table. IV. 2. Classement des dix grenouilles pour la segmentation de l'image test 1 avec SFLA.....	76
Table. IV. 3. Distribution des grenouilles dans les communautés image test 1.....	76
Table. IV. 4. Classement des dix grenouilles pour la segmentation de l'image satellitaire 1 avec SFLA.....	78
Table. IV. 5. Distribution des grenouilles dans les communautés pour l'image satellitaire 1.....	79
Table. IV. 6. Initialisation des paramètres d'entrée de l'approche SFLA.....	71
Table. IV. 7. Initialisation des paramètres de l'approche GSA.....	80
Table. IV. 8. Evaluation du PSNR pour la segmentation des images par K-means, GSA et l'approche proposée.....	88
Table. IV. 9. Variation des valeurs du paramètre H	89
Table. IV. 10. Initialisation des paramètres de l'approche proposée.....	90
Table. IV. 11. Classement des quinze grenouilles par SFLA pour la segmentation de l'image satellitaire 4.....	91
Table. IV. 12. Distribution des grenouilles dans les communautés pour l'image satellitaire 4.....	91
Table. IV. 13. Pourcentages de pixels trouvés dans chaque région de l'image satellitaire 4 pour $H=0.05, 0.1, 1$ et 2	94
Table. IV. 14. Pourcentages de pixels trouvés dans chaque région pour l'image de l'image satellitaire 4 pour $H=3$ et 4	95

Table. IV. 15. Pourcentages de pixels trouvés dans chaque région pour l'image satellitaire 4 de taille 520×520 pixels	97
Table. IV. 16. Evaluation du PSNR d'image satellitaire 4 de taille 520×520.....	97

Liste des abréviations

SFLA	Shuffled Frog Leaping Algorithm
GSA	Gravitational Search Algorithm
AG	Algorithme Génétique
DE	Differential Evolution
ACO	Ant Colony Optimization
ABC	Artificial Bee Colony
AS	Ant System
PSO	Particle Swarm Optimization
MBO	Mariage Bee Optimization
AIS	Système Immunitaire Artificiel
CS	Cuckoo Search
FCM	Fuzzy C-Means
ISODATA	Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio

Introduction Générale

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques utilisées pour améliorer le contenu d'une image pour en extraire de l'information, par exemple identifier une séquence de texte ou un chromosome, éviter un obstacle en robotique, ou détecter des zones dans des images satellitaires.

L'extraction de l'information à partir d'une image satellitaire reste toujours un problème pour la communauté des chercheurs. Ce type d'images est caractérisé par la grandeur de leur taille et la variété des thèmes qu'elles contiennent.

Les images satellitaires à l'état brut sont difficilement exploitables. Ceci est dû à l'influence du bruit et du contraste d'un côté et à la quantité et la diversité des informations qu'elles peuvent contenir. L'utilisation de ces images nécessite l'intervention du processus de la télédétection afin de faciliter l'interprétation de ces données.

La télédétection se forme autour d'un processus constitué de plusieurs étapes de traitement, la segmentation des données réside au cœur de ce processus. Cette étape est très importante à cause de son rôle qui consiste à partitionner une image en plusieurs régions homogènes, au sens d'un critère fixé à priori. L'intérêt de disposer de régions homogènes est de fournir des données simplifiées.

Les techniques de segmentation des images sont généralement fondées sur la recherche des discontinuités locales (détection de contours) et la détection de zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité (extraction de régions).

Nous considérons que le problème de la segmentation des images est de type NP-difficile qui peut être exprimé sous la forme générale d'un problème d'optimisation qui consiste à trouver une valeur minimale ou maximale d'une fonction à plusieurs variables indépendantes. Cette fonction, appelée la fonction objectif ou la fonction de coût, représente une mesure quantitative de la qualité de certains systèmes complexes.

Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation. Toute technique n'est efficace que pour un type d'images donné, pour un type d'applications donné et dans un contexte informatique donné. En raison de ces contraintes, plusieurs stratégies de segmentation ont été proposées.

Afin d'améliorer les résultats de segmentation des images, des méthodes Bio-inspirées ou inspirées de la nature ont été alors utilisées pour résoudre le problème de la segmentation.

Depuis quelques années, les chercheurs informaticiens ont trouvé dans le monde naturel, une source d'inspiration inépuisable pour la conception de nouveaux systèmes informatiques. Il s'agit de puiser dans les comportements des êtres naturels de nouvelles approches pour la résolution de problèmes difficiles. Le rôle de l'informaticien est d'observer et comprendre les mécanismes et processus qui régissent les comportements dits intelligents de ces individus pour la résolution des problèmes courants, puis extraire à partir de ces études des modèles implantables sur des machines dont les résultats pourront être validés par rapport à ceux observés dans la nature.

1. Motivations

Le problème de segmentation revient à chercher une partition qui regroupe d'une manière optimale les N objets d'une image en K régions de telle sorte que les entités d'une région soient plus proches entre eux en termes d'un ou des plusieurs critères, qu'avec les objets des autres régions.

La segmentation se ramène alors à un problème d'optimisation complexe pour lequel les méthodes locales s'avèrent très vite impraticables même pour une image de petite taille. Signifiant qu'il n'existe pas d'algorithmes produisant une solution optimale en un temps d'exécution polynômial par rapport à la taille des données manipulées. Leur résolution est donc toujours limitée par la capacité des ressources matérielles utilisées (puissance de calcul, mémoire, etc.).

Il est devenu nécessaire de chercher de nouvelles solutions en explorant de nouveaux paradigmes. Les méthodes Bio-inspirées offrent des stratégies efficaces pour la recherche de solutions de problèmes de segmentation d'images.

On trouve par exemple les déplacements collectifs de vols d'oiseaux migrateurs montrant également le fait que la tâche collective est le résultat des interactions des individus autonomes. Le fonctionnement du système immunitaire est lui aussi représentatif du fonctionnement d'un système complexe composé d'un ensemble d'agents autonomes.

Les colonies d'insectes sociaux tels que les termites, fourmis, ou araignées qui ont effectivement prouvé de remarquables capacités pour effectuer différentes tâches.

Le problème de segmentation étant par sa nature un problème d'optimisation complexe difficile à résoudre, nous nous proposons dans ce travail une nouvelle approche pour la segmentation d'image par application d'une méthode Bio- inspirée.

2. Contribution

Dans le cadre de notre thèse, nous nous intéressons à la segmentation non supervisée par région des images satellitaires. Pour cela, nous allons utiliser une nouvelle méthode Bio- inspirée. Cette approche, appelée Algorithme de Sauts de Grenouilles ou bien Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA) en anglais, est une méta-heuristique d'optimisation qui imite l'évolution d'un groupe de grenouilles en cherchant un endroit qui dispose d'une quantité maximale de nourriture.

L'approche est implémentée et appliquée sur différents types de données telles qu'images synthétiques et données optiques de différentes tailles. Une étude approfondie pour monter l'influence des paramètres de l'Algorithme de Sauts de Grenouilles sur les résultats de la segmentation non supervisée des images.

Pour valider les performances de notre approche SFLA, nous avons effectuées des expérimentations que nous comparons avec la méthode classique K-means et une autre approche appelée, Algorithme de Recherche Gravitationnelle (Gravitational Search Algorithm en anglais), cette méthode est une nouvelle méta-heuristique

d'optimisation inspirée de la nature, basée sur la loi de gravité de Newton qui décrit la gravitation comme une attraction entre des corps.

3. Structure de la thèse

Cette thèse est divisée en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous introduisons brièvement le domaine du traitement d'image. Une synthèse bibliographique sur les différentes approches de segmentation d'image est présentée.

Le deuxième chapitre s'intéresse au domaine Bio-inspiré et passe en revue les différents algorithmes inhérents à ce domaine.

Le troisième chapitre, est dédié au vif du sujet, à savoir la conception de notre approche Shuffled Frog Leaping Algorithm pour la segmentation des images.

Le quatrième chapitre présente en détails la mise en œuvre de la segmentation des images par l'algorithme SFLA, ainsi on y trouve les résultats remarquables obtenues par la segmentation des images de sources diverses avec l'approche proposée. Le chapitre expose ensuite une étude comparative avec un algorithme classique K-means, et une méthode Bio-inspirée, Gravitational Search Algorithm. Une autre étude sur le choix des paramètres initiaux de l'algorithme qui influent fortement sur l'image segmentée.

Une conclusion générale et des perspectives viennent alors clôturer ce modeste travail.

Chapitre I

Segmentation des images

I.1. Introduction

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes [Zhang, 2002]. On peut regrouper les opérations sur l'image sous un ensemble, qui se compose de trois couches, traitement d'image (couche basse), analyse d'image (couche intermédiaire) et compréhension d'image (couche haute).

La segmentation des images satellitaires est au cœur du processus de la télédétection. Bien souvent, les résultats de la segmentation des données optiques sont utilisés comme base aux applications d'interprétations (Fig.I.1.).

L'étape de la segmentation est très importante pour l'extraction automatique des caractéristiques géographiques à partir des images satellitaires [Wilkinsom, 2005].

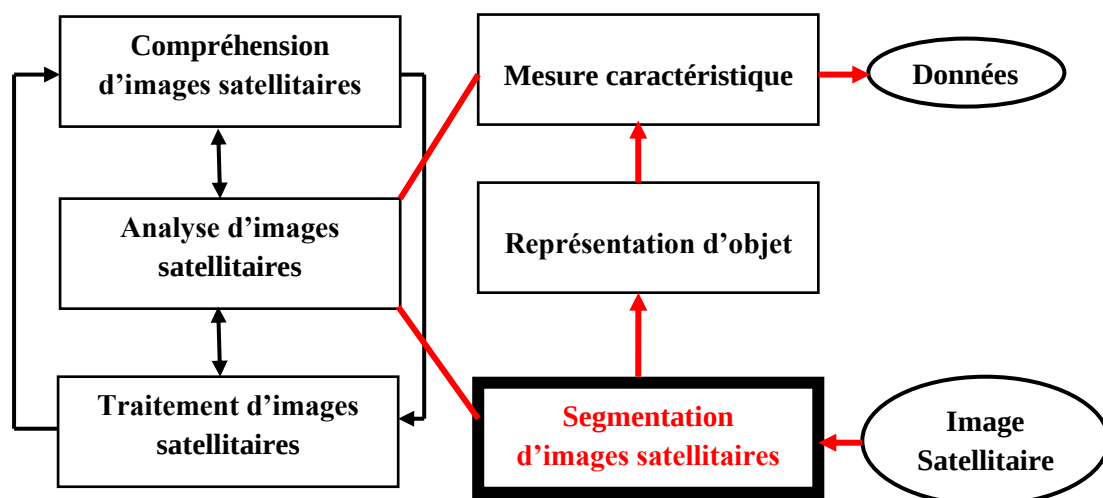


Fig.I.1. Opération sur les images satellitaires

Nous présentons dans ce chapitre une brève introduction aux concepts de base du domaine de traitement d'image satellitaire, puis nous détaillerons les techniques de segmentation d'image.

I.2. Définition d'une image satellitaire

Les données de la télédétection sont reçues sous forme d'images satellitaires. Une image satellitaire ou donnée optique, est une représentation graphique, constituée de nombreux carrés appelés pixels. Le pixel représente la plus petite unité figurant sur une image satellitaire comme le montre la figure.I.2, quelle que soit la longueur d'onde ou le dispositif de télédétection qui a été utilisée pour enregistrer l'énergie électromagnétique [Landgrebe.1998].

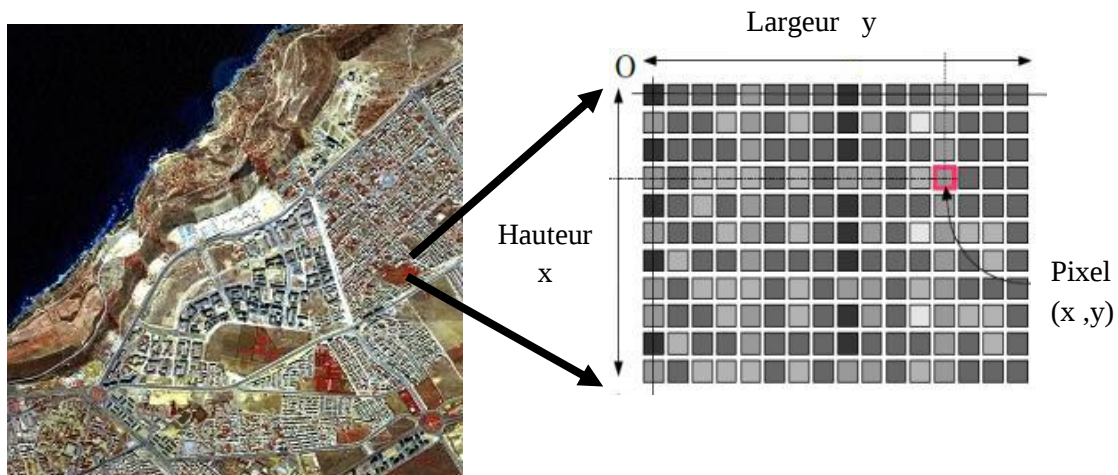


Fig.I.2. Présentation d'une image satellitaire de la zone de Khemisti de la région d'Oran

Chaque pixel d'une image a une valeur. Cette valeur correspond à l'intensité du rayonnement réfléchi par l'objet observé dans la gamme de longueur d'ondes auxquelles le capteur est sensible [Delacourt, 2013].

Le nombre maximum de niveaux d'intensité disponibles dépend du nombre de bits utilisés pour représenter l'intensité enregistrée [Xian et al., 2005]. Mathématiquement c'est une fonction $F(x, y)$ à deux variables entières x et y qui sont respectivement la ligne et la colonne, fournissant une ou plusieurs valeurs entières représentant le niveau de gris du pixel dans les différents canaux.

I.3. Traitement des données optiques

La plupart des données de télédétection étant enregistrées en format numérique, presque toutes les interprétations et analyses d'images requièrent une partie de traitement numérique. Le traitement des images satellitaires peut recourir à divers procédés tels que les prétraitements, le rehaussement de contraste, la transformation de l'image où encore la classification pour faciliter l'interprétation visuelle.

I.3.1. Les prétraitements

Les prétraitements sont des opérations effectuées sur les images en amont de toute analyse ou extraction d'information [Lillesand et al., 2004]. Cette opération regroupe :

- ↳ **Les corrections radiométriques:** Le vieillissement ou le dérèglement des capteurs, des défauts de conception ou encore des perturbations atmosphériques peuvent affecter la qualité des images satellitaires. Ainsi, des corrections radiométriques sont nécessaires. Ces corrections, consistent à réaffecter à chaque pixel une valeur radiométrique au plus proche possible de celle mesurée sur le terrain.

- ↳ **Les corrections géométriques:** Les distorsions géométriques sont généralement dues à l'environnement tel que les courbures de la terre, les variations d'altitude au sol, ou encore les erreurs dues au mouvement de la plate forme lors de l'enregistrement de la scène. Le processus de correction géométrique consiste à identifier différentes coordonnées de l'image (ligne, colonne) et à les assortir à leurs coordonnées au sol.

I.3.2. Le rehaussement de contraste

Le rehaussement de contraste a pour but d'améliorer l'apparence de l'imagerie pour aider l'interprétation et l'analyse visuelles. Les fonctions de rehaussement permettent l'étirement des contrastes pour augmenter la distinction des tons entre les différents éléments d'une scène.

Les filtres spatiaux représentent une autre méthode de traitement numérique utilisé pour le rehaussement d'une image.

Ces filtres sont conçus de façon à faire ressortir ou à supprimer des caractéristiques spécifiques d'une image en se basant sur leur fréquence spatiale. La fréquence spatiale est liée au concept de texture. Elle fait référence à la fréquence de variation des différents tons qui apparaissent dans une image [Lillesand et al., 2004].

I.3.3. La composition colorée

La composition colorée de l'image a pour but de combiner plusieurs bandes de données multi spectrales ou multi temporelles pour former une nouvelle image qui montre plus clairement certains éléments de la scène. Ce traitement utilise les principes de base de la synthèse additive [Langlois, 1987] [Garo, 1999]. Il permet de réduire les six couleurs de spectre à trois couleurs (rouge, vert et bleu) nommées les couleurs fondamentales. Ainsi en combinant un pourcentage donné des ces trois couleurs, il est possible d'obtenir n'importe quelle couleur du spectre [Donnay, 2000]. En jouant sur ces principes physiques, la composition colorée associe aux trois couleurs fondamentales trois images satellitaires dont la stricte superposition, au pixel près, constituera une image en couleur comme le montre la figure.I.3.

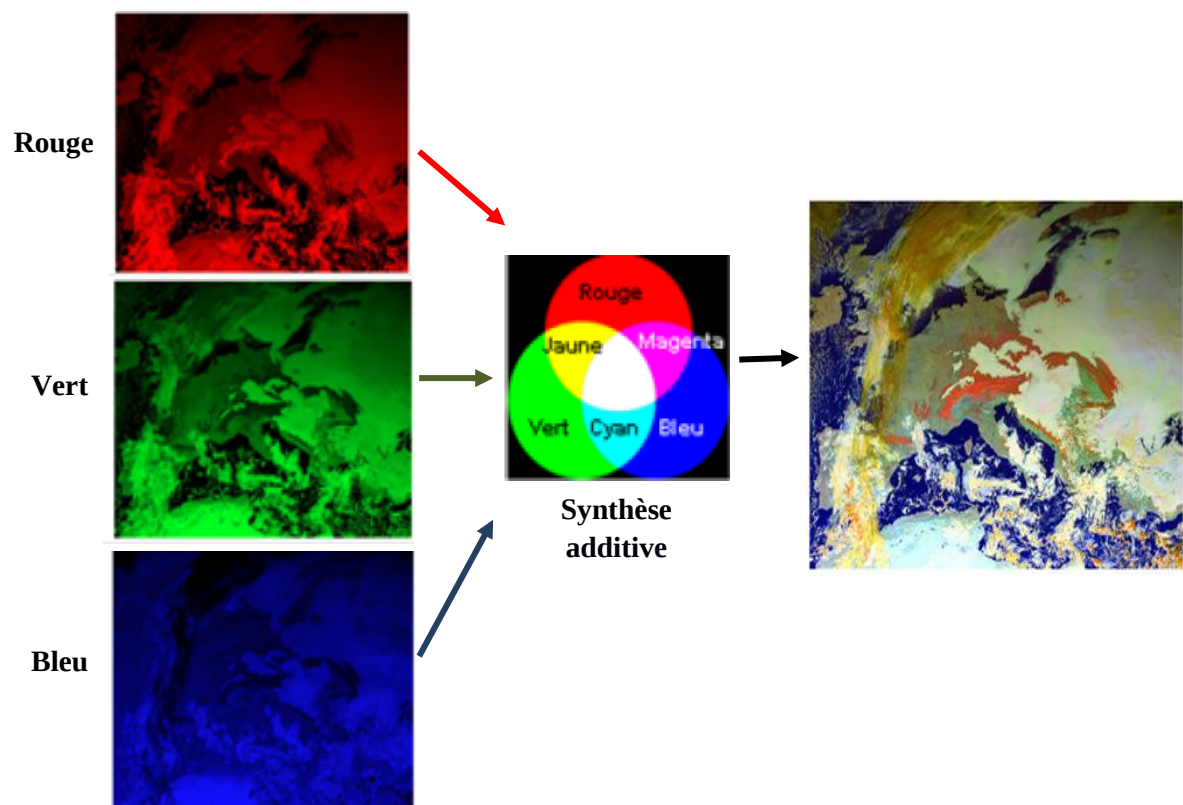


Fig.I.3.Principe de La composition colorée

I.3.4. La classification

La classification consiste à regrouper les pixels selon leur ressemblance spectrale ou à déterminer les contours d'un groupe de pixels pour former des unités spatiales interprétables en termes de classes ou catégories thématiques. Ce processus est dénommé classification et les algorithmes associés sont les classificateurs.

Le but des méthodes de classification est de construire une partition ou une suite de partitions emboîtées, d'un ensemble d'objets dont on connaît les distances deux à deux. Les classes formées doivent être le plus homogène possible [Saporta, 1990]. Une classe est définie comme un ensemble d'objets (ou d'individus) ayant des caractères communs [Benyamina, 2013].

Dans l'espace spectral, la classe forme un agrégat de pixels repéré par son centre de gravité désigné par la suite par le vecteur moyen et sa variance ou, mieux, dans le cas multi-bandes, par la matrice de variance-covariance [Cael et Reye, 1996].

- ✚ **Classe thématique:** catégorie ou classe d'occupation du sol défini selon la nature de la surface du territoire ou de son utilisation. Le terme catégorie paraît plus exact, car il n'implique aucune notion hiérarchique contrairement au terme de classe.
- ✚ **Classe spectrale:** groupement de pixels présentant des propriétés spectrales similaires.

I.4. La Segmentation des images

La segmentation d'images est l'une des étapes importante du traitement d'images. Elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes. L'intérêt de ces régions est de pouvoir être manipulé, ensuite via des traitements de haut niveau pour extraire des caractéristiques de forme, de position, de taille, etc.

Le problème est évidemment très mal posé, car on ne sait jamais dire quelle est la segmentation idéale. L'idée est bien sûr que la région se rapproche de la notion d'objet, au sens courant du terme. Néanmoins, on peut dégager des propriétés plus raisonnables qu'on cherche à obtenir dans un algorithme de segmentation [Munnoz et al., 2003], en particulier :

- ↳ Stabilité : la segmentation obtenue ne doit pas varier beaucoup lorsque les conditions d'acquisition varie légèrement (bruit, illumination, point de vue,...).
- ↳ Régularité : les régions obtenues doivent être simples à manipuler (taille suffisante, forme régulière,...).

De manière générale, la segmentation des images cherche à partitionner une image I en sous-ensembles disjoints et connexes appelés régions R_i [Cheng et al., 2001].

Le résultat d'une segmentation est donc un ensemble de pixels couvrant la totalité de l'image ou un ensemble de contours délimitant des régions représentant une certaine homogénéité de couleur, intensité, texture, etc. deux régions adjacentes doivent avoir une différence significative en considérant la propriété choisie pour le découpage de l'image.

Formellement, la segmentation d'images est définie selon Zucker [Zucker, 1976] comme suit :

Tel que : P un prédicat d'homogénéité défini sur l'ensemble des régions de l'image.

$$\bigcup_{i=1}^n (R_i) = I \quad (1)$$

$$\text{Avec } R_i \cap R_j = \{\} \quad i \neq j \quad \text{et} \quad \begin{cases} P(R_i) = \text{vrai} & \forall i = 1 \dots n \\ P(R_i \cup R_j) = \text{faux} & R_i \text{ adjacente à } R_j \end{cases}$$

Un algorithme de segmentation tente de trouver une partition R telle que la similarité entre les pixels de la même région est maximale et celle entre les pixels de groupes différents est minimale. Donc à partir de l'image originale, plusieurs partitions peuvent être proposées, d'où la nécessité de définir une fonction objective qui doit évaluer une région en se basant sur les mesures de similarité et dissimilarité des pixels.

I.5. Les différentes approches de Segmentation

Les techniques de segmentations existantes sont nombreuses, mais elles sont généralement regroupées en quatre principales approches. Une classification de ces méthodes est montrée dans la figure I.4.

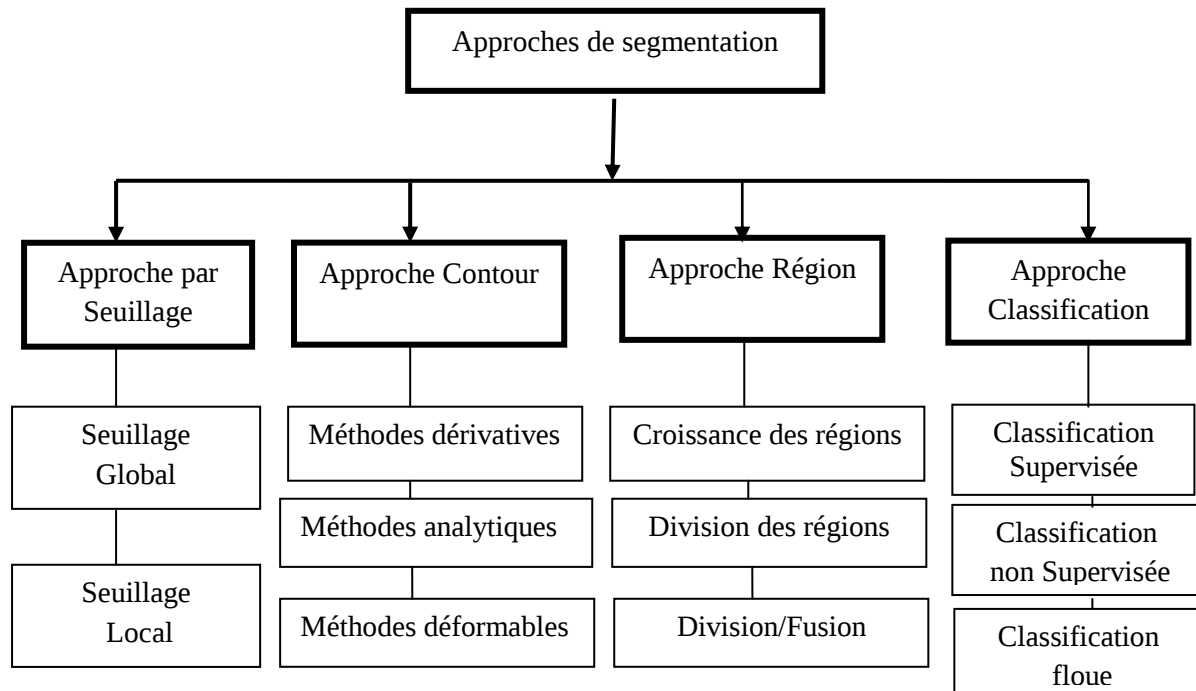


Fig.I.4. Techniques de segmentation d'image

I.5.1 Approche par seuillage

Le seuillage a pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes en n'utilisant que l'histogramme. On suppose donc que l'information associée à l'image permet à elle seule la segmentation, identique qu'une classe est caractérisée par sa distribution de niveaux de gris. A chaque pic de l'histogramme est associée une classe.

Il existe de très nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme. La plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient réellement des pics séparés.

De plus, ces méthodes ont très souvent été développées pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes, passage à une image binaire, et leur

généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie [Chang et al., 1995]. Le challenge de cette technique est de trouver le seuil optimal de manière automatique.

I.5.1.1 Seuillage Global

Le principe du seuillage global est d'utiliser une valeur seuil à partir de laquelle on peut choisir à quelle classe le pixel appartient. La transformée peut s'écrire ainsi :

$$\forall i, j \in N \times M \quad I(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(i, j) > S \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

Avec

$N \times M$: nombre de colonnes et de lignes de l'image.

I : image.

f : valeur fonction de l'image d'origine.

S : la valeur du seuil.

Dans les méthodes de seuillages global, un seuil unique est calculé pour tous les pixels de l'image. Ces méthodes reposent sur l'exploitation de l'histogramme de toute l'image qui caractérise la distribution des niveaux de gris [Otsu, 1979]. En général, une méthode de seuillage consiste à déterminer la valeur optimale du seuil S en se basant sur certain critère.

Les méthodes de seuillage globales peuvent être réparties en deux grandes catégories :

↳ **Les méthodes non paramétriques** : ces méthodes permettent de trouver le seuil optimal de segmentation sans aucune estimation de paramètres. Généralement, ces méthodes sont basées sur l'optimisation des critères statistiques [Kapur et al., 1985].

↳ **Les méthodes paramétriques** : ces méthodes supposent que les niveaux de gris des différentes classes de l'image suivent une certaine fonction de densité de probabilité. Généralement, ces fonctions de densités sont

supposées suivre un modèle Gaussien. En partant d'une approximation de l'histogramme de l'image par une combinaison linéaire Gaussienne, les seuils optimaux sont localisés à l'intersection de ces dernières [Dempster et al.,1977].

I.5.1.2 Seuillage Local

Pour le seuillage local, la classification d'un pixel dépend non seulement de son niveau de gris mais aussi des ses informations locales c'est-à-dire des niveaux des gris des pixels voisins [Niblack, 1986]. On définit alors un seuil pour chaque pixel selon sa position.

Mathématiquement, le calcul du seuil peut s'écrire ainsi :

$$S(i, j) = (\max(i, j) + \min(i, j))/2 \quad (3)$$

Avec :

$S(i, j)$: seuil à appliquer pour le point i, j .

$\max(i, j)$: valeur du niveau de gris maximal dans une fenêtre.

$\min(i, j)$: valeur du niveau de gris minimal dans une fenêtre centrée en (i, j) de taille $N \times M$.

Cependant, ce filtre est très sensible au bruit du fond. A cause de la prise en compte du maximum et du minimum uniquement, dans le cas où la fenêtre est uniquement sur du fond, le bruit sera interprété comme objet, car le seuil sera bas [Chehdi, 1991]. Une autre méthode similaire sur le principe, mais prenant en compte d'autres paramètres. Dans sa méthode, le seuil est calculé ainsi :

$$S(i, j) = \mu(i, j) + k \times \sigma(i, j) \quad (4)$$

Avec :

$S(i, j)$: seuil à appliquer pour le point i, j

$\sigma(i, j)$: valeur de l'écart type dans une fenêtre centrée en i, j de taille $N \times M$

$\mu(i, j)$: valeur moyenne des niveaux de gris dans la même fenêtre

k : constante fixée le plus généralement à 0, 2

La figure.I.5, présente les différentes méthodes de segmentation par seuillage appliquées sur une image noir et blanc.

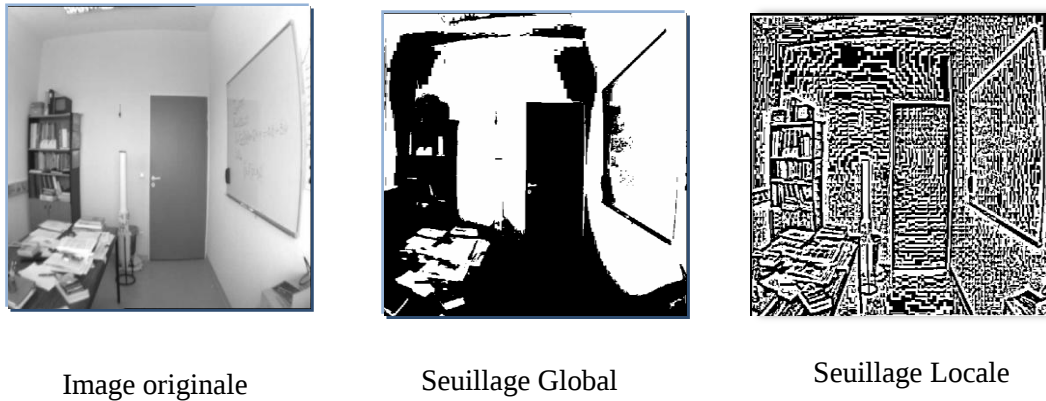


Fig.I.5. Segmentation par seuillage

I.5.2. Approche Contour

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un changement brutal de l'intensité lumineuse [Rose et Davis, 1979].

Dans l'approche contour, on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions [Ameur, 2005].

Dans l'approche de segmentation basée contour, ils existent plusieurs méthodes qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, les méthodes Analytiques et les méthodes déformables.

I.5.2.1. Méthodes dérivatives

Elles consistent à calculer la dérivée en chaque point de l'image afin de mettre en évidence les variations de niveau de gris. On peut classer les méthodes dérivatives en deux groupes selon qu'on utilise la dérivée première, approche Gradient, ou dérivée seconde, approche Laplacien.

A. Approche Gradient

Ce type de détecteur se base sur la première dérivée de l'image. Dans un premier temps, la détermination des points contours est ramenée à la recherche de filtre linéaire permettant d'estimer le gradient en chaque point.

De nombreux opérateurs sont ainsi apparus dans la littérature parmi lesquels nous pouvons citer les masques de Sobel [Sobel, 1978] et Prewitt [Prewitt, 1970]

La valeur du gradient est ainsi disponible en tout point de l'image permettant d'effectuer une recherche des maxima locaux. Ceux-ci correspondent aux passages par zéro de la dérivée seconde dans la direction du gradient ou encore aux points contours recherchés.

B. Approche Laplacien

On utilise la deuxième dérivée pour calculer le Laplacien qui permet d'obtenir des contours fermés et d'un pixel d'épaisseur, par contre il a l'inconvénient d'être plus sensible au bruit que le gradient.

I.5.2.2. Méthodes analytiques

Dans les méthodes analytiques on peut distinguer deux approches, approche de Canny et celle de Deriche

A. Approche de Canny

Canny [Canny, 1986] a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir de trois critères :

1. Une bonne détection : l'opérateur donne une réponse au voisinage d'un contour ;
2. Une bonne localisation : optimisation de la précision avec laquelle le contour est détecté;
3. Unicité de la réponse : le contour doit provoquer une réponse unique de l'opérateur.

A chaque critère est associée une formule mathématique. La maximisation de ces critères conduit à la résolution d'une équation différentielle dont la solution est le filtre , qui permet la détection du contour.

B. Approche de Deriche

Deriche [Deriche, 1987], a proposé un filtre qui répond exactement aux mêmes critères de qualité que celui de Canny, mais qui possède une réponse impulsionnelle finie. Il a pu donc être synthétisé de façon récursive particulièrement efficace.

Le filtre de Deriche a une expression générale de la forme :

$$f(x) = -ce^{-ax} \sin(wx) \quad (5)$$

Avec a , w et c des réels positifs.

I.5.2.3. Méthodes déformables

Les modèles déformables, introduits par [Kass et al., 1987] sont aussi connus sous les noms de snakes ou contours actifs.

Ils se présentent comme un modèle pour l'extraction des caractéristiques visuelles dans une image comme les contours d'objet ou les éléments de frontières. L'idée de base est de positionner une courbe qui sera l'initialisation du contour actif et de la déformer successivement jusqu'à ce qu'elle coïncide avec la frontière de l'objet.

I.5.3. Approche Région

Contrairement à la segmentation par contours dont le principe est la recherche des points essentiels qui donnent la forme des objets composant l'image, la segmentation en régions consiste à décomposer l'image en des régions homogènes [Gonzalez et Woods, 1992] [Jain et al., 2000] [Ameur, 2005].

Une région est composée de l'ensemble des pixels connexes possédant les mêmes propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné.

I.5.3.1 Croissance de régions

Les méthodes à base de croissance de régions figurent parmi les plus connues et les plus utilisées dans le cas d'images satellitaires [Kurtz, 2009].

Le principe de cette technique consiste à faire progressivement grossir les régions autour de leur point de départ (Fig.I.6). L'initialisation de cette méthode consiste à considérer chaque pixel comme une région, ensuite regrouper les régions entre elles avec un double critère de similarité des niveaux de gris et d'adjacence [Boucher et Garbay, 1998].

Le critère de similarité peut par exemple être : la variance des niveaux de gris de la région R est inférieure à un seuil. Le principe de l'agrégation de pixel est le suivant [Chen et Lu, 2002]:

1. Le choix du germe : le point de départ est le choix d'un ensemble de pixels appelés germe
2. croître ce germe tant que des pixels de son voisinage vérifient le test d'homogénéité.
3. Choix d'un nouveau germe s'il n'existe plus de pixels candidats dans le voisinage.
4. itération du processus.

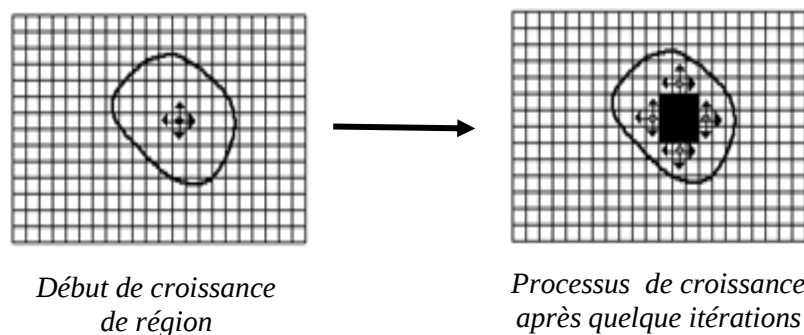


Fig.I.6. Le principe de la segmentation par Croissance de régions

I.5.3.2. Division des régions

L'image est divisée d'une manière récursive tant que le critère d'homogénéité n'est pas vérifié. Le critère d'homogénéité est validé d'une manière globale sur l'image originale. Si le critère est vérifié l'algorithme s'arrête. Sinon, on divise l'image en zones [Benz et al., 2004].

Chaque zone est testée et divisée si elle ne valide pas le critère. L'algorithme se termine lorsque toutes les régions sont homogènes ou bien leur taille est en dessous d'un seuil de taille minimal fixé.

La division de l'image est réalisée selon une structure géométrique. Citons par exemple l'arbre quartenaire, structure Quadtree.

Le Quadtree est une arborescence dont la racine est l'image toute entière et dont chaque nœud parent possède exactement 4 fils [Samet, 1984].

Il est défini de manière récursive, l'image est partagée d'abord en quatre blocs, à chacun de ces blocs est ensuite associé un nœud fils de la racine. Puis le processus de découpage en quatre est itéré pour chacun des fils sans chevauchement des blocs [Muhsin et al., 2014] comme est illustré dans la figure I.7.

L'analyse récursive s'arrête lorsque chaque sous-bloc respecte un prédicat d'homogénéité. Après cette phase de division des petites régions, certains blocs adjacents présentent des caractéristiques identiques d'où la nécessité de les fusionner, cette fusion s'arrête lorsqu'il n'existe plus de couples qui respectent le prédicat de fusion [Amaral et al., 2016].

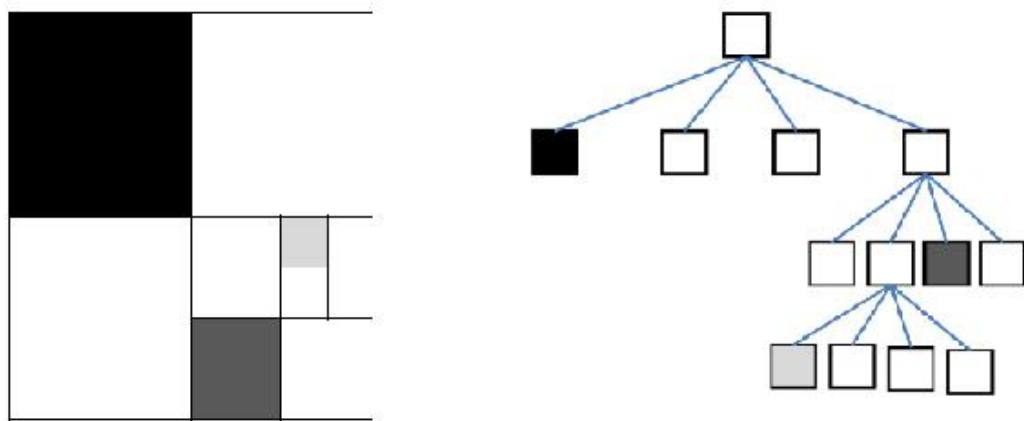


Fig.I.7. Processus de division d'une image utilisant la structure Quadtree

I.5.3.3. Division / Fusion

Ces méthodes combinent les deux méthodes décrites précédemment, la division de l'image en des petites régions homogènes, puis la fusion des régions connexes et similaires au sens d'un prédicat de regroupement.

Horowitz et Pavlidis [Horowitz et Pavlidis , 1976] sont les premiers à avoir proposé une telle approche de segmentation.

Le processus de segmentation des images par Division / Fusion utilise la structure pyramidale du Quadtree et peut être décrit comme suit [Ho et Lee, 2001] [Chen et al., 2005]:

- ↪ Chaque bloc associé à un noeud du Quadtree est analysé de façon récursive afin de décider s'il doit être divisé en quatre sous-blocs.
- ↪ L'analyse récursive s'arrête lorsque chaque sous-bloc respecte un prédicat d'homogénéité
- ↪ à chaque fois que quatre sous-blocs satisfont un critère d'homogénéité, ils sont regroupés à un niveau supérieur du Quadtree.
- ↪ La fusion continue tant qu'il est possible de le faire.
- ↪ Lorsqu'il n'est plus possible de fusionner, il reste encore une étape pour examiner les blocs adjacents qui n'étaient pas au même niveau dans le Quadtree et les fusionner s'ils satisfont le critère d'homogénéité.

La figure I.8, présente la méthode de segmentation des images basée sur division / fusion.

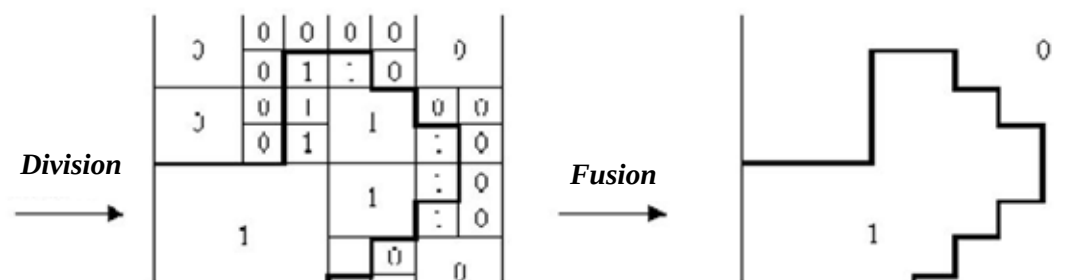


Fig.I.8. La segmentation par division / fusion

I.5.4. Approche Classification

La classification permet de partitionner un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble de K classes disjointes.

En segmentation d'image, les données multidimensionnelles correspondent aux pixels de l'image ou chaque pixel est caractérisé par un vecteur d'attributs tels que les attributs de texture ou les composantes couleurs.

Chaque classe regroupe des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques aussi similaires que possible. Sachant que les pixels de deux classes distinctes ont des attributs très différents [Jain et al., 1999].

Donc la classification est définie comme une procédure dans laquelle les pixels similaires d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe. Il existe trois grandes tendances [Bezdek et al., 1993].

I.5.4.1. Classification supervisée

Ces sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues à priori avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image.

Elles demandent une première phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une deuxième phase pour décider de l'appartenance d'un individu à telle ou telle classe.

Les données segmentées de l'ensemble d'apprentissage proviennent d'un étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en classes par un ou plusieurs experts.

Chaque classe se voit donc affecter un ensemble d'apprentissage, et les données de l'ensemble de test sont segmentées en fonction de cet ensemble.

Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de Markov [Held et al., 1997], réseaux de neurones [Raff et al., 1994] etc.

I.5.4.2. Classification non supervisée

Elle vise à séparer automatiquement l'image en clusters sans aucune connaissance à priori sur les classes [Everitt et al., 2009].

Elle se base sur une mesure de distance entre les vecteurs d'attributs. Les algorithmes les plus fréquemment cités dans la littérature pour cette catégorie sont K-means, Isodata.

A. Algorithme K-means

K-means est un algorithme de segmentation non supervisée le plus utilisé, vu sa simplicité [MacQueen, 1967]. Il partitionne les données d'une image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en arbre de clusters pour décrire les groupements.

L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde [Kogan, 2007] [Likas et al., 2003] [Luo et al., 2003].

Le K-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster.

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

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

L'inconvénient de cet algorithme réside dans le recalcule des centres de gravités après chaque réaffectation.

La figure I.9, illustre les différentes étapes de l'algorithme K-means.

Début*Initialiser un ensemble d'entrée P d'objets**Initialiser le nombre de classe K* *Partitionnement de P en K groupes**Générer aléatoirement K centres de gravités initiaux***Tant que** (*Condition d'arrêt = faux*)**Pour** i allant de 1 à Nombre d'objets*Affecter P_i à la classe C_k dont le centre de gravité est le plus proche**Calculer les nouveaux centres de gravité des classes***Fin Pour****Fin Tant que****Fin****Fig.I.9.** Pseudo code de K-means**B. Algorithme ISODATA**

L'algorithme ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis) est une version modifiée du K-means qui permet de pallier le problème du nombre de classes [Ball et Hall, 1965].

En effet, au lieu de donner le nombre de classes en paramètre, l'utilisateur donnera une borne inférieure et une borne supérieure du nombre de classes [Memarsadeghi et al, 2006].

Dans la figure I.10, les différentes étapes de l'algorithme ISODATA.

Début*Initialiser un ensemble P d'objets le nombre minimal et maximal des groupes**Partitionnement en K groupes.***Pour** K allant de K_{min} à K_{max} :*Exécuter K-means(K).***Fin Pour***Donner le partitionnement correspondant au nombre de classe ayant la plus petite erreur quadratique.***Fin****Fig.I.10.** Pseudo code de l'algorithme ISODATA

I.5.4.3. Classification Floue

Dans l'introduction du concept d'ensemble flou par Zadeh [Zadeh , 1965], on s'est aperçu que la notion de classe utilisée en reconnaissance de formes ou en segmentation d'images trouvait là un cadre naturel d'expression.

En effet, une classe est un groupe d'individus présentant des similitudes communes. D'une part, les similitudes sont plus ou moins fortes entre les individus d'une même classe. D'autre part, un même individu peut présenter des similitudes avec des individus d'autres classes.

Le degré d'appartenance d'un individu n'est pas localisé à une classe déterminée mais se trouve distribué sur plusieurs classes. Un élément peut appartenir plus ou moins fortement à plusieurs ensembles flous. Ces ensembles semblent constituer le cadre de représentation naturelle de la notion de classe [Stitt et al, 2001].

Parmi les méthodes de classifications floues, l'algorithme Fuzzy C-Means (FCM) est le plus utilisé dans la segmentation d'images [Bezdek, 1981]. Durant les itérations, le degré d'apparence flou est mis à jour comme une fonction de distance par rapport aux classes.

Plusieurs approches floues ont été dérivées de l'algorithme FCM [Noordam et al., 2000] [Chen et Zhang, 2004] [Feng et Licheng, 2011]. L'algorithme FCM nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé (Fig.I.11).

Début

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

Fin

Fig.I.11. Pseudo code de l'algorithme FCM

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le domaine du traitement d'image en se concentrant sur les méthodes de segmentation d'image les plus connues. C'est une présentation générale et non exhaustive à savoir celles de l'approche seuillage, de l'approche contour, l'approche région et l'approche classification.

Les méthodes de segmentation par seuillage d'histogrammes permettent d'obtenir des régions homogènes. Cependant, les régions obtenues ne sont pas compactes. En plus, l'extension de l'histogramme vers l'espace multi-spectral est difficile à réaliser.

Dans les méthodes par croissance de régions et les méthodes par division/fusion des régions, les pixels sont classés exclusivement sur la base de leur relation spatiale. Dans le résultat de segmentation, on obtient des régions spatialement connectées. Cependant, rien ne garantit que ces régions soient homogènes dans un certain espace de caractéristiques.

Les méthodes de classifications sont efficaces pour partitionner un ensemble de points par apprentissage ou non. Ces méthodes donnent de bons résultats quand les régions sont uniformes. Cependant, elles donnent de résultats moins satisfaisants quand les images à traiter sont bruitées.

Ainsi que l'inconvénient des méthodes classiques réside dans leur gourmandise aux ressources matérielles et au temps de calcul, ceci est dû à leur complexité.

Ce qui fait, une nouvelle catégorie d'algorithmes est apparue qui est la catégorie des algorithmes Bio-inspirés. Ces algorithmes reproduisent le comportement des systèmes naturels afin de résoudre les problèmes.

Dans notre étude nous avons opté pour l'approche région dans laquelle la méthode est basée sur un algorithme Bio-inspiré.

Chapitre II

Les méthodes Bio inspirées

II.1. Introduction

La segmentation des images constitue le cœur de tout système de vision et une étape importante dans le processus d'analyse des images. Elle a pour objectif de fournir une description des objets contenus dans l'image par l'extraction de différents indices visuels tels que les contours des objets, les régions homogènes, les objets 3D. Ils seront exploités ensuite pour une description symbolique de la scène permettant une interprétation et éventuellement une prise de décision [Guo et al., 2005].

La phase de segmentation d'images n'est pas considérée comme un but en soi, mais dépend fortement aussi bien du type de traitement fixé par l'utilisateur sur les objets présents dans l'image, que de la nature de l'image (présence de bruit, présence de zones texturées, contours flous....), ainsi que des primitives que l'on cherche à extraire de l'image et qui dépendent des opérations situées en aval de la segmentation (localisation, calcul 3D, reconnaissance de formes, interprétation) [Shankar, 2007].

Ces aspects, ainsi que les contraintes d'exploitation (complexité algorithmique, aspect temps réel), justifient la multiplicité des techniques développées dans le domaine de la segmentation d'image. Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation d'images.

Toute technique n'est efficace que pour un type d'image donné, pour un type d'application donné, et dans un contexte informatique donné. En raison de ces contraintes, les diverses stratégies classiques de segmentation ont affirmé leurs insuffisances et leurs limitations, il est donc tout à fait normal d'explorer de nouveaux horizons et trouver de nouvelles méthodes plus souples et plus efficaces.

La vie artificielle représente un nouvel axe de recherche pour plusieurs disciplines [Jose et al., 2011]. En effet, les notions de chaos, non-linéarité, auto-organisation et propriétés émergentes ouvrent de nouveaux horizons de recherche dans le domaine du traitement de l'information [Mano et al. , 2005] .

L'objectif étant de construire des systèmes robustes, dynamiques, capables de s'exécuter seuls, d'ajuster leurs comportements face à des circonstances variées, et de préparer leurs ressources pour gérer au mieux leur charge de travail [Umerez, 2010].

II.2. La Vie Artificielle, inspiration des systèmes naturels

Le terme de vie artificielle a fait son apparition officielle en 1987 dans le premier séminaire *Artificial Life*, où Christopher Langton présenta ses automates cellulaires, répliques artificielles de cellules vivantes, capables de se reproduire seuls pour former des structures organiques proches des colonies de coraux [Langton, 1989] [Dreo and Siarry, 2003].

La vie artificielle est généralement appréhendée de deux manières [Djemame et Batouche, 2014] [Rennard, 2014]:

- ❖ D'une part, on utilise les méthodes et les outils informatiques pour les recherches en biologie, on analyse les systèmes naturels et on essaie de produire des modèles informatiques les représentant.
- ❖ D'autre part, il s'agit de concevoir de nouveaux types de calculs avec des techniques inspirées de la biologie, ainsi ont vu le jour des outils tels que : les réseaux neurone artificiels (ANN), les algorithmes génétiques (GA), les systèmes multi-agents (SMA), le calcul basé sur les essaims (swarm based computing). Ces nouvelles méthodes ont en commun les qualités héritées de leur source d'inspiration naturelle : la robustesse, la tolérance aux bruits, la flexibilité et l'adaptabilité.

II.3. Pourquoi le Bio-inspiré

La nature avec ses phénomènes extraordinaires nous fournit des solutions grâce à des caractéristiques [Glize et al.,2001] telles que :

- ↳ **Emergence** : les éléments simples qui interagissent pour accomplir des tâches extraordinaires.
- ↳ **L'auto-organisation** : l'organisation interne du système se structure automatiquement sans être dirigée par une source extérieure.
- ↳ **La modularité** : le système est composé d'éléments simples qui coopèrent ensemble pour atteindre l'objectif global. Le système est donc évolutif.
- ↳ **La décentralisation** : ceci garantit un système robuste, capable de continuer à fonctionner en cas de défaillance d'un de ses composants.

- ↳ **La réactivité** : les éléments du système coopèrent et communiquent entre eux via des interactions locales. Ils sont capables de réagir instantanément aux changements d'environnement.
- ↳ **L'auto-adaptation** : l'aptitude d'un système à modifier ses paramètres de manière que son fonctionnement demeure satisfaisant en dépit des variations de son environnement.

Les algorithmes d'optimisation inspirés de la nature peuvent être déterministes ou stochastiques (probabiliste).

Les méthodes formelles qui ont été utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation exigent d'énormes efforts de calcul, qui tendent à échouer avec l'augmentation de la taille des problèmes. C'est la motivation pour utiliser les algorithmes d'optimisation Bio-inspirés en tant qu'une solution informatique efficace à la place des approches déterministes [Mano et al., 2005].

II.4. Définition du domaine Bio-inspiré

Une nouvelle ère est ouverte avec les algorithmes inspirés de la nature (Bio-inspiré) qui sont des méta-heuristiques imitant la nature pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Les méta-heuristiques sont apparues dans les années 1980 et forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisations difficile pour lesquels on ne connaît pas de méthode classiques plus efficace [Osman et Laporte, 1992] [Vob et al, 1999].

Les méta-heuristiques sont généralement des algorithmes stochastiques itératifs, qui progressent vers un optimum global. Elles se comportent comme des algorithmes de recherche, tentant d'apprendre les caractéristiques d'un problème afin d'en trouver une approximation de la meilleure solution.

Dans les décennies passées, de nombreux efforts de recherches ont été concentrés dans le domaine Bio-inspiré [Farmer et Belin, 1992] [Umerez, 1995] [Birattari et al. 2001] [Talbi, 2009]. La nature donne l'inspiration aux chercheurs de développer une observation d'un phénomène naturel particulier [Umerez, 2010].

Premièrement, Les développeurs créent et testent un modèle, utilisent des simulations mathématiques qui aident à raffiner le modèle original [Yang , 2008]. Ensuite, le modèle raffiné sera utilisé pour extraire une méta-heuristique qui peut être utilisée comme une base pour finalement concevoir un algorithme inspiré de la nature.

La figure.II.1 illustre le cadre utilisé pour passer d'un phénomène naturel à un algorithme inspiré de la nature.

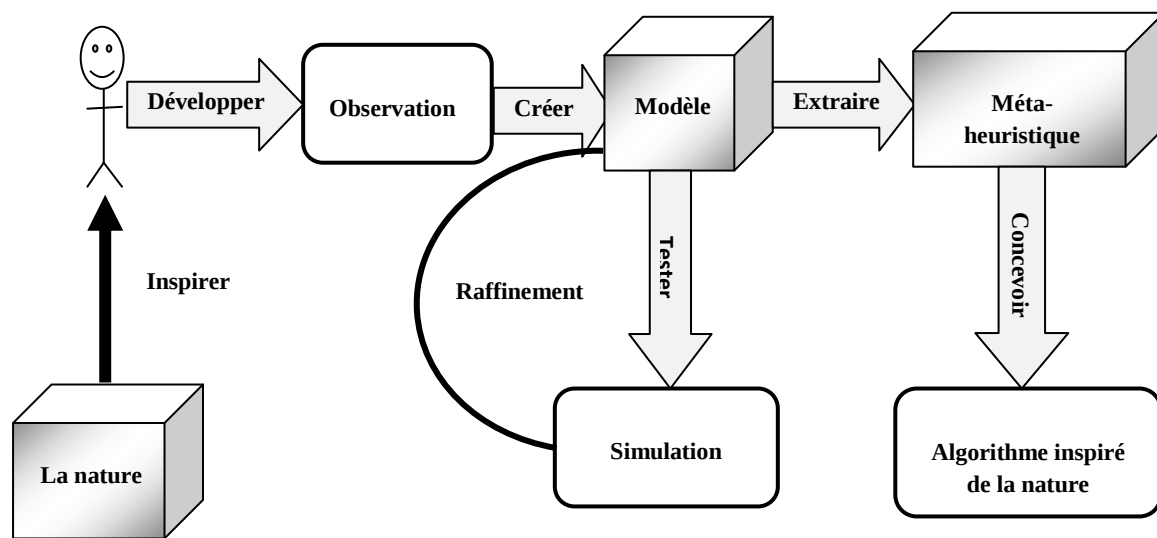


Fig.II.1. Passage d'un phénomène naturel à un algorithme inspiré de la nature

II.5. Intelligence en Essaim

Depuis quelques années, les chercheurs informaticiens ont trouvé dans la vie artificielle une source d'inspiration pour la conception de nouveaux systèmes informatiques [Bonabeau et Dorigo, 1999].

Il s'agit de puiser dans les comportements des êtres naturels de nouvelles approches pour la résolution de problèmes difficiles [Forgel, 1997] [Forgel, 2006].

Le rôle de l'informaticien est d'observer et comprendre les mécanismes et processus qui régissent les comportements dits intelligents de ces individus pour la résolution des problèmes courants, puis extraire à partir de ces études des modèles

implantables sur des machines dont les résultats pourront être validés par rapport à ceux observés dans la nature [Djerou et Batouche, 2003].

En Biologie par exemple, de nombreux systèmes naturels composés d'individus simples autonomes exhibent des aptitudes à effectuer des tâches qualifiées de complexes sans contrôle global. De plus, ils peuvent s'adapter à leur milieu soit pour y survivre, soit pour améliorer le fonctionnement du collectif.

C'est le cas des colonies d'insectes sociaux [Cama et al., 2002] tels que les termites, fourmis, abeilles [Bonabeau et Theraulaz, 1997] ou araignées et rats [Bourjot et al., 1999] qui font effectivement preuve de remarquables capacités pour effectuer des tâches différentes.

L'étude des déplacements collectifs de vols d'oiseaux migrateurs ou de bancs de poissons montre également le fait que la tâche collective est le résultat des interactions des individus autonomes.

Le fonctionnement du système immunitaire est lui aussi représentatif du fonctionnement d'un système complexe composé d'un ensemble d'agents autonomes.

Tous ces systèmes Bio inspiré présentent un point commun : l'émergence d'un comportement global collectif et complexe à partir de simples interactions entre des individus simples dotés d'une intelligence très réduite et ne possédant qu'une vision très partielle de leur environnement. Ce comportement émergeant leur permet de résoudre collectivement des problèmes très complexes [Djerou et Batouche, 2003].

II.6. Les Méthodes Bio-inspirées

Les méthodes Bio-inspirées sont une nouvelle génération de méthodes approchées puissantes et générales qui sont constituées d'un ensemble de concepts fondamentaux.

Les plus prédominantes classes des algorithmes Bio-inspirés sont les algorithmes évolutionnaires, inspirés de la sélection naturelle et les algorithmes basés essaim, inspirés du comportement collectif chez les animaux ou les insectes sociaux.

II.6.1 Les Algorithmes Génétiques

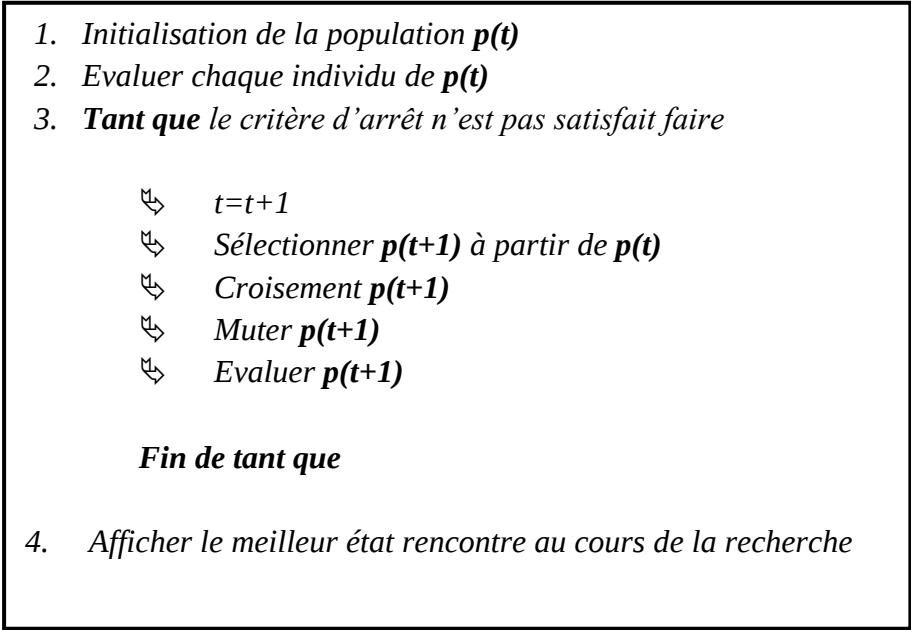
Les algorithmes génétiques (AG) sont des méthodes basées sur les mécanismes biologiques tels que les lois de Mendel et sur le principe fondamental de Charles Darwin.

Holland [Holland, 1975] exposa les principes de ces algorithmes pour permettre aux ordinateurs d'imiter les êtres vivants en évaluant pour rechercher la solution à un problème.

Il expliqua d'abord comment ajouter de l'intelligence dans un programme informatique avec les croisements et la mutation.

Les algorithmes génétiques simulent le processus d'évolution d'une population [Coley, 1999]. À partir d'une population de solutions du problème représentant des individus, on applique des opérateurs simulant les interventions sur le génome tel que le croisement ou la mutation pour arriver à une population de solutions de mieux en mieux adapté au problème. Cette adaptation est évaluée grâce à une fonction objective [Lassouaoui et al., 2004] [Rothlauf, 2006].

La figure II.2.présente le principe de l'algorithme génétique.

- 
- ```
graph TD; 1[1. Initialisation de la population p(t)] --> 2[2. Evaluer chaque individu de p(t)]; 2 --> 3[3. Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait faire]; 3 --> t_plus_1[t=t+1]; t_plus_1 --> selection[Sélectionner p(t+1) à partir de p(t)]; selection --> crossover[Croisement p(t+1)]; crossover --> mutation[Muter p(t+1)]; mutation --> eval_plus_1[Evaluer p(t+1)]; eval_plus_1 --> 3; 3 --> 4[4. Afficher le meilleur état rencontré au cours de la recherche];
```
1. *Initialisation de la population  $p(t)$*
  2. *Evaluer chaque individu de  $p(t)$*
  3. ***Tant que*** le critère d'arrêt n'est pas satisfait faire
    - ↳  $t=t+1$
    - ↳ Sélectionner  $p(t+1)$  à partir de  $p(t)$
    - ↳ Croisement  $p(t+1)$
    - ↳ Muter  $p(t+1)$
    - ↳ Evaluer  $p(t+1)$
  - Fin de tant que***
  4. *Afficher le meilleur état rencontré au cours de la recherche*

**Fig.II.2.** Principe d'un algorithme génétique

La procédure de sélection consiste à favoriser la propagation des meilleurs solutions parmi la population, tout en préservant la diversité génétique, afin d'explorer de nouvelles régions de l'espace de recherche.

Plusieurs opérateurs de sélection ont été proposés dans la littérature [Lassouaoui et al., 2004]. Le but de la procédure de croisement est de maintenir la diversité en manipulant les composantes des individus.

De nouveaux individus, appelés enfants, sont créés en échangeant de parties des individus de la population parents. Cet échange se fait en sélectionnant un point de découpage, aléatoirement, et en échangeant ensuite les deux sous chaînes de chacun des deux parents.

La procédure de mutation consiste à tirer aléatoirement un gène dans le chromosome et à le remplacer par une valeur aléatoire. La mutation est l'opérateur qui apporte aux algorithmes génétiques l'aléa nécessaire à une exploration efficace de l'espace de recherche [Shirakawa et Nagao, 2009].

## **II.6.2 Algorithme de l'Evolution Différentielle**

C'est une méthode proposée par Storn & Price en 1997 [Storn et Price, 1997], basée sur le principe de l'évolution naturelle.

L'évolution différentielle est une méthode utilisée pour l'optimisation mathématique des fonctions multidimensionnelles. Elle est très utile lorsque les paramètres ne peuvent pas être codés comme des vecteurs réels.

L'idée principale derrière l'évolution différentielle est l'utilisation d'un opérateur de recombinaison ternaire pour la création de nouvelles générations. La création d'un nouvel individu consiste à ajouter la différence entre deux individus à un troisième [Onwubolu et Babu, 2004] [Price et al., 2005].

Depuis le modèle de base, cette méthode a beaucoup évolué et plusieurs améliorations ont été proposées [Cuevas et al., 2010].

L'algorithme de l'évolution différentielle marque la différence avec les algorithmes génétiques en donnant plus d'importance à la mutation qui est le résultat d'une petite perturbation dans les gènes du chromosome.

Cette mutation a pour but de créer une solution à partir des différences entre deux solutions de la population. Le croisement consiste à changer chaque gène de la solution par celui du mutant avec une probabilité.

La nouvelle solution ainsi créée est sélectionnée pour remplacer une solution de la population si sa fitness est meilleure.

Ce mécanisme de mutation, croisement et sélection est répété pour chaque solution de la population (Fig.II.3).

1. Initialisation de la population  $X$  de solution
2. Evaluer chaque individu de la population
3. Fixer le nombre d'itérations
  - Pour tous les individus  $j$  de la population  $X$** 
    - Création du vecteur de différence
    - Générer aléatoirement des solutions  $l, m, n$
    - Calculer le vecteur de solution  $Y$
    - $y_k = X_m + F(X_n - X_l)$
    - Croisement
    - Générer un vecteur de solution  $C$
    - Évaluer le vecteur de solution  $C$
    - Sélection
    - Si  $F(C) < F(X_j)$
    - $X_j = C$
    - $F(C) = F(X_j)$
  - Fin de pour**
4. Production de la meilleure solution de la population

**Fig.II.3.** Algorithme de l'évolution différentielle

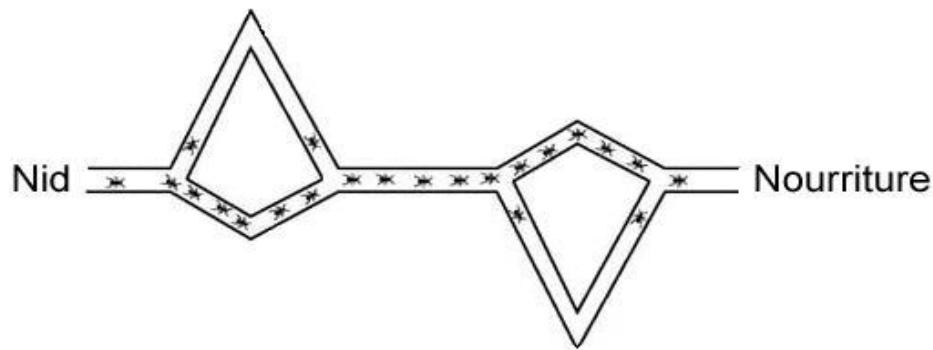
### II.6.3 Algorithme de Colonies de Fourmis

L'optimisation par colonie de fourmis (Ant Colony Optimization ACO en Anglais) est un algorithme d'optimisation inspiré de la nature [Dorigo et Stutzle, 2004] [Dorigo, 2007], qui est motivé par le comportement naturel de recherche de nourriture des espèces de fourmis.

Son principe repose sur le comportement particulier des fourmis qui, lorsqu'elles quittent leur fourmilière pour explorer leur environnement à la recherche de nourriture, finissent par élaborer des chemins qui s'avèrent fréquemment être les plus courts pour aller de la fourmilière à une source de nourriture intéressante.

Chaque fourmi laisse en effet derrière elle une traînée de phéromone à l'attention de ses congénères; les fourmis choisissant avec une plus grande probabilité les chemins contenant les plus fortes concentrations de phéromones. Il se forme ainsi ces autoroutes de fourmis (Fig.II.4), qui sillonnent le paysage [Laptik et Navakauskas, 2007].

Ce mode de communication particulier, qui fait intervenir des modifications dans l'environnement, est appelé stigmergie.



**Fig.II.4.** Recueil de ressources par des fourmis

Le premier algorithme Ants System conçu selon ce modèle était destiné à résoudre le problème du voyageur de commerce. Le principe consiste à lancer des fourmis, et à les laisser élaborer pas à pas la solution, en allant d'une ville à l'autre.

Au début, plusieurs chemins de longueurs différentes sont possibles, et les fourmis les empruntent tous en s'orientant au hasard [Benyamina, 2013].

Ce faisant, elles laissent derrière elles des traces de phéromones. Sachant que ces traces s'évaporent petit à petit, et que le chemin le plus court permet par définition un plus grand nombre d'aller-retour.

Les traces de phéromone se concentrent assez rapidement sur l'itinéraire optimal. C'est donc un algorithme qui repose sur la construction progressive de solutions.

La figure II.5.présente le principe de l'algorithme Ants System.

```
Initialisation de la population
Pour $t=1, \dots, t_{max}$
 Pour chaque fourmi $k=1, \dots, m$
 Choisir une ville au hasard
 Pour chaque ville non visitée i
 Choisir une ville j , dans la liste des villes restantes
 Fin Pour
 Déposer une piste sur le trajet
 Fin Pour
 Evaporer les pistes selon la formule
Fin Pour
```

Fig.II.5. Algorithme Ants System

#### II.6.4 Algorithme de Colonie d'Abeilles Artificielles

L'algorithme de colonie d'abeilles artificielles (Artificial Bee Colony ABC) est l'un des plus récemment introduit dans la base des algorithmes basés essaim.

Artificial Bee Colony, simule le comportement intelligent de recherche de nourriture d'un essaim d'abeilles. Il a été développé par Abbass [Abbass, 2001].

Chaque solution représente une position de nourriture potentielle dans l'espace de recherche et la qualité de la solution correspond à la qualité de la position alimentaire [Karaboga, 2005].

Les agents (abeilles artificielles) recherchent à exploiter les sources de nourriture dans l'espace de recherche. L'ABC utilise trois types d'agents : les abeilles employées (Employed Bee), les abeilles spectatrices (Onlookers Bee) et les scouts (Scouts Bee) [Karaboga, 2010].

Les abeilles employées (AE) sont associées à des solutions actuelles de l'algorithme. À chaque étape de l'algorithme un AE tente d'améliorer la solution, il la représente en utilisant une étape de recherche locale, après il va essayer de recruter des abeilles spectatrice (AS) pour sa position actuelle [Karaboga, 2010].

Les AS choisissent parmi les postes promus en fonction de leur qualité, ce qui signifie que de meilleures solutions attireront plus d'AS. Une fois un AS a choisi un AE et donc une solution, il cherche à optimiser la position de l'AE par une étape de recherche locale [Karaboga, 2010].

L'AE met à jour sa position si un AS recruté était en mesure de repérer une meilleure position, sinon il reste sur sa position actuelle. En outre, un AE va abandonner sa position si elle n'était pas en mesure d'améliorer sa position pour certain nombre d'étapes. Quand une AE abandonne sa position, elle devient une Abeille éclaireuse, ce qui signifie qu'elle sélectionne une position aléatoire dans l'espace de recherche et devient une Abeille employée à cette position [Karaboga, 2010].

L'optimisation par mariage des abeilles de miel (Mariage Bee Optimization, MBO) est un algorithme très récent d'intelligence en essaim [Nefti 1, 2013]. Le MBO est une technique inspirée du processus de mariage des abeilles du miel.

La colonie des abeilles est composée : des reines, des bourdons (mâles), des ouvrières et des couvains. La source principale reproductrice de nouveaux individus est la reine [Teo et Abbass, 2001].

Les bourdons sont les individus haploïdes représentant les pères de la colonie. Les ouvrières sont consacrées au soin des couvains. La reine choisit un bourdon selon une probabilité dépendante de sa vitesse et la différence de fitness entre la reine et le bourdon [Teo et Abbass, 2001].

Le produit des couvains par croisement et mutation, emploie les ouvrières pour améliorer les couvains et puis l'algorithme met à jour la fitness des ouvrières et remplace ensuite les mauvaises reines par les meilleurs couvains jusqu'à un nombre maximum d'itérations [Teo et Abbass, 2001].

La figure II.6.présente le principe de l'algorithme d'optimisation par mariage des abeilles de miel.

*Initialiser les ouvrières et Générer aléatoirement des reines*  
*Appliquer une recherche locale pour obtenir la meilleure reine*  
**Pour un** nombre maximal de vols (flight) faire  
**Pour chaque** reine de la liste faire  
*Initialiser l'énergie, la vitesse et la position correspondante*  
**Tant que** le spermatheca de la reine n'est pas encore plein et énergie > 0  
*La reine se déplace entre des états et choisit selon la valeur d'une probabilité des bourdons*  
**Si** un bourdon est sélectionné alors Ajouter son sperme au spermatheca de la reine  
**Fin si**  
*Mettre à jour l'énergie et la vitesse de la reine*  
**Fin tant que**  
**Fin pour chaque**  
*Produire des couvains par croisement et mutation et Employer les ouvrières*  
*Mettre à jour la fitness des ouvrières*  
**Tant que** le meilleur couvain est mieux que la plus mauvaise reine  
*Remplacer la mauvaise reine par le meilleur couvain et Enlever le meilleur couvain*  
**Fin tant que ;**  
*Tuer tous les couvains ;*  
**Fin pour**

**Fig.II.6.** L'optimisation par mariage des abeilles de miel (MBO)

### II.6.5 Optimisation par Essaim Particulaire

L'optimisation par essaim particulaire (Particle Swarm Optimization PSO en anglais) est une méta-heuristique d'optimisation, inventée par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995 [Kennedy et Eberhart, 1995].

Cette méthode d'optimisation se base sur la collaboration des individus entre eux. Elle a d'ailleurs des similarités avec les algorithmes de colonies de fourmis, qui s'appuient eux aussi sur le concept d'auto-organisation.

Cette idée veut qu'un groupe d'individus peu intelligents puisse posséder une organisation globale complexe [White et al., 2004].

Ainsi, grâce à des règles de déplacement très simples (dans l'espace des solutions), les particules peuvent converger progressivement vers un minimum local. Cette méta-heuristique semble cependant mieux fonctionner pour des espaces en variables continues. Ce comportement social basé sur l'analyse de l'environnement et du voisinage constitue alors une méthode de recherche d'optimum par l'observation des tendances des individus voisins. Chaque individu cherche à optimiser ses chances en suivant une tendance qu'il modère par ces propres vécus [Djerou et Batouche, 2009].

L'optimisation par essaim de particules repose sur un ensemble d'individus originellement disposés de façon aléatoires et homogènes, que nous appellerons dès lors des particules, qui se déplacent dans l'hyper-espace de recherche et constituent, chacune, une solution potentielle [Benhabib et Fizazi, 2017].

Chaque particule dispose d'une mémoire concernant sa meilleure solution visitée ainsi que la capacité de communiquer avec les particules constituant son entourage [Eberhart et Shi, 2000].

A partir de ces informations, la particule va suivre une tendance faite, d'une part, de sa volonté à retourner vers sa solution optimale, et d'autre part, de son mimétisme par rapport aux solutions trouvées dans son voisinage.

A partir d'optimums locaux et empiriques, l'ensemble des particules va, normalement, converger vers la solution optimale globale du problème traité.

PSO utilise la mémoire pour stocker l'historique de la meilleure position locale et la meilleure position globale des essaims, qui aide non seulement chaque particule pour sauvegarder leur expérience locale, mais aussi pour aider les autres particules de communiquer par leur expérience sociale entre elles, ce qui permet de converger vers les régions les plus prometteuses dans l'espace de recherche, et accélère le processus d'optimisation vers la solution optimale [Eberhart et Shi, 2000].

La figure II.7 présente les principales étapes de l'optimisation par essaim particulaire.

1. *Initialiser la population*
2. *Répéter*
3. *Calculer les valeurs de fitness des particules*
4. *Modifier les meilleures particules dans l'essaim*
5. *Choisir la meilleure de particule*
6. *Calculer les vitesses des particules*
7. *Mettre à jour les positions des particules*
8. *jusqu'à ces exigences soient remplies*

**Fig.II.7.** Algorithme PSO

### II.6.6 Systèmes immunitaires artificiels

Les méthodes d'optimisation basées sur les systèmes immunitaires artificiels (Artificiel Immune System, AIS en anglais) sont apparues dans les années 90. Ils s'inspirent du fonctionnement du système immunitaire humain qui est doté d'un mécanisme de défense contre les agressions d'organismes extérieurs et de la capacité d'apprendre [De Castro et Timmis, 2002].

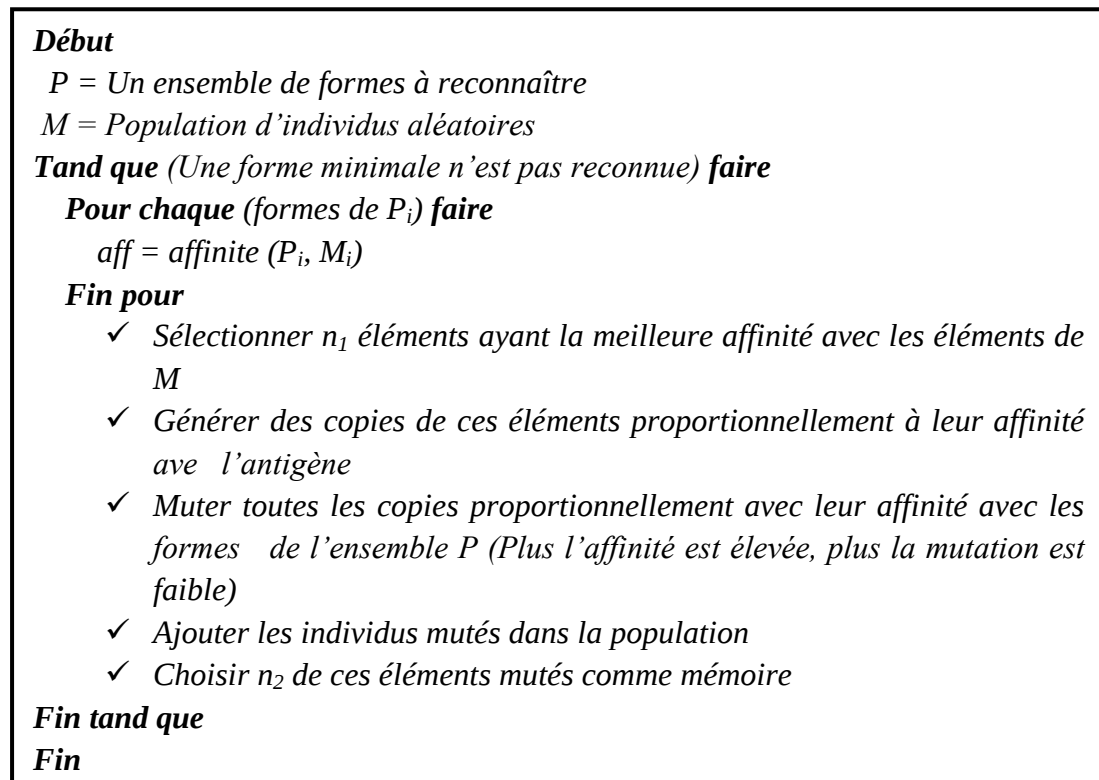
La métaphore dont sont issus les algorithmes AIS met l'accent sur les aspects d'apprentissage et de mémoire du système immunitaire dit adaptif, notamment via la discrimination entre le soi et le non soi. En effet, les cellules vivantes disposent sur leurs membranes de molécules spécifiques dites antigènes. Chaque organisme dispose ainsi d'une identité unique, déterminée par l'ensemble des antigènes présents sur ses cellules [De Castro, 2000].

Les lymphocytes un type de globule blanc sont des cellules du système immunitaire qui possèdent des récepteurs capables de se lier spécifiquement à un antigène unique, permettant ainsi de reconnaître une cellule étrangère à l'organisme. Un lymphocyte ayant ainsi reconnu une cellule du non soi va être stimulé à proliférer et à se différencier en cellules permettant de garder en mémoire l'antigène, ou en cellules permettant de combattre les agressions [De Castro, 2000].

Les principales idées utilisées pour la conception de la méta-heuristique sont les sélections opérées sur les lymphocytes.

On peut, dans le cadre de l'optimisation considérer les AIS comme une forme d'algorithme évolutionnaire présentant des opérateurs particuliers [Cuevas et al., 2009].

La figure II.8.présente les principales étapes de l'algorithme des systèmes immunitaires artificiels



**Fig.II.8.** Algorithme Système Immunitaire Artificiel

### II.6.7 Algorithme de la Recherche Coucou

L'algorithme de la Recherche Coucou est une très récente méta-heuristique, inspirée par le parasitisme des oiseaux coucous en pondant leurs œufs dans les nids des autres oiseaux, d'autres espèces créé par Yang et Deb [Yang et Deb, 2009].

La méthode de Recherche Coucou (Cuckoo Search CS en anglais) s'appuie sur la stratégie agressive de reproduction coucou complétée par un comportement nommé vols de Levy (Lévy flight en anglais) [Walton et al., 2011] [Bhandari et al., 2014].

Dans la distribution de vols Lévy, les animaux et les oiseaux recherche la nourriture de manière aléatoire ou quasi-aléatoire, et essentiellement suivre une marche aléatoire car la prochaine étape est basée sur la position actuel et la probabilité de transition à l'état suivant. Un tel comportement a été appliqué dans l'optimisation de la recherche coucou par Yang et Deb [Yang et Deb, 2010].

L'algorithme de la Recherche Coucou vise à l'élevage des solutions de haute qualité pour le problème d'optimisation proche [Gandomi et al., 2013].

Par conséquent, l'algorithme de la Recherche Coucou utilise deux mécanismes fondamentaux:

- ✓ L'intensification, en se référant à l'exploitation dans le voisinage de la meilleure solution trouvée.
- ✓ La diversification, en se référant à une exploration efficace de l'ensemble du domaine de recherche.

Dans la Recherche de Coucou, un œuf se réfère à une solution du problème d'optimisation à portée de main. Un œuf coucou se réfère à une solution vient d'être généré, et un nid signifie un ensemble de solutions possibles. Le nombre de nids d'oiseaux hôtes est fixé à  $N$  [Gandomi et al., 2013].

En général, un nid peut contenir plusieurs ovules. Cependant, la mise en œuvre des auteurs utilise un œuf par nid seulement [Gandomi et al., 2013].

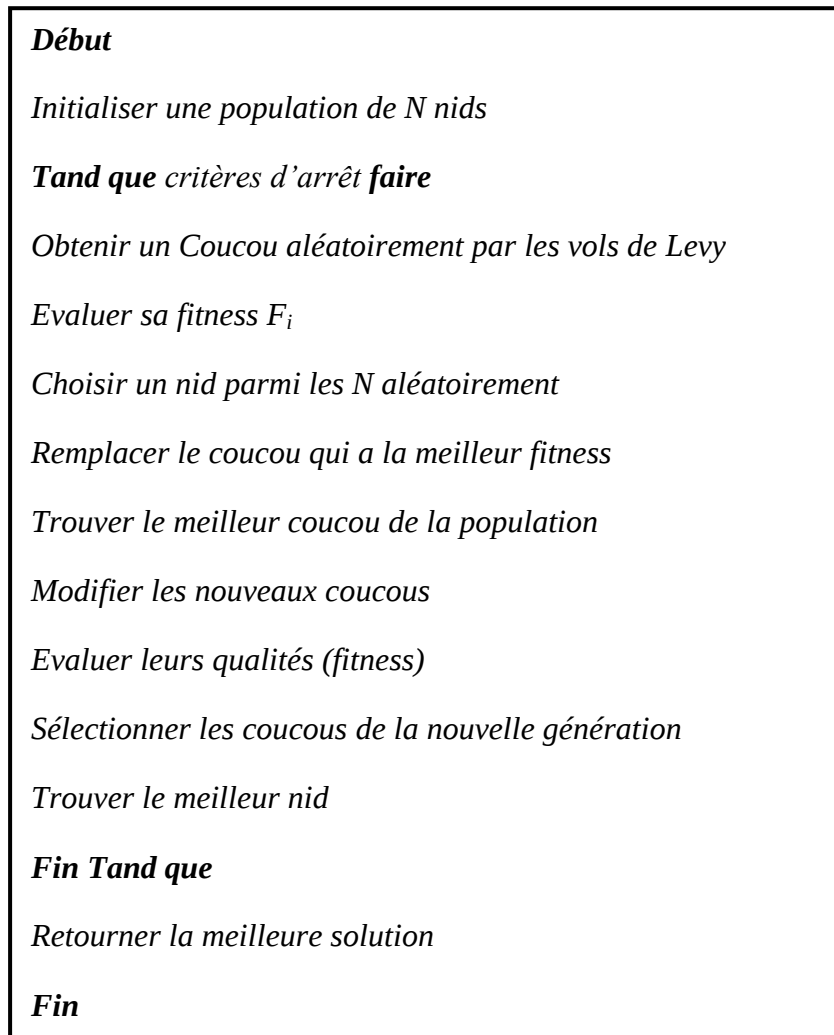
L'idée derrière la méthode de Recherche Coucou est de générer de nouvelles meilleures solutions pour remplacer des solutions moins bonnes dans le nid [Yang et Deb, 2010].

La Recherche Coucou suit trois règles de base [Yang et Deb, 2010]:

1. Chaque coucou pond un œuf à la fois et le place dans un nid choisi au hasard. Cette intensification se fait en avançant une solution au moyen d'une marche aléatoire locale dans laquelle la longueur de pas est tirée d'une distribution Lévy. Cela s'avère être plus efficace que les longueurs des pas ordinaires gaussiennes.
2. Les œufs de haute qualité sont reportés à la prochaine itération (la survie du plus fort).

3. Un oiseau hôte découvre un œuf de coucou avec une probabilité. Il jette l'œuf soit loin du coucou ou abandonne ses nids pour construire de nouveaux ailleurs. Cette diversification se fait à faire en sorte que l'algorithme n'est pas piégé dans un minimum local.

La figure.II.9 représente l'algorithme résumant les étapes de la Recherche Coucou.



**Fig.II.9.** Algorithme de Recherche Coucou

## II.6.8 Algorithme des Lucioles

L'algorithme des Lucioles (Firefly algorithm) est une méta-heuristique, Bio-inspirée, introduite par Dr Xin-She Yang à l'université Cambridge en 2008 [Yang, 2008].

La méthode est basée sur le principe d'attraction entre les lucioles et simule le comportement d'un essaim de lucioles dans la nature, ce qui lui donne beaucoup de similarités avec d'autres méta-heuristiques basées sur l'intelligence collective du groupe [Yang, 2009].

L'algorithme des Lucioles prend en considération les trois points suivants [Yang, 2010] [Rabhi et Fizazi, 2015] :

1. Toutes les lucioles sont unisexes, ce qui fait l'attraction entre celles-ci n'est pas en fonction de leur sexe.
2. L'attraction est proportionnelle à leurs luminosités, donc pour deux lucioles, la moins lumineuse se déplacera vers la plus lumineuse. Si aucune luciole n'est lumineuse qu'une luciole particulière, cette dernière se déplacera aléatoirement.
3. La luminosité des lucioles est déterminée en fonction d'une fonction objective (à optimiser)

En se basant sur ces trois règles, l'algorithme des lucioles se présente comme est montré dans la figure.II.10.

```
Définir une fonction objective $f(x)$
Générer une population de lucioles X
Définir l'intensité de lumière I
Déterminer le coefficient d'absorption γ
Tant que ($t < \text{Max Génération}$)
 Pour $i = 1$ jusqu'à n
 Pour $j = 1$ jusqu'à n
 Si ($I_i < I_j$)
 Déplacer la luciole j vers la luciole i
 Fin Si
 Varier l'attraction en fonction de la distance
 Evaluation des nouvelles solutions et mettre à jour l'intensité de lumière
 Fin Pour j
Fin Pour i
Classer les lucioles et trouver la meilleure solution
Fin Tant que
Visualiser les résultats
```

**Fig.II.10.** Algorithme des lucioles

## II.6.9 Algorithme de Recherche Gravitationnelle

L'optimisation par Algorithme de Recherche Gravitationnelle (Gravitational Search Algorithm, GSA en anglais) est une nouvelle méta-heuristique d'optimisation inspirée de la nature, développée par Rashedi et Nezamabadi-pour [Rashedi et Nezamabadi, 2009].

Cet algorithme est basé sur la loi de gravité de Newton qui décrit la gravitation comme une attraction entre des corps ayant une masse. Deux particules dans l'univers s'attirent avec des forces qui sont directement proportionnelles au produit des masses des particules et inversement proportionnelles au carré de la distance qui les sépare [Rashedi et Nezamabadi, 2009].

Dans l'algorithme de recherche gravitationnelle, les masses des objets (solutions) sont proportionnelles à leurs valeurs de fonctions objectives (coûts).

A chaque itération, les masses s'attirent, entre elles, par les forces de gravitation. La masse, la plus lourde a la force d'attraction la plus grande.

Par conséquent, les masses plus lourdes qui sont probablement près de l'optimum global attirent les autres masses selon leurs distances.

Chaque objet est déterminé par quatre spécifications : position, inertie, masse gravitationnelle active et la masse gravitationnelle passive. La position correspond à une solution du problème, l'inertie et les masses gravitationnelles sont déterminées en utilisant la fonction objective.

Plus précisément, les masses obéissent aux deux lois suivantes:

1. Loi de gravité : chaque objet attire un autre par une force gravitationnelle directement proportionnelle au produit de leurs masses et inversement proportionnelle à la distance entre eux.
2. Loi de mouvement: la vitesse courante de toute masse est la somme de la fraction de sa vitesse précédente et la variation de la vitesse.

Dans GSA, plusieurs solutions du problème sont considérées comme des objets dont la performance est déterminée par leurs masses, tous ces objets s'attirent par la force de gravité [Sabri et Puteh, 2013].

La position de chaque agent correspond à une solution du problème. Les principales étapes de l'algorithme de recherche gravitationnelle pour la segmentation des images peuvent être résumées comme suit [Rashedi et Nezamabadi, 2010] [Nebti 2, 2013]:

### 1. Initialiser des agents

Initialiser une population d'agents  $A$  ( $H_i$ ,  $i = 1, 2 \dots A$ ) avec des positions aléatoires dans l'espace de l'image, le nombre d'itérations et les vitesses.

### 2. Evaluer des fitness

Après la génération de la population initiale, chaque pixel est défini par les trois dimensions RGB et affecté à la classe dont le centre est le plus proche. Tous les agents sont alors évalués à l'aide de la fonction objective.

### 3. Calculer des masses pour les agents

La masse de chaque agent est évaluée en fonction de sa fitness :

$$Q_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (1)$$

$$M_i(t) = \frac{Q_i(t)}{\sum_{j=1}^A Q_j(t)} \quad (2)$$

### 4. Calculer de l'accélération pour chaque agent

L'accélération du  $i^{th}$  agent à l'itération  $t$  est calculée en suivant la formule.

$$Acc_i(t) = \frac{force_i(t)}{M_i(t)} \quad (3)$$

Avec:

$$force_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^A y_j G(t) \frac{M_i(t) M_j(t)}{Dist_{ij}(t) + \varepsilon} (H_j(t) - H_i(t))$$

$y_j$  un nombre aléatoire entre  $[0, 1]$  et  $\varepsilon$  est une très petite valeur.

$Dist_{ij}(t)$  la distance euclidienne entre deux agents  $i$  et  $j$ .

$G(t)$  est une constante, définie come suit :

$$G(t) = e^{-Dist_{ij}(t)} \quad (4)$$

### 5. *Calculer la vitesse et la position des agents*

La vitesse et la position des objets sont calculées selon les équations suivantes.

$$V_i(t + 1) = y_i V_i(t) + Acc_i(t) \quad (5)$$

$$H_i(t + 1) = H_i(t) + V_i(t) \quad (6)$$

Avec  $y_i$  un nombre aléatoire entre  $[0, 1]$ .

### 6. *Répéter les étapes 2 à 5*

Les étapes sont répétées jusqu'à atteindre le nombre maximale d'itérations.

### 7. *Segmenter l'image*

L'image sera segmentée avec le meilleur agent.

La figure.II.11 résume les différentes étapes de l'algorithme GSA.

- a) *Identification de l'espace de recherche.*
  - b) *Initialisation aléatoire.*
  - c) *Évaluation de la fonction objective des objets.*
  - d) *Mise à jour  $G(t)$ ,  $best(t)$ ,  $worst(t)$  et  $M_i$  pour  $i = 1, 2, \dots, N$*
  - e) *Calcul de la force totale dans les différentes directions.*
  - f) *Calcul de l'accélération et la vitesse.*
  - g) *Mise à jour des positions des agents.*
  - h) *Répétez les étapes c à g jusqu'à ce que le critère d'arrêt est atteint.*
- Fin*

**Fig.II.11.** Algorithme de Recherche Gravitationnelle

## II.7. Autres Méthodes Bio-inspirées

Ils existent d'autres algorithmes Bio-inspirée tels que Bacterial Foraging Optimization (Fourrages de Bactéries), le premier exemple provient de la modélisation du comportement de fourragement et de déplacement de colonies de bactéries. Cette modélisation a donné naissance à l'algorithme Bacterial Foraging Optimization [Muller et al. 2002].

Dans cet algorithme, les bactéries se déplacent au sein de l'espace des solutions en prenant en compte simultanément la fonction objectif et la proximité des autres bactéries. Par des étapes successives de déplacements, de morts et de naissances par dispersion de nouvelles bactéries, la population de bactéries recherche un optimum du problème.

D'autres insectes moins connus ont également servi de sources d'inspiration. Les termites, utilisées principalement pour la résolution de problématiques réseaux, ont donné naissance à des algorithmes similaires aux algorithmes de fourmis tels qu'ACO.

La modélisation de l'infestation de cafards a conduit à la création de l'algorithme Roach Infestation Optimization [Havens et al. 2008].

Dans [Feng et al. 2009], le problème du voyageur de commerce est résolu par l'algorithme Mostique (Host-Seeking Algorithm) dérivé du comportement de chasse des moustiques.

De leur côté, les guêpes ont inspirés l'algorithme Wasp Swarm Optimization [Pinto et al. 2007].

Les araignées sociales ont également servi d'inspiration par exemple dans la détection de régions dans les images [Bourjot et al. 2003] ou la sécurisation des réseaux sans fils [Benahmed et al. 2012].

Une autre méta-heuristique d'optimisation très récente qui imite l'évolution d'un groupe de grenouilles en cherchant un endroit qui dispose d'une quantité maximale de nourriture appelée Shuffled Frog-Leaping algorithm proposée par [Eusuff et Lansey, 2003].

## II.8. Travaux existants

La vie artificielle est un domaine récent pour la segmentation d'image, malgré l'existence de quelques travaux qui combinent ces deux domaines, ils sont considérés comme des investigations initiales ou des preuves de concept, mais ils offrent une indication prometteuse de découvrir de nouvelles techniques, plus efficaces.

Parmi les travaux dans ce domaine hybride, on peut citer, le travail de Garden [Carden, 2002] qui est basé sur les comportements de meutes de Reynolds, pour la détection de contour de région dans une image, le travail de Liu et Tang [Liu et Tang, 1999] qui est inspiré des automates cellulaires et les différentes catégories d'agents pour segmenter une image, le travail de Bourjot et Chevier [Bourjot et Chevier, 2001] qui est inspiré de modèle des araignées sociales pour la détection de régions dans les images à niveaux de gris et le travail de Ramos [Ramos et Almeida, 2000] qui est inspiré des modèles des sociétés de fourmis, pour détecter des contours.

Dans une autre approche, Ouadfel [Ouedfel, 2006] utilisent les systèmes fourmis Ant Colony Optimization or Ant System comme un outil de modélisation pour concevoir un algorithme de segmentation d'images, basé sur les champs de Markov (MRF : Markov Random Fields), appelé ACS-MRF (AntClust Segmentation-Markov Random Fields).

Dans [Djerou et al., 2006] l'objectif est de segmenter des images à niveau de gris, par construction de régions homogènes et connexes en utilisant des agents situés qui coordonnent leurs activités et communiquent leurs résultats par des interactions stigmergiques. [Bureau et al., 2006] qui propose de combiner une approche par croissance de régions dans les zones faciles à segmenter et l'approche génétique dans les zones plus délicates. Dans [Ghamisi et al., 2012] ils ont présentés deux nouvelles méthodes de segmentation d'images en fonction de l'ordre fractionnaire darwinienne optimisation par essaim de particules pour déterminer  $n-1$  seuils optimaux pour  $n$ -niveau seuillage sur une image donnée.

L'algorithme de Colonies des abeilles Artificielle a été utilisé dans [Cuevas et al, 2012] pour calculer sélection de seuil pour la segmentation d'images. [Chabrier et al., 2008] les autres proposent un schéma général pour segmenter les images par un algorithme génétique. La méthode développée utilise un critère d'évaluation qui

quantifie la qualité d'un résultat de segmentation d'image. La méthode proposée a été appliqué sur plusieurs images de niveaux de gris et multi-spectrales.

[Hamdaoui et al., 2014] Dans cet article, les autres proposèrent une méthode de segmentation des images basées sur PSO à déterminer un seuil multi-niveau pour une image donnée.

Dans [Bhandari et al., 2014] deux méthode bio inspirées sur l'intelligence d'essaim, algorithme Cuckoo Search (CS) et Wind Driven Optimization (WDO) et avec l'utilisation du seuillage de Kapur. Les résultats expérimentaux ont été examinés Sur un ensemble standard d'images satellites utilisant différents nombres de seuils.

D'après les approches citées ci-dessus, nous constatons que ces travaux présentent encore quelques limitations, et que les méthodes de segmentation Bio-inspirée et en particulier celles basées sur les techniques d'intelligence en essaim constitue une voie de recherche très intéressante et mérite une étude approfondie pour de nouvelles méthodes Bio-inspirée.

## **II.9. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons dressé un état de l'art sur les méthodes d'optimisation Bio-inspirés.

Ces dernières sont divisées en deux classes, les algorithmes évolutionnaires qui s'inspirent de la théorie de l'évolution pour résoudre des problèmes divers utilisent itérativement des processus aléatoires (stochastiques) et les algorithmes basés essaim inspirant du comportement collectif décentralisées, auto-organisés des systèmes naturels où une population d'agents extrêmement simples, interagissant et communiquant indirectement à travers leur environnement, constitue un algorithme massivement parallèle pour résoudre une tâche donnée.

Dans la suite nous présentons la modélisation de l'approche proposée, en utilisant l'inspiration naturelle pour la segmentation d'image en régions homogènes.

# Chapter III

## Shuffled Frog Leaping Algorithm

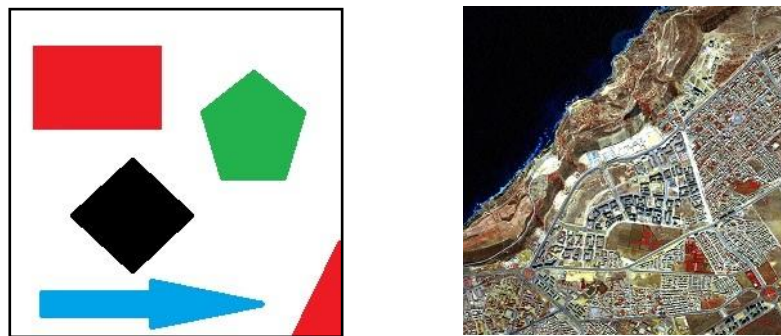
### III.1. Introduction

La segmentation d'image est l'opération la plus importante dans un système de traitement des images. Elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images.

La segmentation non supervisée vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels. Cependant, en raison de sa complexité plusieurs méthodes ont été proposées, spécifiquement des méthodes d'optimisations.

Dans notre travail nous nous intéressons à la technique des sauts de grenouilles (Shuffled Frog Leaping Algorithm SFLA en anglais). C'est une méta-heuristique, Bio-inspirée d'optimisation très récente qui imite l'évolution d'un groupe de grenouilles.

Dans ce chapitre nous présenterons la grenouille naturelle, une description du fonctionnement la méthode des sauts de grenouilles, ainsi qu'une application de l'approche proposée sur deux images, la première synthétique et la seconde satellitaire, présentées dans la figure III.1.



**Fig.III.1.** Les images utilisées pour la segmentation avec l'approche SFLA

### III.2. Les grenouilles naturelles

Les grenouilles sont des mammifères amphibiens bondissants, dits vertébrés à peau nue, qui vivent à la fois sur la terre et dans l'eau.

On les trouve la plupart du temps dans les étangs, les lacs, les marais et les baignoires. Elles habitent toutes les régions du monde mais surtout les régions chaudes et tempérées comme le Pôle Sud [Web01].

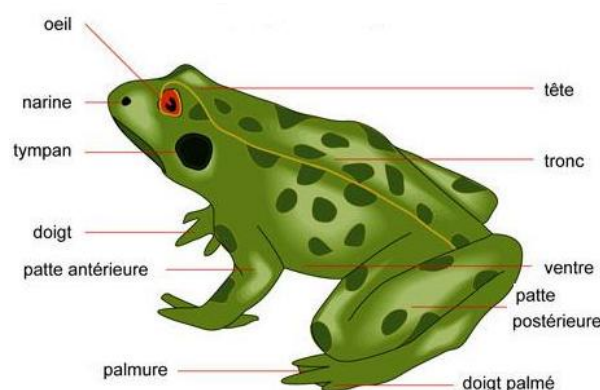
### III.2.1 Anatomie de la grenouille

La tête est aplatie et attachée au corps par un cou large et court ce qui fait que la grenouille ne peut pas tourner la tête. Une bouche largement fendue, au dessus de laquelle on trouve une paire de narines. Les yeux sont saillants et globuleux. Ils sont protégés par 3 paupières: une paupière inférieure mobile qui recouvre l'œil et est plus développée que la paupière supérieure. La troisième paupière (nictitante), transparente se place devant l'œil lorsque la grenouille est sous l'eau.

Les oreilles font défaut, mais on trouve chez la grenouille une oreille moyenne, c'est juste un tympan à fleur de peau situé en arrière des yeux. Cette oreille moyenne où la chaîne bien connue des osselets est remplacée par un osselet unique. Sur la partie postérieure du tronc de forme massive, s'ouvre l'orifice cloacal, où débouchent le rectum, les conduits génitaux et urinaires [Web01].

Les membres antérieurs sont courts. La main ne possède que quatre doigts apparents, le cinquième est atrophié et recouvert par la peau. La main n'est pas palmée. Les membres postérieurs sont puissants et adaptés au saut et à la nage. La musculature de la cuisse est fortement développée [Web01].

La cuisse, la jambe et le pied ont une longueur presque identique ce qui font qu'au repos ils sont repliés en Z. Une membrane palmaire réunit les cinq longs doigts inégaux. Comme pour la main le pied porte un doigt qui est atrophié et recouvert par la peau. Son corps est recouvert d'une peau nue, froide, humide (Fig.III.2) [Web01].



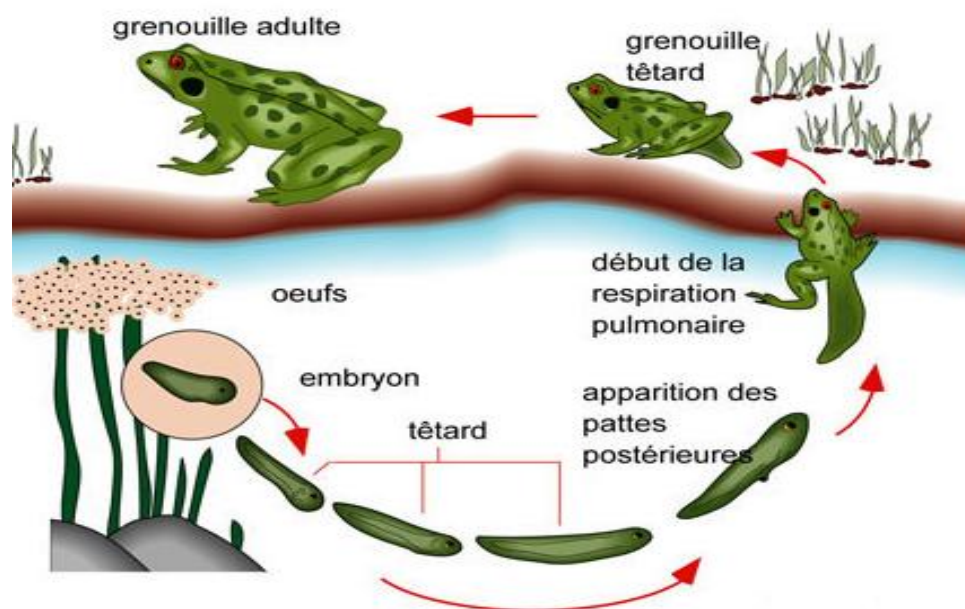
**Fig.III.2.** la morphologie d'une grenouille

### III.2.2 Cycle de vie de la grenouille

Des œufs ensuite un têtard après éclosion qui a lieu quelques jours après la fécondation. Un têtard de 2 mois (pattes de derrière), un têtard de 2 mois et demi (4 pattes), un têtard de 4 mois (queue raccourcie, sorti de l'eau) et enfin une grenouille adulte comme est présenté dans la figure. III.3 [Web01].

La différenciation sexuelle est postérieure à la métamorphose et a lieu lors de la croissance. L'œuf de l'amphibien ne se transforme pas de manière continue dans le temps. Son développement dépend des aléas météorologiques qui influencent la température de l'eau. Il arrive parfois, lorsque les conditions météorologiques lui sont défavorables, que la larve d'amphibien stoppe momentanément son évolution [Web02].

Elle garde ses caractéristiques aquatiques pour affronter le plus tard possible le milieu terrestre, moins hospitalier. Cela peut être le cas de la grenouille verte. Les variations importantes observées dans la nature ne sont donc pas uniquement liées aux espèces [Web04].



**Fig.III.3.** Schéma du cycle de vie de la grenouille

### III.2.3 Nourriture de la grenouille

Pendant les beaux jours, la grenouille se nourrit énormément, quand arrive l'hiver elle cesse de s'alimenter et se réfugie dans la vase, sous les pierres: elle est en hibernation.

Les grenouilles sont presque exclusivement carnivores. La capture de la proie est effectuée en plein bond ou immobile. Les grenouilles consomment beaucoup d'insectes et de mollusques. Certaines espèces se nourrissent de poissons, de tritons, de salamandre et même de petites grenouilles de leur espèce voire d'autres grenouilles et de crapauds adultes. En effet, le cannibalisme est fréquent [Web05].

Il s'explique par le fait que la grenouille qui a faim ne choisit pas forcément ses proies avec discernement, mais se jette sur tout ce qui bouge. Cependant, il arrive qu'elle ingère sa propre progéniture.

Les grenouilles ne se contentent pas de guetter l'arrivée d'une proie mais chassent vraiment. Elles doivent évaluer avec précision la distance à franchir et l'instant où elles ouvriront la bouche.

Lorsque la grenouille bondit et ouvre la bouche, sa longue langue collante se projette à la vitesse de l'éclair pour attraper sa victime, généralement, elles n'ont le droit qu'à un essai [Web02].

Elles sont capables de sortir et de rentrer leur langue en une fraction de seconde. Lorsque les grenouilles avalent, leurs yeux se rétractent dans leur tête, ce qui les aide à faire descendre leur nourriture dans leur gorge. Il faut préciser que la grenouille avale tout rond l'insecte, sans mâcher. Elles ne font pas trois repas par jour et parviennent à rester longtemps sans se nourrir.

### III.2.4 Les sauts des grenouilles

Les sauts des grenouilles sont bien plus complexes qu'il n'y paraît, des recherches menées par une doctorante australienne prouvent que le saut des grenouilles dépend de leur environnement. Les grenouilles sont connues pour leur capacité à effectuer des sauts souvent impressionnants.

Certaines sont ainsi capables de faire des bonds d'une longueur 20 fois supérieure à celle de leur corps. Mais toutes les grenouilles ne sautent pas de la même manière : les espèces ont développé différentes aptitudes et techniques, et cela serait dû à leur environnement. C'est du moins ce qu'affirme une doctorante de l'Australian National University qui a étudié plus de 200 de ces petits amphibiens, appartenant à pas moins de 30 espèces afin de comprendre leur fonctionnement [Web03].

Il existe trois grands types de grenouilles. Certaines vivent dans les arbres et les petits arbustes, on les appelle grenouilles arboricoles. D'autres évoluent dans ou à proximité de l'eau. Enfin, certaines ont pour particularité de se creuser des terriers.

Marta Vidal-Garcia est partie à la recherche de plusieurs dizaines de spécimens dans la nature australienne. Les grenouilles ont été filmées à l'aide de deux caméras à haute vitesse afin d'obtenir une vision tridimensionnelle de leurs sauts. Des petits sauts pour les petites grenouilles terrestres alors que les grenouilles arboricoles sont capables de sauter très haut sur de courtes distances, les grenouilles aquatiques peuvent effectuer de très longs sauts, tout en restant proches du sol. En revanche, les sauts des grenouilles terrestres sont courts et bas. Cela est dû à leur tendance à vivre dans des environnements arides, et cela les aide à minimiser la perte d'eau au travers de leur peau perméable [Web03].

Difficile pour ces petites grenouilles d'effectuer de longs ou hauts sauts, comme leurs cousines arboricoles et aquatiques.

L'aérodynamisme des grenouilles aquatiques et arboricoles évoluant dans l'eau, les grenouilles aquatiques ont elles développé un corps plus aérodynamique, avec des membres plus longs, et palmés à l'arrière. Cela leur permet de nager plus vite, mais aussi d'effectuer de longs sauts pour échapper à leurs prédateurs, par exemple.

Les grenouilles arboricoles n'ont pas toujours besoin d'avoir les pattes palmées. Certaines espèces ont même développé des sortes de petits coussinets collants au bout de leurs doigts, pour les aider à s'accrocher aux troncs, brindilles et feuilles. Mais celles qui possèdent des pattes avant et arrière palmées planent plus facilement dans les airs, et sont ainsi capables d'effectuer des sauts de 2 mètres de haut, près de 50 fois la longueur de leur corps [Web03].

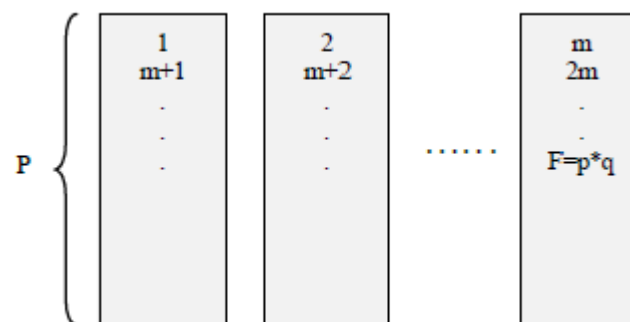
### III. 3. Algorithme des sauts de grenouilles

Cet algorithme connu sous son Appellation anglophone Shuffled Frog-Leaping algorithm (SFLA) est une méta-heuristique d'optimisation qui imite l'évolution d'un groupe de grenouilles en cherchant un endroit qui dispose d'une quantité maximale de nourriture. Cette dernière est étalée aléatoirement sur des pierres dans un étang [Eusuff et Lansey, 2003].

Chaque grenouille est une solution au problème. La population entière des grenouilles est composée d'un certain nombre de groupes de grenouilles appelées communautés. Elles évoluent indépendamment pour parcourir l'espace des solutions dans les différentes directions. L'information entre les différentes communautés circule par l'intermédiaire d'un processus de sauts [Bhaduri, 2009].

Supposons que la population initiale est constituée de  $F$  grenouilles définies aléatoirement dans l'espace ( $X_n$  avec :  $n=1,2,\dots, F$ ), la fitness  $f_n$  de la  $n^{\text{ième}}$  grenouille représente la valeur de la fonction objective.

Toutes les grenouilles sont triées dans un ordre décroissant et sont divisées en  $q$  communautés contenant chacune  $p$  grenouilles  $F = p \times q$  de telle manière que la première grenouille appartient à la première communauté, la deuxième est affectée à la deuxième communauté etc... [Narimani, 2011]. Comme est illustré dans la figure III.4.



**Fig.III.4.** Distribution des grenouilles dans les  $q$  communautés

Dans chaque communauté, les grenouilles fournissant la meilleure et la plus mauvaise solution sont identifiées et notées par  $X_b$  et  $X_w$ . La grenouille donnant des meilleurs résultats dans la population entière est notée par  $X_g$  [Xue et al., 2013].

Pendant l'évolution d'une communauté autrement dit, pendant l'exploration locale, la plus mauvaise grenouille  $X_w$  effectue un saut vers la meilleure  $X_b$  selon la règle suivante:

$$S = H \times (X_b - X_w) \quad (1)$$

$$X_{New} = X_w + S \quad (-S_{max} < S < S_{max}) \quad (2)$$

Tel que :

$S$  représente la valeur du saut,

$H$  est un nombre aléatoire compris entre (0 ; 1),

$S_{max}$  est la valeur du saut maximal autorisé.

Si le saut produit une meilleure solution alors cette solution remplace la plus mauvaise. Sinon, on applique la même règle en remplaçant le  $X_b$  par la solution globale  $X_g$

$$S = H \times (X_g - X_w) \quad (3)$$

Après avoir obtenu la valeur du saut  $S$  on recalcule  $X_{New}$  selon l'équation (2).

Si cette nouvelle solution reste moins bonne que la solution mauvaise, on génère aléatoirement une solution  $X_{New}$  meilleure que celle de  $X_w$  et on remplace  $X_w$  par  $X_{New}$ .

Les communautés sont ensuite mélangées pour former à nouveau la population des grenouilles. Le processus de tri, le partitionnement de la population en communautés, la recherche locale et le mélange des communautés sont répétés jusqu'à satisfaire un critère d'arrêt. Les différentes étapes de la technique Shuffled Frog Leaping Algorithm sont résumées dans la figure III.4.

**Etape 1 :** Fixer la taille  $F$  de la population, le nombre  $q$  de communauté et le nombre d'itérations

**Etape 2 :** Générer aléatoirement une population de  $F$  solutions et évaluer chaque solution

**Etape 3 :** Trier la population et déterminer la meilleure solution  $X_g$

**Etape 4 :** Partitionner la population en  $q$  communautés contenant chacune  $p$  grenouille

**Etape 5 :** Recherche Local

Pour chaque communauté

Répéter pendant  $N$  itération

- Déterminer la meilleure solution  $X_b$  et la mauvaise  $X_w$
- Calculer la solution  $X_{New}$  à partir de  $X_b$
- Si  $X_{New}$  est meilleur que  $X_w$  alors  
Remplacer  $X_w$  par  $X_{New}$
- Sinon calculer  $X_{New}$  à partir de  $X_g$   
Remplacer  $X_w$  par  $X_{New}$  si elle est meilleure
- Sinon générer une solution aléatoire meilleure que  $X_w$

Fin si

Fin pour

**Etape 6 :** Regrouper les  $m$  communautés pour former à nouveau la population

**Etape 7 :** Aller à l'étape 3 si le critère d'arrêt n'est pas atteint

**Fig.III.5.** Pseudo code de l'algorithme SFLA

L'algorithme SFLA a été testé sur plusieurs problèmes combinatoires et il a montré son efficacité [Fang et Chang, 2012] dans diverses solutions globales [Wang et al., 2010].

L'approche des sauts de grenouilles a récemment été utilisée pour déterminer le seuil optimal dans le domaine de la segmentation d'image exactement dans l'identification seuillage multi niveau [Liu et al., 2011] [Jiehong et Ma, 2012] [Horng, 2013].

### III.4. La segmentation non supervisée avec SFLA

Dans le contexte d'une segmentation non supervisée des images avec la méthode SFLA chaque grenouille est une solution du problème.

Par conséquent, un saut de grenouille donne plusieurs segmentations possibles de l'image représentant des solutions candidates. Donc la nécessité de les évaluer pour n'en garder qu'une, jugée comme meilleure selon une fonction objective prédéfinie. Dans notre étude nous avons utilisés deux fonctions objectives différentes :

#### A. 1<sup>ère</sup> Fonction Objective (Erreur Quadratique):

Chaque grenouille est composée d'un représentant  $\bar{x}_i$  de chaque région, appelé centre de gravité [Zhang, 2000]. L'équation (4) décrit cette fonction objective.

$$f_n = \frac{1}{D_T(C)} \quad (4)$$

Avec  $D_T(C)$  l'erreur quadratique, dont le minimum est un indice d'une bonne segmentation.

L'erreur quadratique est exprimée par la relation suivante :

$$D_T(C) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{Q_i} d(x_j^{(i)}, \bar{x}_i)^2 \quad (5)$$

Avec :

K est le nombre de classes (régions) souhaités,

$Q_i$  est le nombre de pixels de la classe i,

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

Pour une meilleure segmentation des images, il est nécessaire de maximiser  $f_n$ . La valeur maximale de la fitness correspond à une segmentation avec une distance minimale entre les pixels appartenant à la même région.

### B. 2<sup>ème</sup> Fonction Objective (XBI):

La 2<sup>ème</sup> Fonction Objective utilisée dans notre étude est Xie-Beni's separation Index (XBI). Cette fonction a été proposée par Xie et Beni en 1991 [Xie et Beni, 1991].

Chaque pixel est d'abord affecté au centre de gravité le plus proche. Ensuite, on calcule la distance minimale  $d_{\min}$  de toutes les distances  $d_{kj}$  entre deux classes de la manière suivante [Yang et Wu, 2001] :

$$d_{\min} = \min \{d_{kj}\} \quad (6)$$

Avec :

$d_{kj}$  est la distance euclidienne entre le  $k^{\text{ème}}$  et le  $j^{\text{ème}}$  centre de gravité.

Enfin, on calcule le XBI qui exprime le rapport entre la variation totale et N fois la séparation minimale des clusters donnée par la formule suivante :

$$XBI = 1 / \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N u_{ik} \|x_i - v_k\|}{N \times (d_{\min})^2} \quad (7)$$

Tel que :

K est le nombre total de régions ou bien clusters.

N est le nombre total de pixels.

$x_i$  est la valeur du pixel.

$$u_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i \in k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Et} \quad v_k = \frac{\sum_{x_i \in X_k} x_i}{M_k}$$

Avec :

$M_k$  = nombre de pixels appartenant à la  $K^{\text{ème}}$  classe.

$X_k$  = ensemble de pixels assignés à la classe K.

Les étapes principales de l'algorithme SFLA pour la segmentation non supervisée des images peuvent se résumer ainsi :

**Etape 1 :** initialisation des paramètres d'entrées.

Cette étape consiste à fixer la taille de la population  $F$ , le nombre de communautés  $q$ , le nombre de grenouilles dans chaque communautés  $p$  (tel que  $F=p \times q$ ).

La valeur du paramètre  $H$ , le nombre  $N1$  d'itérations pour la recherche locale de chaque communauté et le nombre d'itération  $N2$  pour l'exécution du programme. Ainsi que la valeur de  $\varepsilon$  qui représente la différence entre les fitness de l'itération  $i$  et  $(i-1)$  pour chaque grenouille telle que cette valeur tend vers l'infini.

**Etape 2 :** initialisation de la population des grenouilles.

Pour mettre en œuvre l'algorithme SFLA, une population initiale de  $F$  grenouilles est générée. Chaque grenouille  $X_n$  correspond à un vecteur  $B$  de dimension  $D \times K$ , tel que  $D$  est la dimension de l'espace de recherche et  $k$  le nombre de régions présentes sur l'image.

En effet, chaque grenouille est constituée d'un représentant  $\bar{x}_i$  de chaque région. La génération de ces centres des régions se fait en deux étapes :

1. Générer aléatoirement les centres de gravité des régions dans l'espace de recherche.
2. Mise à jour de ces centres par un certain nombre d'itérations de l'algorithme K-means pour accélérer la convergence de l'algorithme SFLA.

**Etape 3 :** calcul de la fitness pour chaque grenouille.

Après la génération de la population initiale, chaque pixel est affecté à la classe dont le centre est le plus proche. Toutes les grenouilles sont alors, évaluées selon la fonction de fitness illustrée soit par l'équation (4) ou bien l'équation (7). A chaque grenouille on associe une fonction d'évaluation.

**Etape 4 :** tri de la population.

La population des grenouilles est triée dans un ordre décroissant selon la valeur de la fitness pour pouvoir déterminer la meilleure grenouille  $X_g$  de cette population.

**Etape 5 :** partition de la population en  $q$  communautés.

Après avoir trié la population des grenouilles, chacune des  $q$  communautés contient  $p$  grenouilles.

**Etape 6 :** recherche locale

Pour chaque communauté

Répéter pendant  $N1$  itérations

- Déterminer la meilleure grenouille  $X_b$  et la mauvaise grenouille  $X_w$
- La mauvaise grenouille  $X_w$  effectue un saut. Sa nouvelle position  $X_{New}$  est calculée et on évalue une fonction de fitness  $f$  correspondante
- Si  $f(X_{New}) > f(X_w)$  alors cette solution remplace la plus mauvaise  $X_w$
- Sinon, la mauvaise grenouille  $X_w$  effectue un autre saut déterminé à partir de l'équation (3). Donc on recalcule la nouvelle position  $X_{New}$  ainsi que sa fitness
- La nouvelle position de la grenouille  $X_{New}$  remplacera la mauvaise  $X_w$  si elle produit une meilleure solution
- Sinon générer une solution aléatoirement  $X_{New}$  meilleure que celle de  $X_w$

Fin de pour

**Etape 7 :** regrouper les  $q$  communautés pour former à nouveau la population des grenouilles.

**Etape 8 :** aller à l'étape 4 si le nombre d'itérations maximales  $N2$  et la valeur d' $\epsilon$ , ne sont pas atteints.

**Etape 9 :** la dernière  $X_g$  est la solution du problème. L'image est segmentée avec cette meilleure grenouille de la population.

La figure.III.6 représente l'organigramme de l'algorithme SFLA appliqué pour la segmentation non supervisée des images.

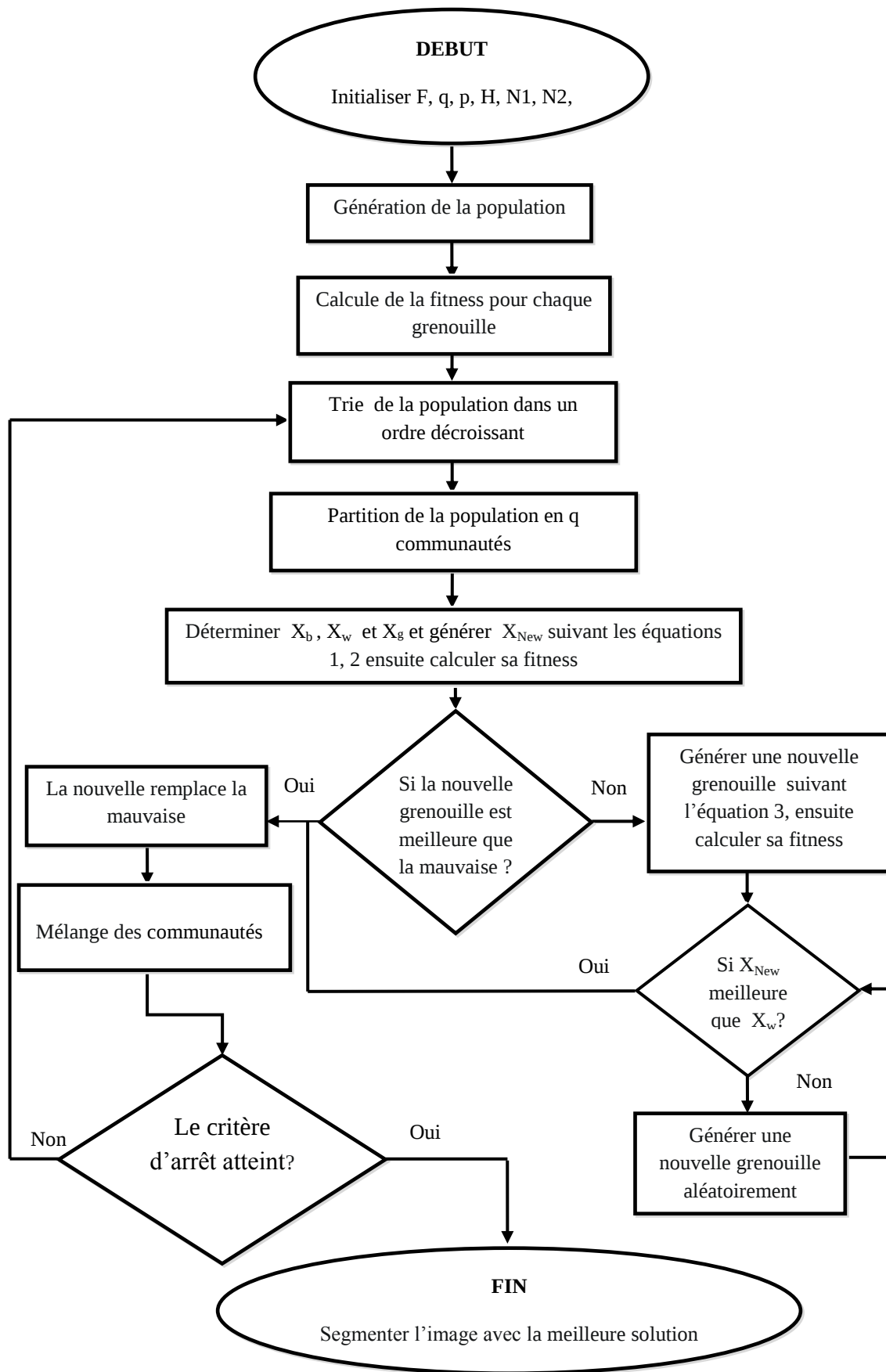
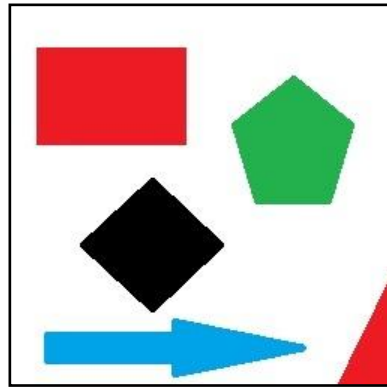


Fig.III.6. Organigramme de l'approche proposée

### III.5. Application du SFLA sur une image test

Pour tester la méthode proposée SFLA sur la segmentation des images, nous avons utilisée en premier lieu une image simple et moins structurée de taille 256\*256 pixel, présentée dans la figure.III.7.

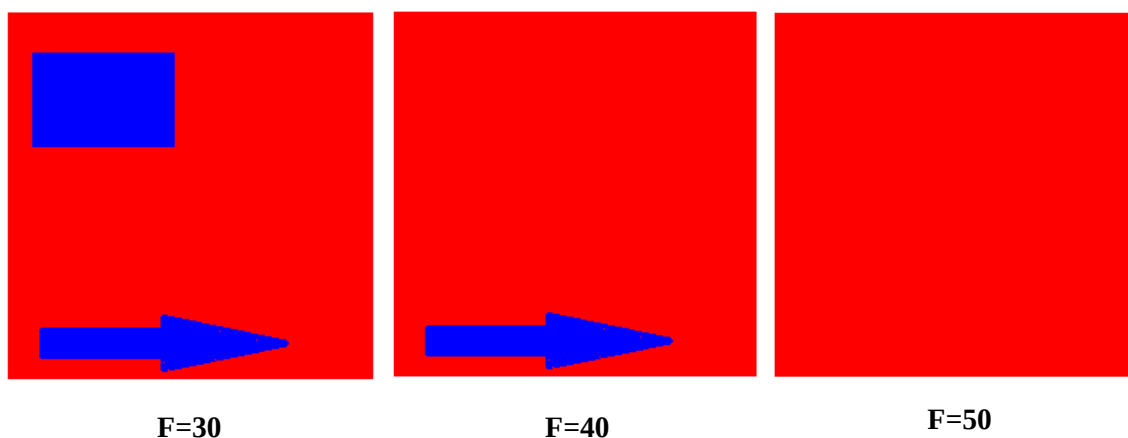


**Fig.III.7.** Image Test

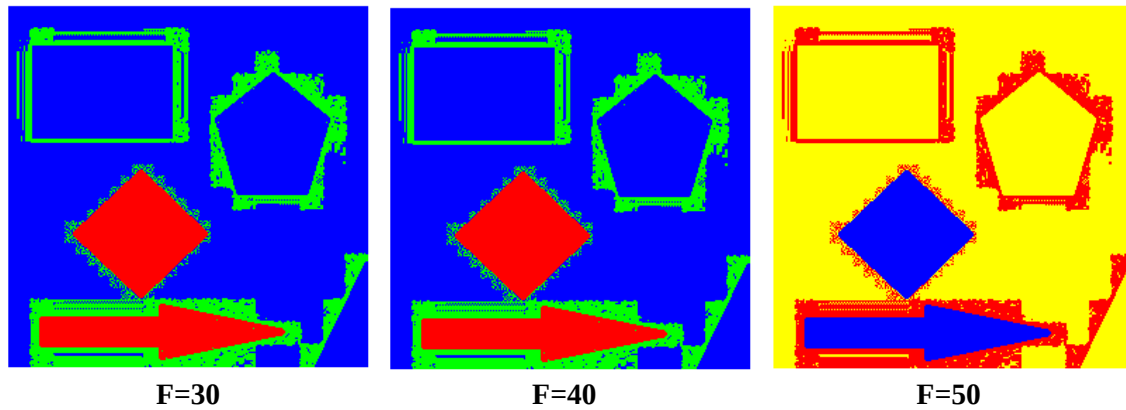
On a fait varier les différents paramètres de l'algorithme des sauts de grenouilles, pour pouvoir choisir les meilleures valeurs des paramètres d'entrées donnant des résultats de segmentation satisfaisantes.

#### A. Variation du nombre de grenouilles (F)

Pour cette étude nous avons choisi les valeurs de  $F=30$ ,  $F=40$  et  $F=50$ , avec variation du nombre de régions  $K$  dans l'image test. Les différents résultats obtenus sont présents dans les figures, Fig.III.8 et Fig.III.9.



**Fig.III.8.** Résultat de la segmentation de l'image test avec variation de  $F$  ( $K=2$ )



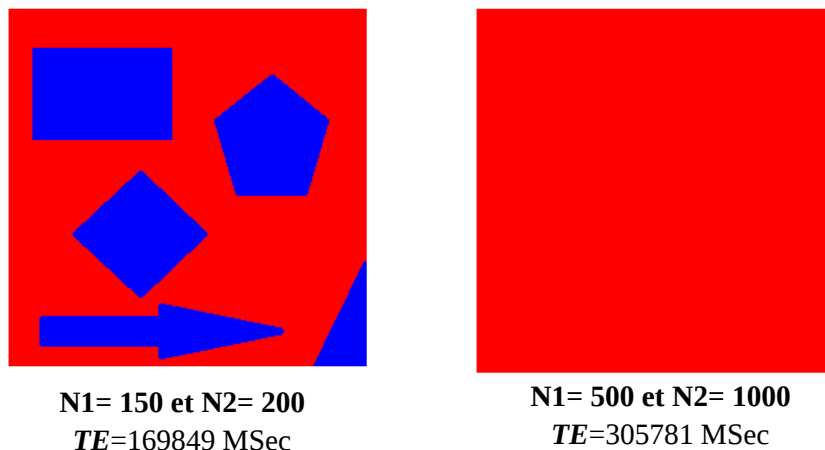
**Fig.III.9.** Résultat de la segmentation de l'image test avec variation de F (K=4)

### Discussion

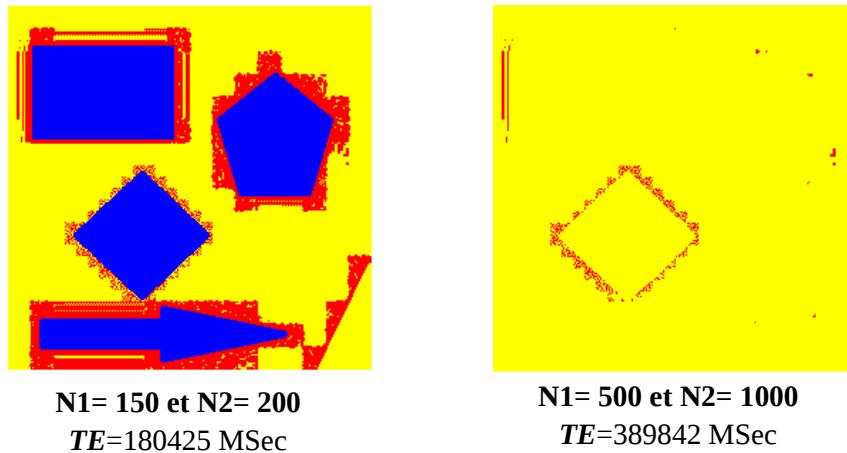
D'après les résultats présentés dans les figures III.8, et III.9, pour la variation du paramètre nombre de grenouilles F, on remarque que les différentes images segmentées n'étaient pas satisfaisantes pour les différentes valeurs de K=2 et 4. Les images résultantes de la segmentation avec l'approche SFLA pour les variations de F= 30, F=40 et F=50 sont très mauvaises.

### B. Variation du nombre d'itérations (N1 et N2)

Pour cette étude nous avons initialisé les valeurs de N1= 150 et N2= 200, ensuite N1= 500 et N2= 1000, avec variation du nombre de régions K dans l'image test, et le calcul du temps d'exécution (TE) pour chaque image. Les différents résultats obtenus sont présents dans les figures, Fig.III.10 et Fig.III.11.



**Fig.III.10.** Résultat de la segmentation de l'image test avec variation de N1 et N2 (K=2)



**Fig.III.11.** Résultat de la segmentation de l'image test avec variation de N1 et N2 (K=4)

### Discussion

D'après les résultats illustrés dans les figures III.10, et III.11, pour la variation des paramètres, nombre N1 d'itérations pour la recherche locale de chaque communauté et nombre d'itération N2 pour l'exécution du programme, on remarque que, pour N1= 150 et N2= 200 avec K= 2, l'image segmentée était appréciable mais pour N1= 500 et N2= 1000, l'image finale est juste un fond rouge sans objet avec un temps d'exécution TE supérieur. Pour K=4 avec les différentes variations de N1 et N2, les images segmentées, étaient mauvaise avec un temps d'exécution très élevé.

Donc pour toutes les expérimentations, les valeurs des paramètres d'entrées déterminées après plusieurs variations et garantissant une bonne convergence, sont consignées dans la table. III. 1.

|                                               |           |
|-----------------------------------------------|-----------|
| Nombre de grenouilles F                       | 10        |
| Nombre de communauté q                        | 2         |
| Nombre de grenouille p dans chaque communauté | 5         |
| Nombre d'itération N1                         | 50        |
| Nombre d'itération N2                         | 100       |
| La valeur de $\epsilon$                       | $10^{-8}$ |
| Le paramètre H                                | 0.05      |

**Table. III. 1.** Initialisation des paramètres SFLA pour la segmentation de l'image test

Chaque grenouille va être initialisée par un ensemble de régions, qui vont être représentées par la position du centre de gravité du pixel (x,y). Donc chaque grenouille est définie par un ensemble de centres de gravité.

Par exemple :

↳ Pour K=2, la grenouille est définie comme suit :

Cluster N° 1 avec x = 155 et y = 130

Cluster N° 2 avec x = 22 et y = 170

↳ Pour K=4, la grenouille est représentée comme suit :

Cluster N° 1 avec x = 250 et y = 118

Cluster N° 2 avec x = 45 et y = 4

Cluster N° 3 avec x = 89 et y = 125

Cluster N° 4 avec x = 25 et y = 39

Avec l'utilisation de la 1<sup>ère</sup> fonction objective, le classement des dix grenouilles utilisées pour la segmentation de l'image test avec l'approche SFLA, dans l'ordre décroissant selon la fitness est présenté dans la table. III. 2.

| <i>N° de la grenouille</i> | <i>La fitness</i> |
|----------------------------|-------------------|
| 2                          | 1.3956362         |
| 6                          | 1.3556362         |
| 7                          | 1.3549603         |
| 4                          | 1.3151578         |
| 5                          | 0.5372843         |
| 1                          | 0.2698696         |
| 3                          | 0.2688696         |
| 8                          | 0.2658696         |
| 10                         | 0.263869          |
| 9                          | 0.0126441         |

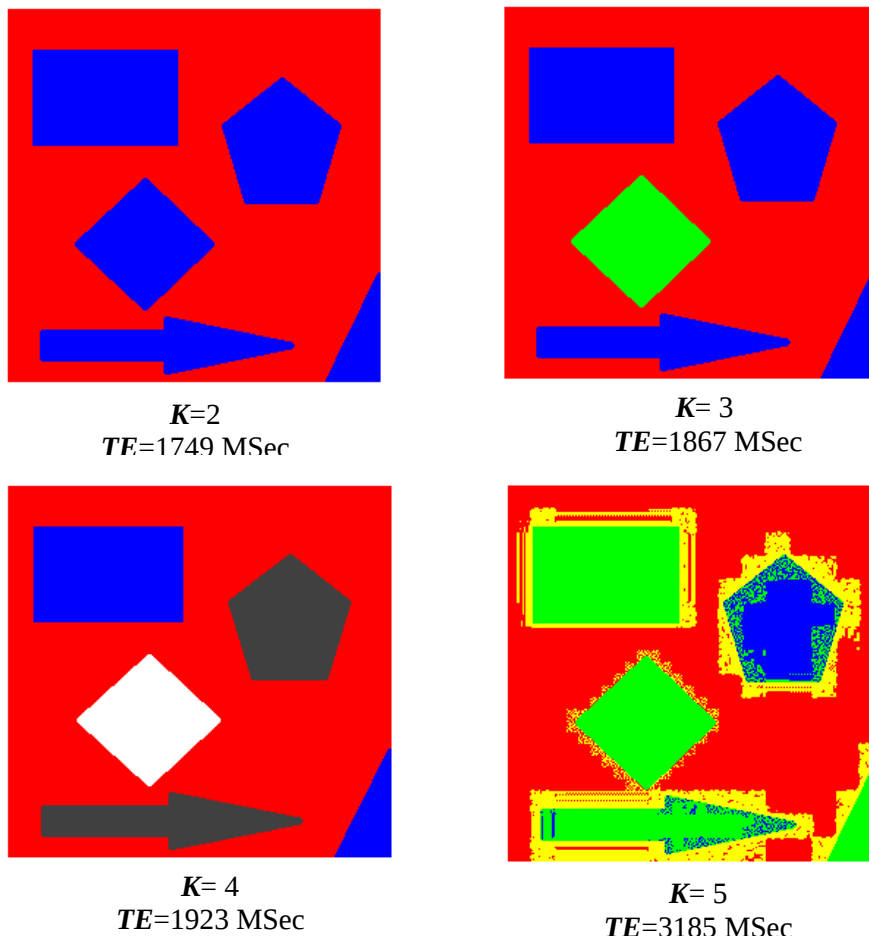
**Table. III. 2.** Classement des dix grenouilles pour la segmentation de l'image test avec SFLA

La distribution des grenouilles dans les deux communautés est la suivante (Table. III. 3)

| <i>Communauté N° 1</i> | <i>Communauté N° 2</i> |
|------------------------|------------------------|
| Grenouille 2           | Grenouille 6           |
| Grenouille 7           | Grenouille 4           |
| Grenouille 5           | Grenouille 1           |
| Grenouille 3           | Grenouille 8           |
| Grenouille 10          | Grenouille 9           |

**Table. III. 3.** Distribution des grenouilles dans les communautés

La figure III.12, représente les résultats de la segmentation SFLA de l'image test avec l'utilisation de la fonction objective Erreur Quadratique, en faisant varier le nombre de régions K.

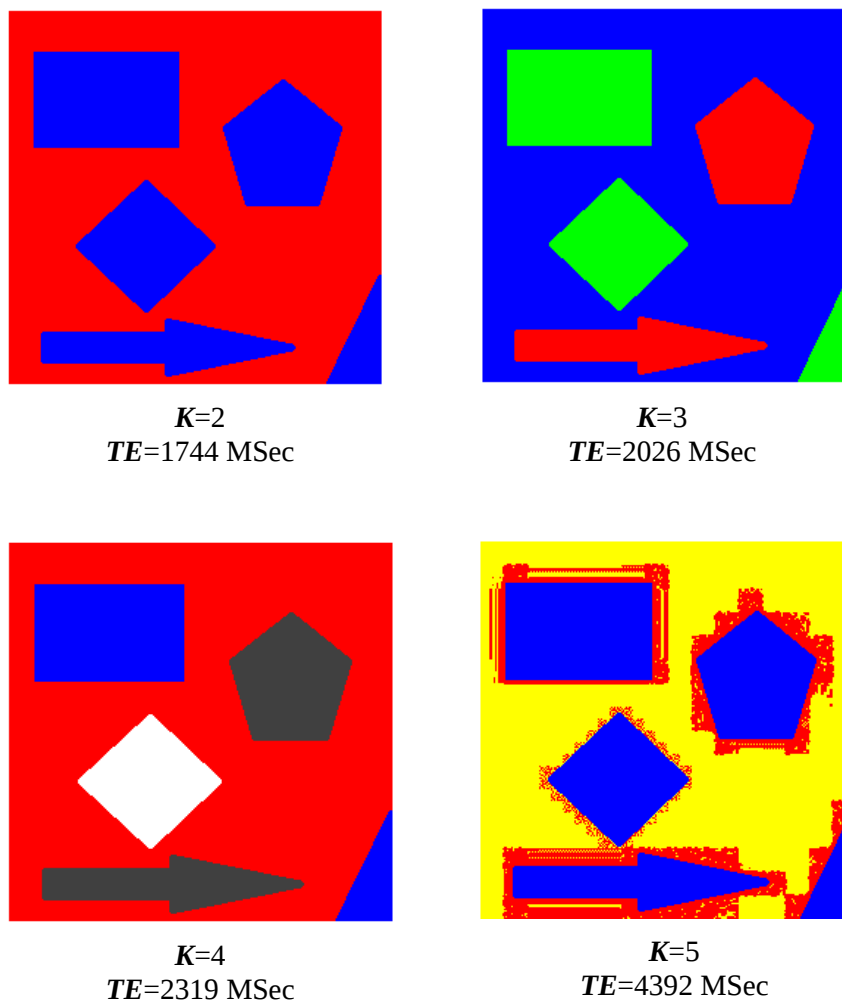


**Fig.III.12.** Segmentation de l'image test avec l'utilisation de l'Erreur Quadratique

### Discussion

D'après les résultats présentés dans la figure III.12, on remarque que les différentes images segmentées étaient satisfaisantes pour les différentes valeurs de  $K=2,3$  et 4 avec un temps d'exécution (TE) rationnel, mais pour  $K=5$ , l'image résultante est très mauvaise car les contours des régions constituant l'image ne sont pas visibles. Donc l'approche SFLA utilisée pour la segmentation de cette image, ne détecte plus que quatre régions.

La figure III.13, représente les résultats de segmentation par l'approche SFLA de l'image test avec l'utilisation de la fonction objective XBI, en faisant varier le nombre de régions  $K$ .



**Fig.III.13.** Segmentation de l'image test avec l'utilisation de XBI

## Discussion

Les résultats de la segmentation présentés dans la figure III.13, montre clairement que les différentes images résultantes étaient satisfaisantes pour les différentes valeurs de  $K=2, 3$  et  $4$  avec un temps d'exécution raisonnable, mais pour  $K=5$ , l'image résultante n'était pas bonne car les contours des différentes régions de l'image ne sont pas détectées.

On peut conclure que les résultats obtenus dans les deux figures III.12 et III.13 montrent que l'image test est bien segmentée avec l'algorithme SFLA en utilisant les deux fonctions objectives.

## III.6. Application du SFLA sur une image satellitaire

Pour mieux expérimenter les performances de notre algorithme SFLA, nous avons utilisé une image satellitaire de la zone de Khemisti de la région d'Oran acquise par le satellite Landsat de taille  $256 \times 256$  (Fig.III.14). Cette image a été choisie pour sa complexité, pouvant présenter un intérêt pour l'évaluation de notre approche.



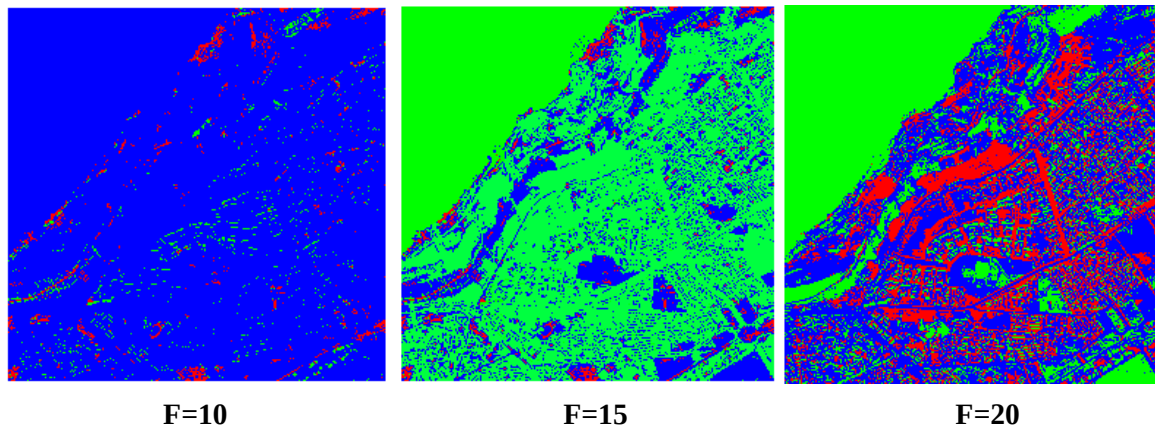
**Fig.III.14.** Image Satellitaire de la zone de Khemisti de la région d'Oran

Pour la segmentation de cette image satellitaire, nous avons effectué plusieurs variations des paramètres, nombre de grenouilles  $F$ , ainsi que le nombre  $N1$  d'itérations pour la recherche locale et le nombre d'itération  $N2$  pour l'exécution

totale du programme, pour pouvoir déterminer les meilleures valeurs des paramètres d'entrée donnant des résultats de segmentation appréciables.

#### A. Variation du nombre de grenouilles (F)

Pour ce test, nous avons initialisé  $F=10$ ,  $F=15$  et  $F=20$ . Les différents résultats obtenus pour la segmentation de l'image satellitaire, sont présents dans la figure III.15.



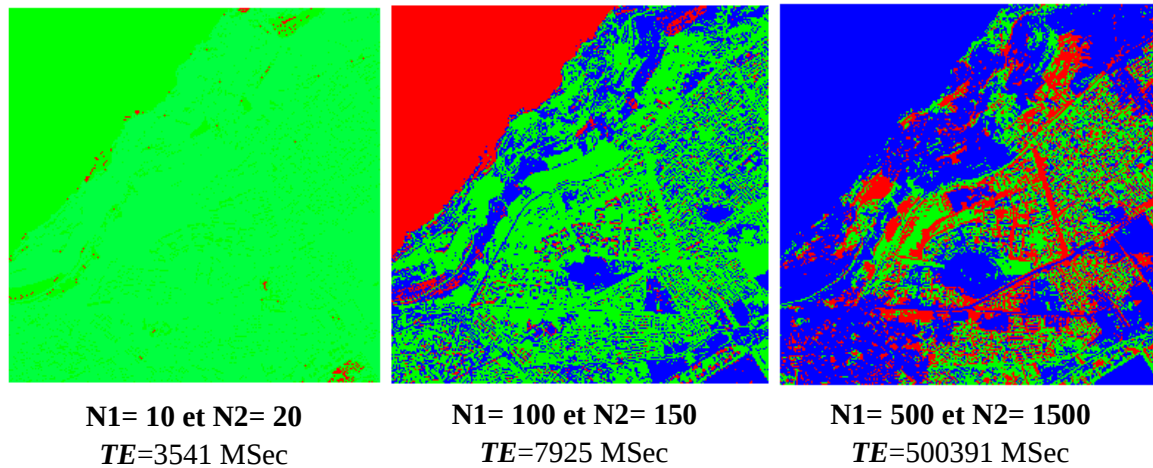
**Fig.III.15.** Résultat de la segmentation de l'image satellitaire avec variation de F

#### Discussion

D'après les résultats présentés de la figure III.15, pour la variation du paramètre nombre de grenouilles  $F$ , on remarque que, pour les variations de  $F=10$ ,  $F=15$  les deux images segmentées n'étaient pas admissibles, mais pour  $F=20$  l'image segmentée avec l'approche proposée est acceptable. Donc pour la segmentation de l'image satellitaire présentée dans la figure III.14, il faut que la valeur de  $F$  soit supérieure à 20.

#### B. Variation du nombre d'itérations ( $N1$ et $N2$ )

Pour cette étude nous avons initialisé les valeurs de  $N1=10$  et  $N2=20$ ,  $N1=100$  et  $N2=150$ , ensuite  $N1=500$  et  $N2=1500$ , et on a calculé le temps d'exécution (TE) nécessaire pour la segmentation de l'image. Les différents résultats obtenus sont présents dans la figure III.16.



**Fig.III.16.** Résultat de la segmentation de l'image satellitaire avec variation de N1 et N2

### Discussion

D'après les résultats illustrés dans les figures III.16, pour la variation des paramètres, nombre N1 d'itérations pour la recherche locale de chaque communauté et nombre d'itération N2 pour l'exécution du programme, on remarque que, pour N1= 10, N2= 20 et N1= 500, N2= 1500, les deux images segmentée était mauvaise et ne reflète pas l'image originale, mais pour N1= 100 et N2= 150, l'image finale segmentée est satisfaisante avec un temps d'exécution raisonnable.

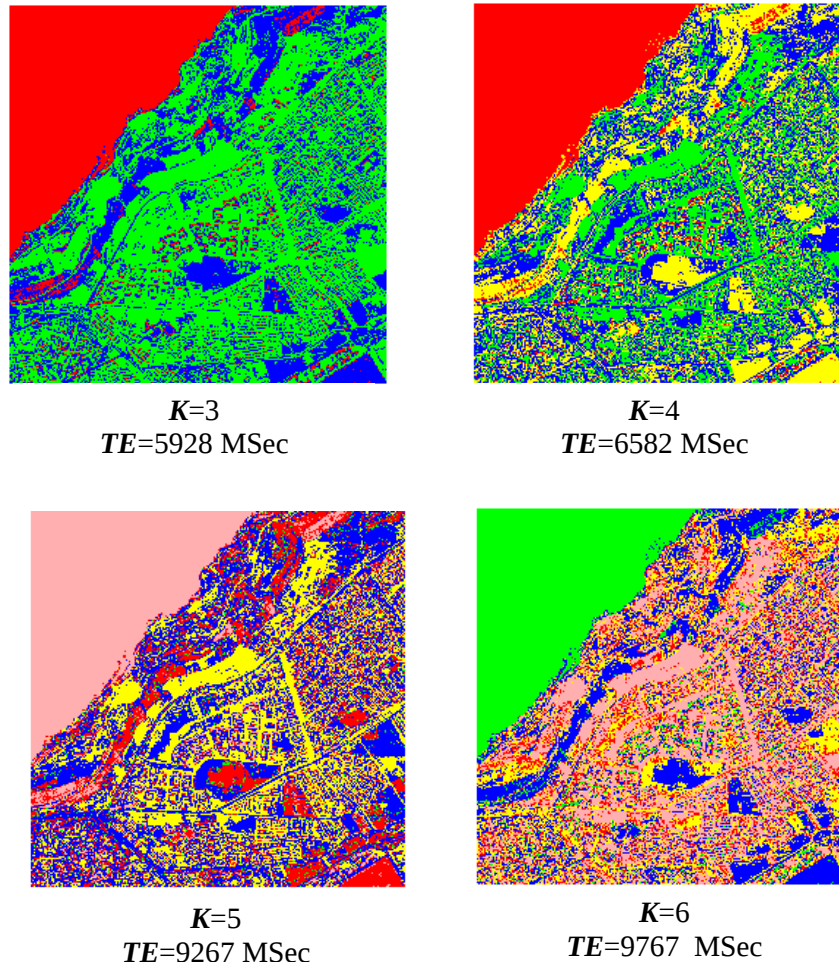
Donc pour toutes les expérimentations effectuées sur la segmentation de l'image satellitaire, nous avons fixé les paramètres comme est présenté dans la table III.4, ces valeurs ont été déterminées après plusieurs tests et garantissent une bonne convergence :

|                                               |           |
|-----------------------------------------------|-----------|
| Nombre de grenouilles F                       | 25        |
| Nombre de communauté q                        | 5         |
| Nombre de grenouille p dans chaque communauté | 5         |
| Nombre d'itération N1                         | 50        |
| Nombre d'itération N2                         | 150       |
| La valeur de $\epsilon$                       | $10^{-8}$ |
| Le paramètre H                                | 0.05      |

**Table. III. 4.** Initialisation des paramètres SFLA pour la segmentation de l'image satellitaire

D'un autre côté, nous avons varié le nombre de régions souhaitées et on a utilisé les deux fonctions objectives afin d'évaluer leur contribution sur la qualité de la segmentation.

Pour la segmentation de l'image satellitaire avec l'utilisation de la fonction d'Erreur Quadratique, les résultats sont les suivants (Fig.III.17).

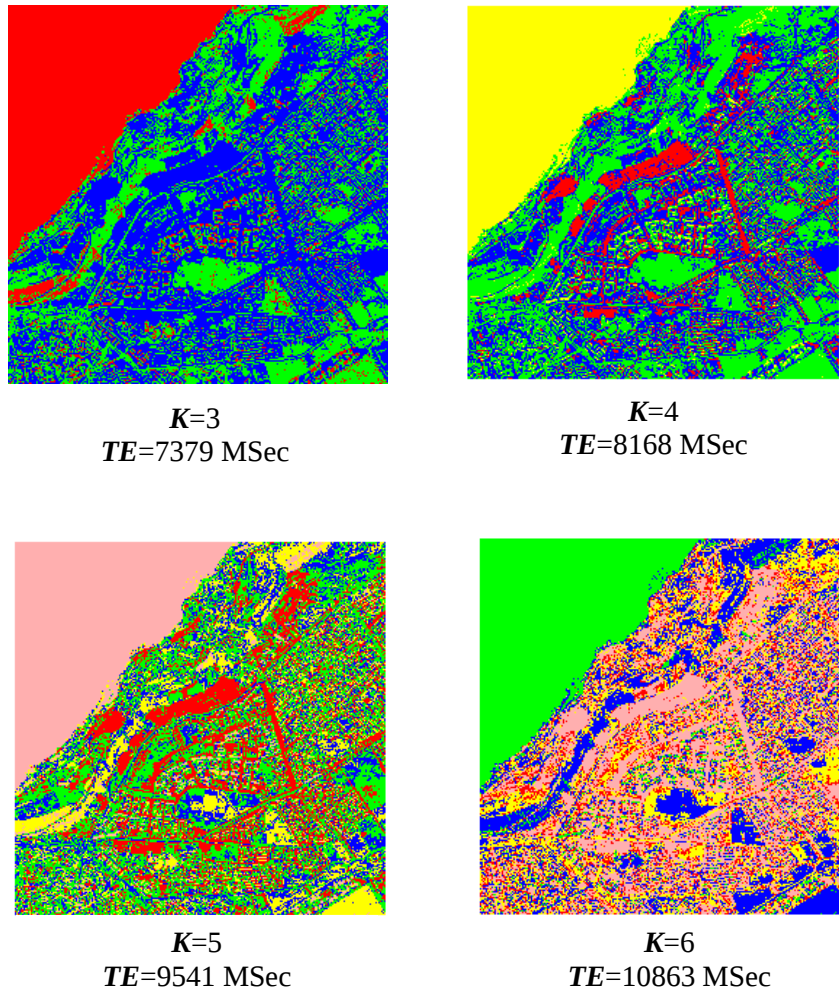


**Fig.III.17.** Segmentation de l'image satellitaire avec l'utilisation de l'Erreur Quadratique

### Discussion

À partir des résultats de la figure III.17, on déduit que plus on augmente le nombre de régions plus le temps d'exécution est important. Les différentes images segmentées par l'approche proposée et avec l'utilisation de la fonction objective l'Erreur Quadratique sont satisfaisantes, les contours des régions sont bien visibles.

Pour la segmentation de l'image satellitaire avec l'utilisation de la fonction objective XBI, les résultats sont les suivants (Fig.III.18).



**Fig.III.18.** Segmentation de l'image satellitaire avec Fonction Objective XBI

### Discussion

Pour mieux tester les performances de notre algorithme des sauts de grenouilles sur la segmentation de l'image satellitaire de la région d'Oran, nous avons utilisé la fonction objective XBI. Les résultats obtenus dans la figure III.18, montrent clairement que l'approche proposée avec l'utilisation de cette fonction, peut générer des résultats de segmentation correcte.

### III.7. Conclusion

Le nouvel algorithme de segmentation non supervisée a été appliqué sur deux images, la première synthétique, la seconde satellitaire. Ces deux images ont été sélectionnées pour leurs disparités.

L'initialisation des paramètres d'entrées de la méthode SFLA influe fortement sur les résultats de la segmentation des images, et les choix des valeurs de ces paramètres dépendront des types des images à segmenter.

Les différents résultats obtenus étaient approuvables avec l'utilisation des deux fonctions objectives différentes.

La nouvelle approche proposée de segmentation des images basée sur le comportement des grenouilles est montrée performante.

Des améliorations intéressantes peuvent être apportées à notre approche SFLA. Comme par exemple, la comparaison des résultats obtenus de la segmentation non supervisée avec d'autre approche Bio-inspirée et de l'appliquer sur d'autres types d'images pour pouvoir montrer les performances de cet algorithme, ce qui sera représenté dans le chapitre suivant.

# Chapitre IV

## Etude et implémentation

## IV.1. Introduction

Dans ce chapitre on va décrire l'aspect pratique de notre projet et comment mettre en œuvre une méthode de segmentation fiable basée sur un algorithme d'optimisation des sauts de grenouilles SFLA pour le traitement d'image.

L'approche est implémentée et appliquée sur différentes images (test et satellitaires) et de différentes tailles présentées dans la figure. IV.1.

Pour valider les performances de notre approche nous avons effectué des expérimentations que nous comparons avec la méthode de K-means et l'Algorithme de Recherche Gravitationnelle (GSA).

Notre étude expérimentale a été effectuée dans un environnement matériel et logiciel présentant les caractéristiques suivantes : un microprocesseur Intel core i5, un disque dur de 500 Go, un système d'exploitation Windows 7 et le langage de programmation JAVA (NetBeans IDE 7.4).



**Fig.IV.1.** Les différentes images utilisées pour la segmentation avec l'approche  
Shuffled Frog Leaping Algorithm

## IV.2. Segmentation non supervisée des images avec SFLA

Pour montrer l'efficacité et les performances de l'approche SFLA utilisée dans notre travail, nous l'avons appliquée sur différentes images. Les régions figurant sur les images sont visibles à l'œil nu, ce qui permettra d'évaluer l'exactitude des résultats obtenus. Pour toutes les expérimentations, les valeurs des paramètres garantissant une bonne convergence, sont consignées dans la table IV.1 :

|                                               |           |
|-----------------------------------------------|-----------|
| Nombre de grenouilles F                       | 10        |
| Nombre de communauté q                        | 5         |
| Nombre de grenouille p dans chaque communauté | 2         |
| Nombre d'itération N1                         | 100       |
| Nombre d'itération N2                         | 250       |
| La valeur de $\epsilon$                       | $10^{-8}$ |
| Le paramètre H                                | 0.05      |

**Table. IV. 1.** Initialisation des paramètres pour la segmentation avec SFLA

### VI.2.1. Résultats de segmentation de l'image test 1 avec SFLA

L'image présentée dans la figure IV.2 de taille 256\*256 est utilisée pour la segmentation avec l'approche proposée.



**Fig.IV.2.** Présentation de l'image test 1

Chaque grenouille va être initialisée par un ensemble de régions, qui vont être représentées par la position du centre de gravité du pixel (x,y).

Le classement des dix grenouilles dans l'ordre décroissant selon la fitness est comme suit (Table. IV. 2.).

| <i>N° de la grenouille</i> | <i>La fitness</i> |
|----------------------------|-------------------|
| 4                          | 5.9362            |
| 1                          | 3.6072            |
| 10                         | 3.1395            |
| 5                          | 2.8989            |
| 6                          | 2.8143            |
| 9                          | 2.5414            |
| 7                          | 2.0781            |
| 3                          | 2.0201            |
| 2                          | 1.9123            |
| 8                          | 1.9060            |

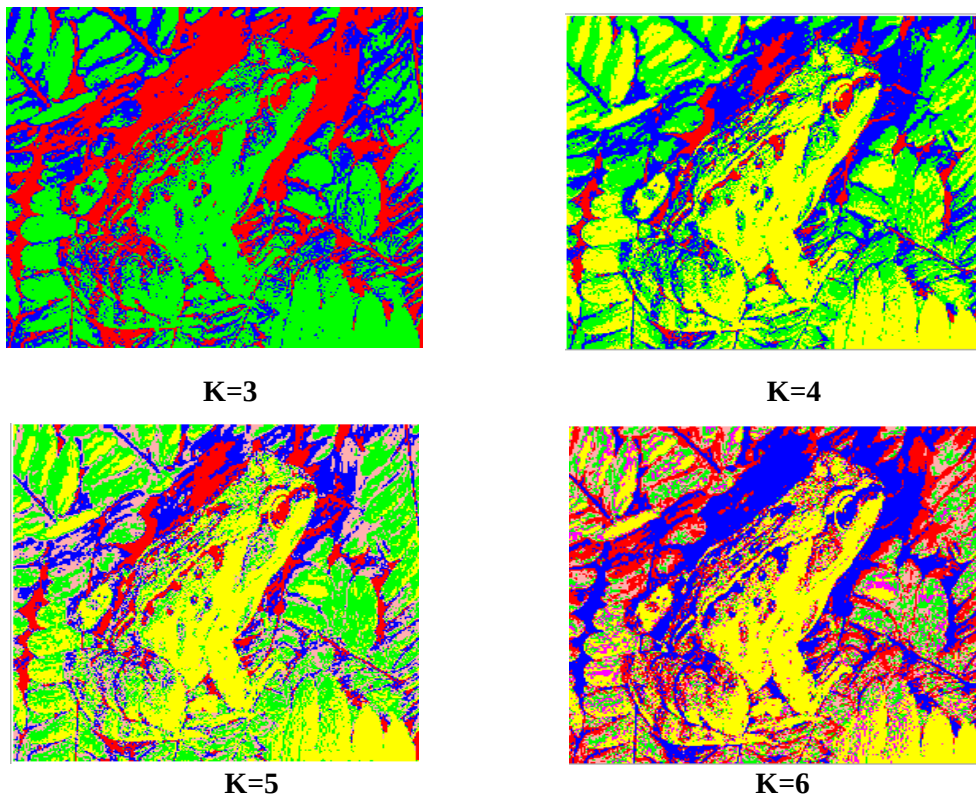
**Table. IV. 2.** Classement des dix grenouilles pour la segmentation de l'image test 1

La distribution des grenouilles dans chaque communauté est représentée dans la table. IV.3. de telle manière que la première grenouille appartient à la première communauté, la deuxième est affectée à la deuxième communauté etc...

| <i>Communauté<br/>N° 1</i>   | <i>Communauté<br/>N° 2</i>   | <i>Communauté<br/>N° 3</i>    | <i>Communauté<br/>N° 4</i>   | <i>Communauté<br/>N° 5</i>   |
|------------------------------|------------------------------|-------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| Grenouille 4<br>Grenouille 9 | Grenouille 1<br>Grenouille 7 | Grenouille 10<br>Grenouille 3 | Grenouille 5<br>Grenouille 2 | Grenouille 6<br>Grenouille 8 |

**Table. IV. 3.** Distribution des grenouilles dans les communautés pour l'image test 1

En faisant varier le nombre  $K$  de régions souhaitées dans l'image, on obtient les résultats présentés dans la figure .IV.3.



**Fig.IV.3.** Résultats de segmentation de l'image test 1 avec SFLA

## Discussion

L'image test 1 utilisée pour la segmentation avec l'approche proposée est très complexe car elle composée de plusieurs régions. A partir des résultats obtenus dans la figure IV.3, on remarque que, plus on fait augmenter le nombre de régions  $K$ , plus les objets de l'image et en particulier l'objet grenouille est bien identifié par la méthode SFLA.

## VI.2.2. Résultats de segmentation de l'image satellitaire 1 avec SFLA

L'image satellitaire 1 présentée dans la figure IV.4 de taille 256\*256 est utilisée pour la segmentation avec l'approche des sauts de grenouilles.



**Fig.IV.4.** Présentation de l'image satellitaire 1

Le classement des dix grenouilles utilisées pour la segmentation de l'image satellitaire 1 avec SFLA, dans l'ordre décroissant selon la fitness est présenté dans la table IV.4.

| <i>N° de la grenouille</i> | <i>La fitness</i> |
|----------------------------|-------------------|
| 4                          | 1.10108           |
| 7                          | 1.00481           |
| 8                          | 0.95192           |
| 2                          | 0.90568           |
| 9                          | 0.64667           |
| 5                          | 0.49764           |
| 10                         | 0.48520           |
| 1                          | 0.33435           |
| 3                          | 0.29927           |
| 6                          | 0.24595           |

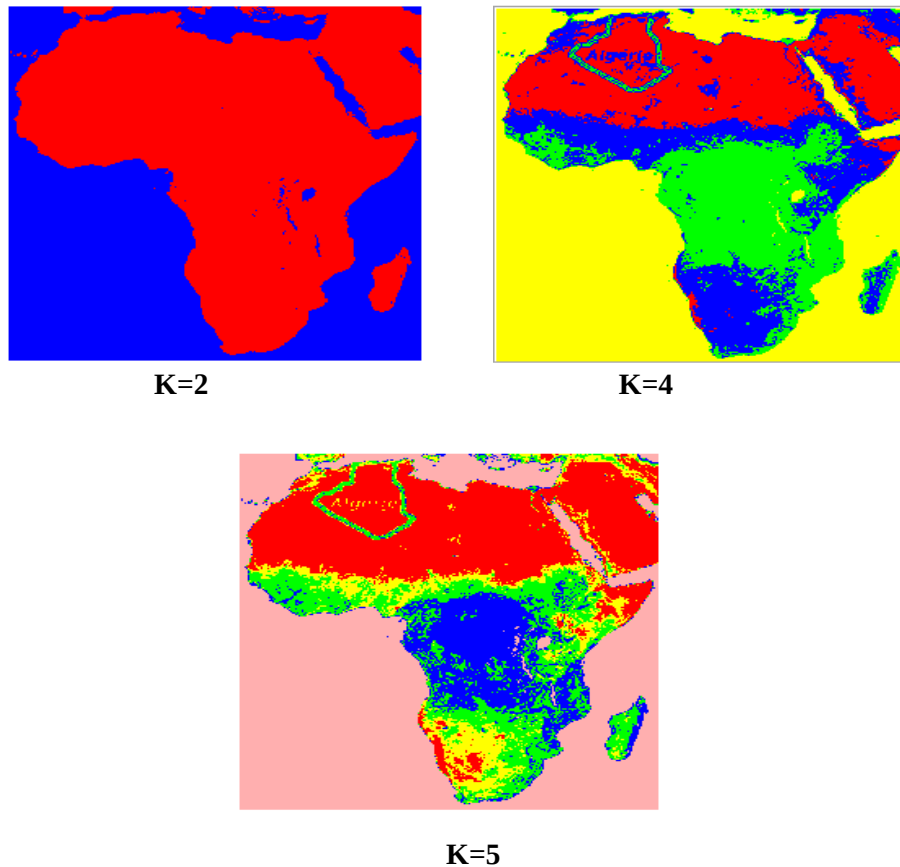
**Table. IV. 4.** Classement des dix grenouilles pour la segmentation de l'image satellitaire 1

Donc la distribution des grenouilles dans chaque communauté est représentée de la manière suivante (Table. IV. 5).

| Communauté<br>N° 1           | Communauté<br>N° 2            | Communauté<br>N° 3           | Communauté<br>N° 4           | Communauté<br>N° 5           |
|------------------------------|-------------------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| Grenouille 4<br>Grenouille 5 | Grenouille 7<br>Grenouille 10 | Grenouille 8<br>Grenouille 1 | Grenouille 2<br>Grenouille 3 | Grenouille 9<br>Grenouille 6 |

**Table. IV. 5.** Distribution des grenouilles dans les communautés pour l'image satellitaire 1

Les différents résultats obtenus de la segmentation de cette image satellitaire avec la méthode des sauts de grenouilles est présenté dans la figure .IV.5.



**Fig.IV.5.** Résultats de segmentation de l'image satellitaire 1 avec SFLA

### Discussion

Pour mieux tester les performances de notre algorithme, nous avons utilisé une image satellitaire complexe. Les résultats obtenus, montrent clairement que l'approche proposée peut générer des résultats de segmentation correcte, les contours des régions sont bien visibles pour les différentes variations de K.

### IV.3. Comparaison des résultats avec d'autres approches

Afin de justifier notre approche, les résultats de segmentation obtenus par différentes images test et satellitaires avec Shuffled Frog-Leaping algorithm SFLA ont été comparés aux résultats de segmentation de K-means et l'approche Gravitational Search Algorithm GSA.

Pour les expérimentations de comparaison, de la segmentation des différentes images, les valeurs des paramètres d'entrées de l'approche Shuffled Frog-Leaping algorithm sont initialisées comme est présentée dans la table. IV.6.

|                                               |           |
|-----------------------------------------------|-----------|
| Nombre de grenouilles F                       | 40        |
| Nombre de communauté q                        | 4         |
| Nombre de grenouille p dans chaque communauté | 10        |
| Nombre d'itération N1                         | 100       |
| Nombre d'itération N2                         | 250       |
| La valeur de $\varepsilon$                    | $10^{-8}$ |
| Le paramètre H                                | 0.05      |

**Table. IV. 6.** Initialisation des paramètres d'entrées de l'approche SFLA

Pour l'approche Gravitational Search Algorithm (GSA), les valeurs des paramètres, sont consignées dans la table IV.7.

|                               |           |
|-------------------------------|-----------|
| Taille de la population       | 40        |
| Nombre d'itération            | 250       |
| La valeur de $\varepsilon$    | $10^{-8}$ |
| Les paramètres $Y_i$ et $Y_j$ | 0.05      |

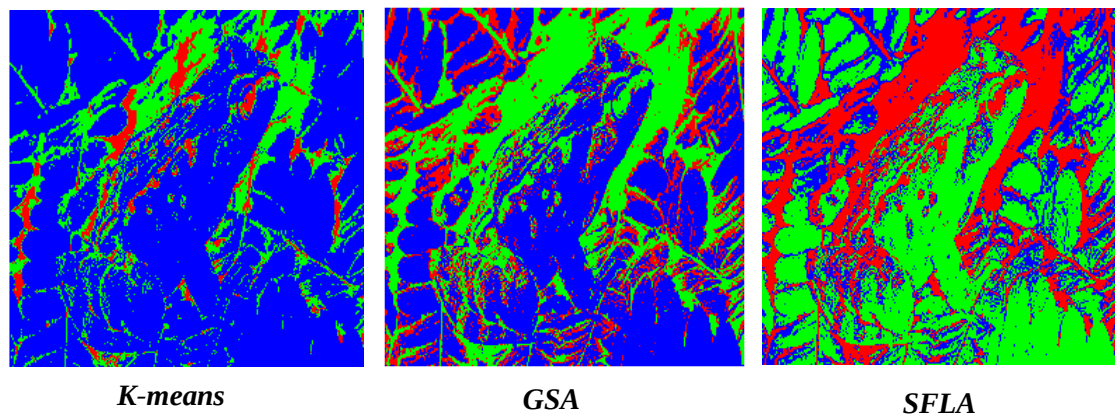
**Table. IV. 7.** Initialisation des paramètres de l'approche GSA

### IV.3.1 Comparaison des résultats de l'image test 1

Pour cette comparaison, nous utilisons l'image test 1 illustrée dans la figure IV.2.

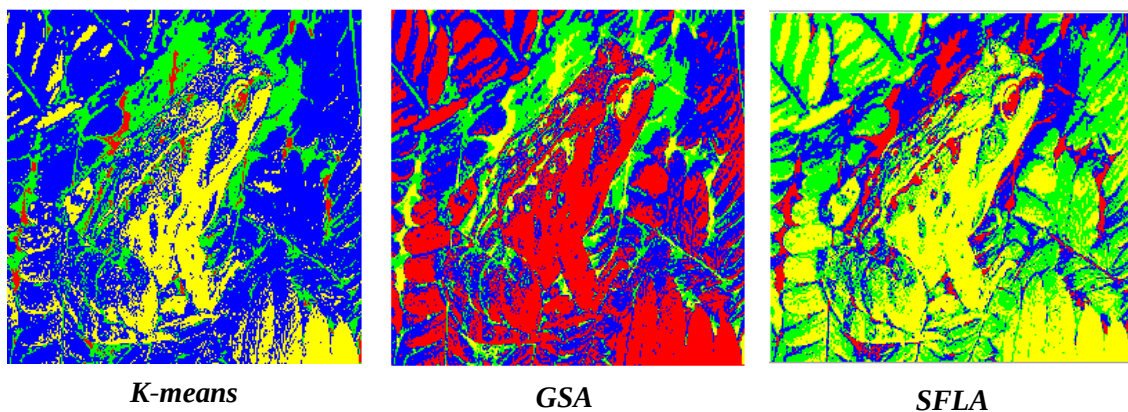
En faisant varier le nombre  $K$  de régions souhaitées dans l'image test 1, on obtient les différents résultats illustrés dans les figures IV.6, IV.7, IV.8 et IV.9 de segmentation non supervisée avec les trois approches K-means, GSA et SFLA.

#### A. Pour $K=3$

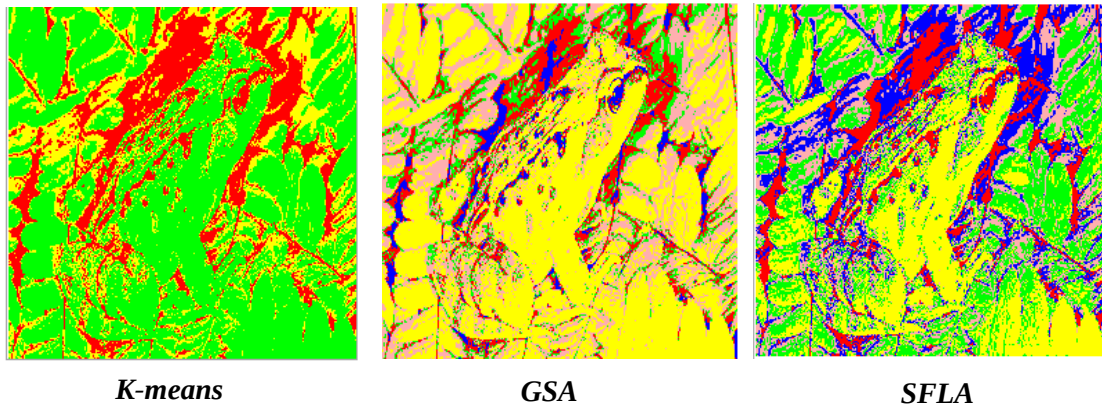
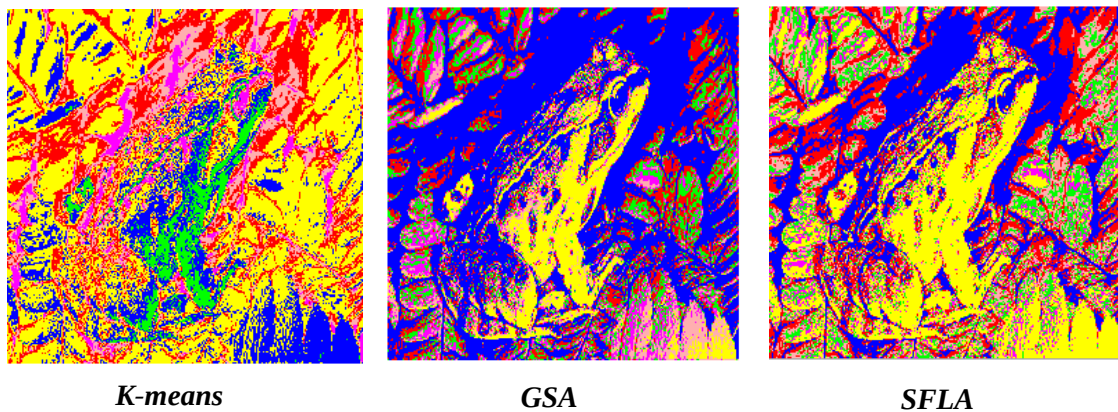


**Fig.IV.6.** Segmentation de l'image test 1 pour  $K=3$

#### B. Pour $K=4$



**Fig.IV.7.** Segmentation de l'image test 1 pour  $K=4$

**C. Pour K=5****Fig.IV.8.** Segmentation de l'image test 1 pour K=5**D. Pour K=6****Fig.IV.9.** Segmentation de l'image test 1 pour K=6**Discussion**

Les différents résultats montrent que, plus on fait augmenter le nombre de régions (la valeur de K), plus les objets de l'image sont bien identifiés pour les deux méthodes SFLA et GSA, par contre ceux obtenus par K-means sont moins satisfaisants.

Néanmoins la segmentation non supervisée de l'image test 1 avec l'approche proposée SFLA est meilleure que celle obtenue par K-means et GSA.

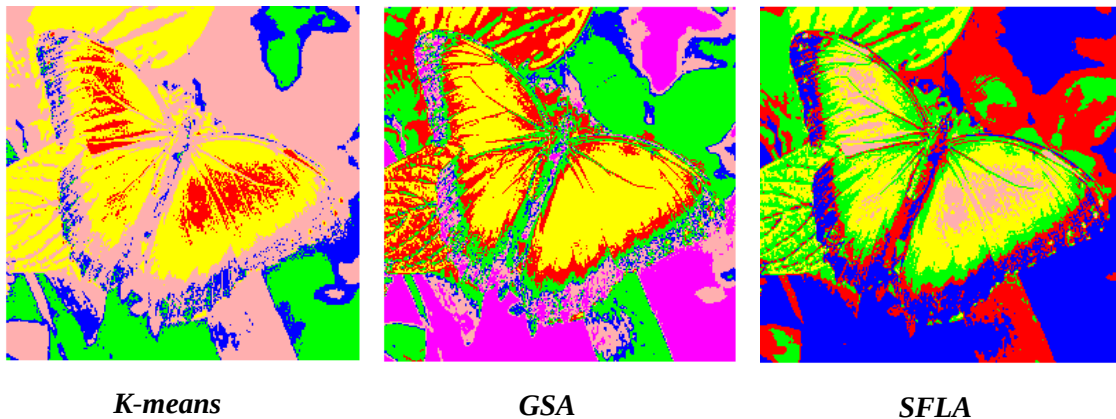
### IV.3.2 Comparaison des résultats de l'image test 2

L'image test 2 illustrée dans la figure IV.10 de taille 256\*256 est utilisée pour les différents tests de comparaison.



**Fig.IV.10.** Présentation de l'image test 2

Les résultats de comparaison de la segmentation non supervisée de l'image test 2 avec l'approche proposée, K-means et GSA sont présentés dans la figure IV.11.



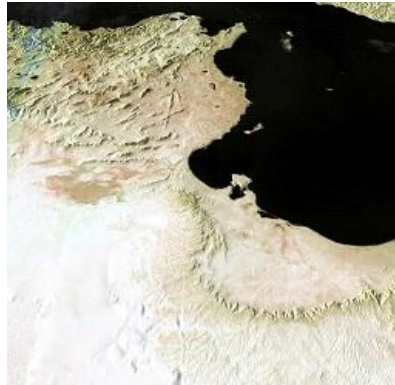
**Fig.IV.11.** Segmentation de l'image test 2 avec les trois approches

### Discussion

D'après les résultats de la figure IV.11, l'image est très bien segmentée avec l'approche proposée par apport à celles de K-means et GSA. La méthode SFLA met en évidence les différentes régions qui composent l'image.

### IV.3.3 Comparaison des résultats de l'image satellitaire 2

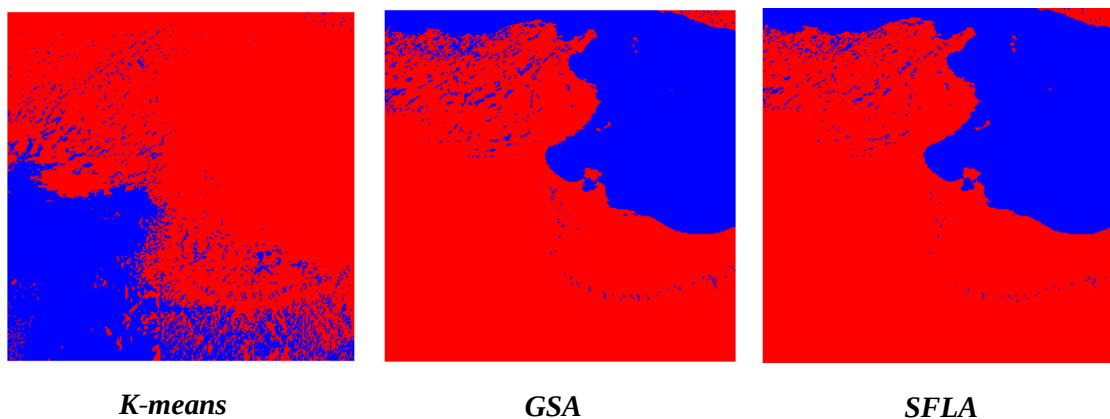
La figure IV.12 présente l'image satellitaire 2, de taille 256\*256 utilisée pour les différents essais de comparaison avec les trois approches.



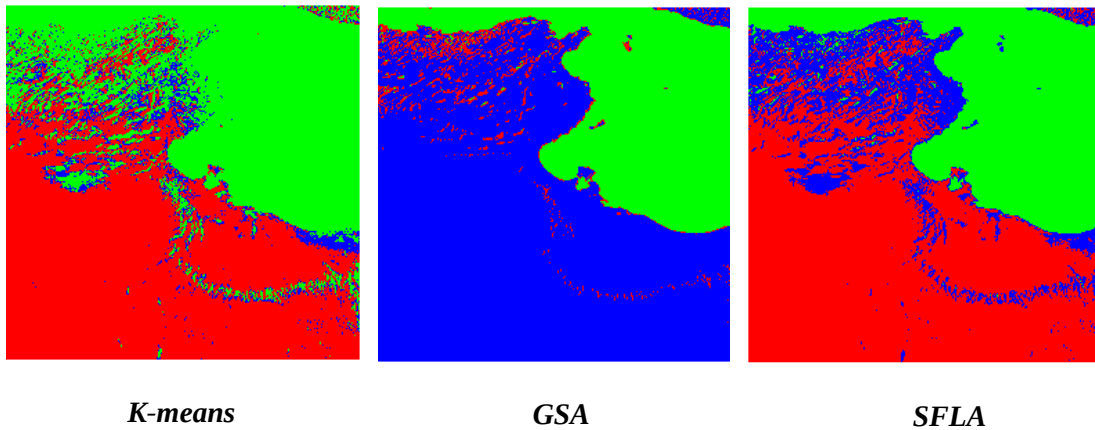
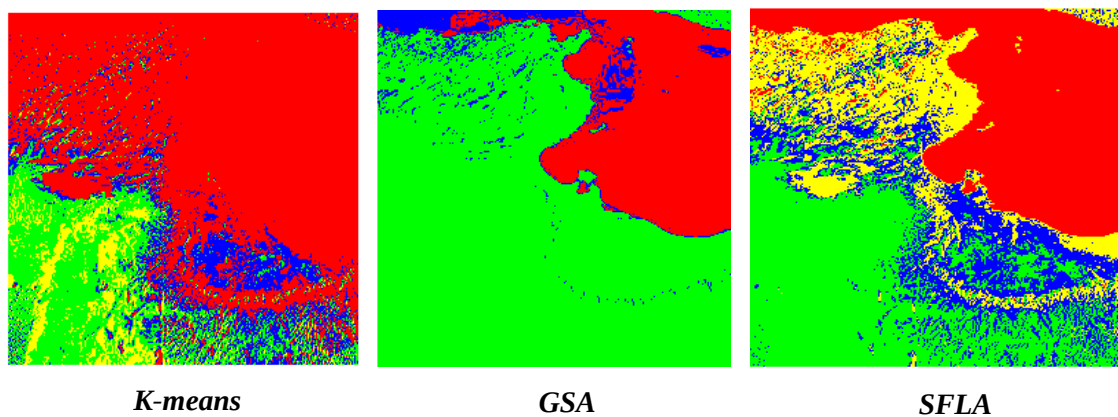
**Fig.IV.12.** Présentation de l'image satellitaire 2

Les figures suivantes IV.13, IV.14 et IV.15, présentent les résultats de segmentation de l'image satellitaire 2 avec l'approche proposée SFLA, K-means et GSA.

#### A. Pour K=2



**Fig.IV.13.** Segmentation de l'image satellitaire 2 pour K=2

**B. Pour K=3****Fig.IV.14.** Segmentation de l'image satellitaire 2 pour K=3**C. Pour K=4****Fig.IV.15.** Segmentation de l'image satellitaire 2 pour K=4**Discussion**

D'après les résultats présentés dans les trois figures IV.13, IV.14 et IV.15, l'image satellitaire 2 est bien segmentée pour les différentes valeurs de K, avec les deux approches Bio-inspirées SFLA et GSA. L'image segmentée par K-means est moins bonne car on remarque que, pour les différentes valeurs de K, les régions composant l'image satellitaire ne sont pas appréciables. Pour K=3 et K=4, l'approche proposée génère des résultats de segmentation bien détaillés, les différentes régions de l'image sont visibles.

### IV.3.4 Comparaison des résultats de l'image satellitaire 3

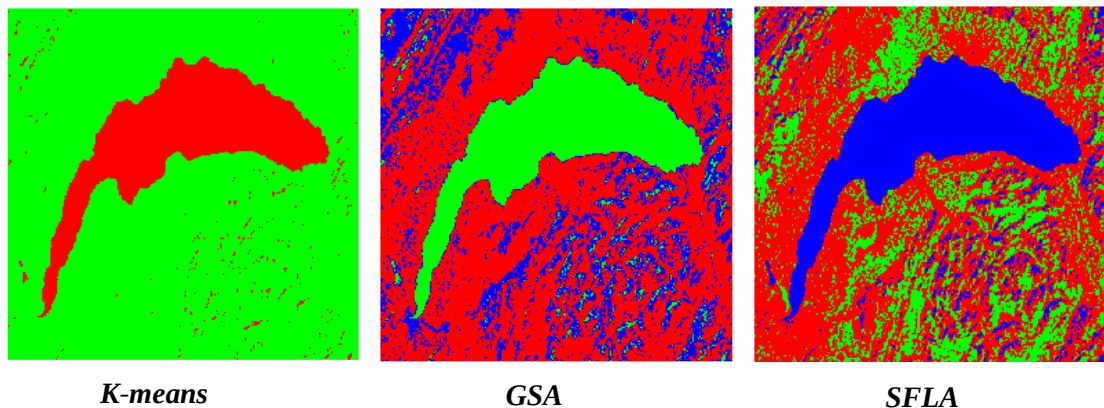
La figure IV.16 présente l'image satellitaire 3, de taille 256\*256 utilisée pour les différents expériences de comparaison K-means, GSA et SFLA.



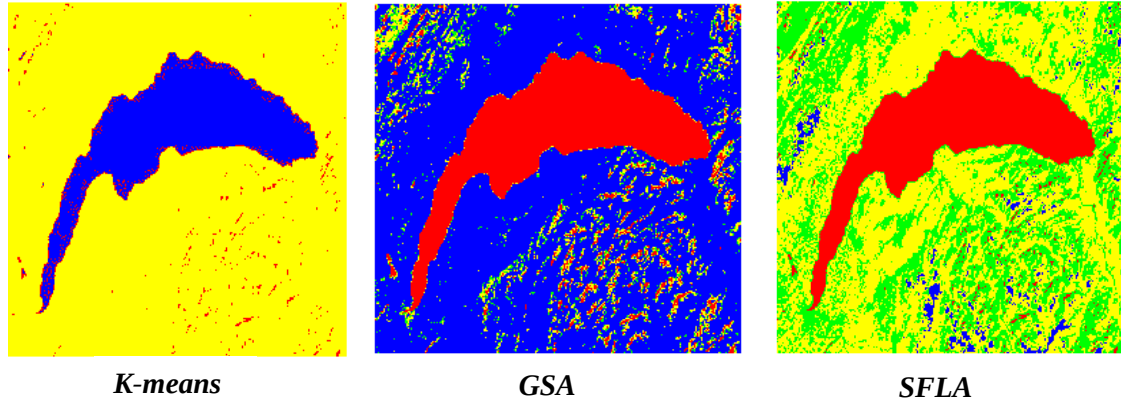
**Fig.IV.16.** Présentation de l'image satellitaire 3

Les deux figures suivantes IV.17 et IV.18, illustrent les résultats de comparaison de segmentation de l'image satellitaire 3 avec les trois approches.

#### A. Pour K=3



**Fig.IV.17.** Segmentation de l'image satellitaire 3 pour K=3

**B. Pour K=4****Fig.IV.18.** Segmentation de l'image satellitaire 3 pour K=4**Discussion**

D'après les résultats présentés dans les deux figures IV.17 et IV.18, l'image satellitaire est bien segmentée pour les deux valeurs de K, avec les deux approches Bio-inspirées SFLA et GSA. La méthode de K-means ne donne pas des résultats de segmentations satisfaisantes car les différentes régions de l'image satellitaire 3 ne sont pas détectées.

**IV.4. Calcul du PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)**

La qualité des images segmentées est devenue un critère primordial. Par conséquent, il est devenu indispensable de pouvoir juger la qualité de l'image après traitement par rapport à l'image initiale. Il est évident qu'une forte corrélation entre les résultats obtenus et la perception visuelle humaine est indispensable. En effet, Nous utilisons le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) proposée par [Arora et al., 2008] car il permet de mesurer les similitudes entre l'image originale et l'image segmentée.

Une valeur du PSNR plus élevée indique une grande similitude entre les deux images (originale et segmentée). La valeur PSNR est définie comme suit:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[ \frac{Max^2}{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [I(i,j) - SE(i,j)]^2}{M \times N}} \right] \quad (1)$$

Avec :

Max est une valeur maximale dans l'image originale.

M et N sont respectivement le nombre de lignes et de colonnes dans l'image initiale.

$I(i, j)$  est la valeur du pixel l'image originale.

$SE(i, j)$  est la valeur du pixel de l'image segmentée.

La table IV. 8. consigne les performances du PSNR (db) calculées pour chaque image par les méthodes SFLA, GSA et K-means.

|                                     |            | <i>K-means</i> | <i>GSA</i> | <i>SFLA</i> |
|-------------------------------------|------------|----------------|------------|-------------|
| <b>Image test 1</b>                 | <i>K=3</i> | 11.23          | 14.53      | 17.45       |
|                                     | <i>K=4</i> | 11.77          | 16.68      | 22.37       |
|                                     | <i>K=5</i> | 14.19          | 23.21      | 23.78       |
|                                     | <i>K=6</i> | 10.52          | 23.15      | 25.57       |
| <b>Image test 2</b>                 | <i>K=6</i> | 19.26          | 24.34      | 28.12       |
| <b>Image<br/>satellitaire<br/>2</b> | <i>K=2</i> | 09.87          | 12.53      | 12.69       |
|                                     | <i>K=3</i> | 10 .26         | 20.19      | 22.05       |
|                                     | <i>K=4</i> | 10.32          | 21.15      | 30.07       |
| <b>Image<br/>satellitaire<br/>3</b> | <i>K=3</i> | 18.24          | 29.85      | 30.04       |
|                                     | <i>K=4</i> | 18.56          | 29.77      | 32.81       |

**Table. IV. 8.** Evaluation du PSNR pour la segmentation des images par K-means, GSA et SFLA

## Discussion

D'après la table IV.8, Les méthodes K-means et GSA produisent une précision du PSNR inférieure à celle de la méthode SFLA. Cela signifie que les résultats obtenus par l'approche proposée sont plus homogènes que ceux obtenus par les deux méthodes K-means et GSA.

L'approche SFLA a une efficacité sur la segmentation non supervisée des images en donnant de bons résultats avec un meilleur PSNR.

D'après la table IV.8, on peut conclure que les algorithmes Bio-inspirés SFLA et GSA fournissent des meilleurs résultats que la méthode classique K-means.

## IV .5. Influence du paramètre $H$ sur la segmentation des images

Le paramètre  $H$  utilisé dans les équations de la méthode SFLA, permet le calcul de la valeur du saut  $S$ , effectué par chaque grenouille.

$$S = H \times (X_b - X_w) \quad (2)$$

Selon la littérature [Farhani et al .,2010] [Narimani, 2011] [Xue et al., 2013] [Li et Zhang, 2015] le paramètre  $H$  est un nombre aléatoire qui varie entre 0 et 1.

Afin d'améliorer la performance de l'algorithme proposé et pour mettre en évidence l'influence de ce paramètre sur les résultats de segmentation, nous avons affecté au paramètre  $H$  différentes valeurs présentées dans la table. IV. 9.

| $H$ | 0.05 | 0.1 | 1 | 2 | 3 | 4 |
|-----|------|-----|---|---|---|---|
|-----|------|-----|---|---|---|---|

**Table. IV. 9.** Variation des valeurs du paramètre  $H$

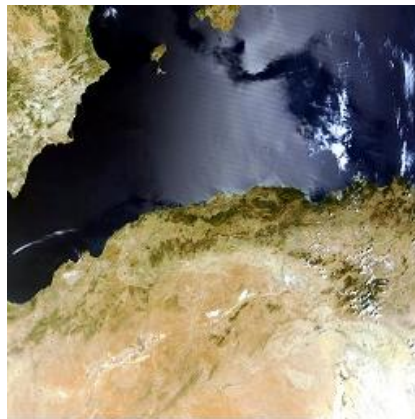
Pour les expériences qui suivent les paramètres de l'algorithme SFLA sont consignés dans la table IV.10.

|                                               |           |
|-----------------------------------------------|-----------|
| Nombre de grenouilles F                       | 15        |
| Nombre de communauté q                        | 3         |
| Nombre de grenouille p dans chaque communauté | 5         |
| Nombre d'itération N1                         | 100       |
| Nombre d'itération N2                         | 150       |
| La valeur de $\varepsilon$                    | $10^{-6}$ |

**Table. IV. 10.** Initialisation des paramètres de l'approche proposée

### IV.5. 1 Expérience 1

Pour cette expérience, nous avons utilisé une image satellitaire météorologique de taille 256×256 pixels, prise par le satellite Landsat, présentée dans la figure IV.19 [Tehami et Fizazi, 2017].



**Fig.IV.19.** Présentation de l'image satellitaire 4

L'ordre décroissant des quinze grenouilles utilisées pour la segmentation de l'image satellitaire météorologique selon leurs fitness, est présenté dans la table IV.11.

| <i>N° de la grenouille</i> | <i>La fitness</i> |
|----------------------------|-------------------|
| 4                          | 3.72989           |
| 8                          | 3.47539           |
| 1                          | 2.26675           |
| 7                          | 2.05086           |
| 15                         | 1.94469           |
| 9                          | 1.94003           |
| 6                          | 1.85889           |
| 12                         | 1.61519           |
| 10                         | 1.54927           |
| 3                          | 1.386518          |
| 11                         | 1.35754           |
| 13                         | 1.30361           |
| 5                          | 1.26457           |
| 2                          | 1.08634           |
| 14                         | 0.95125           |

**Table. IV. 11.** Classement des quinze grenouilles par SFLA pour la segmentation de l'image satellitaire 4

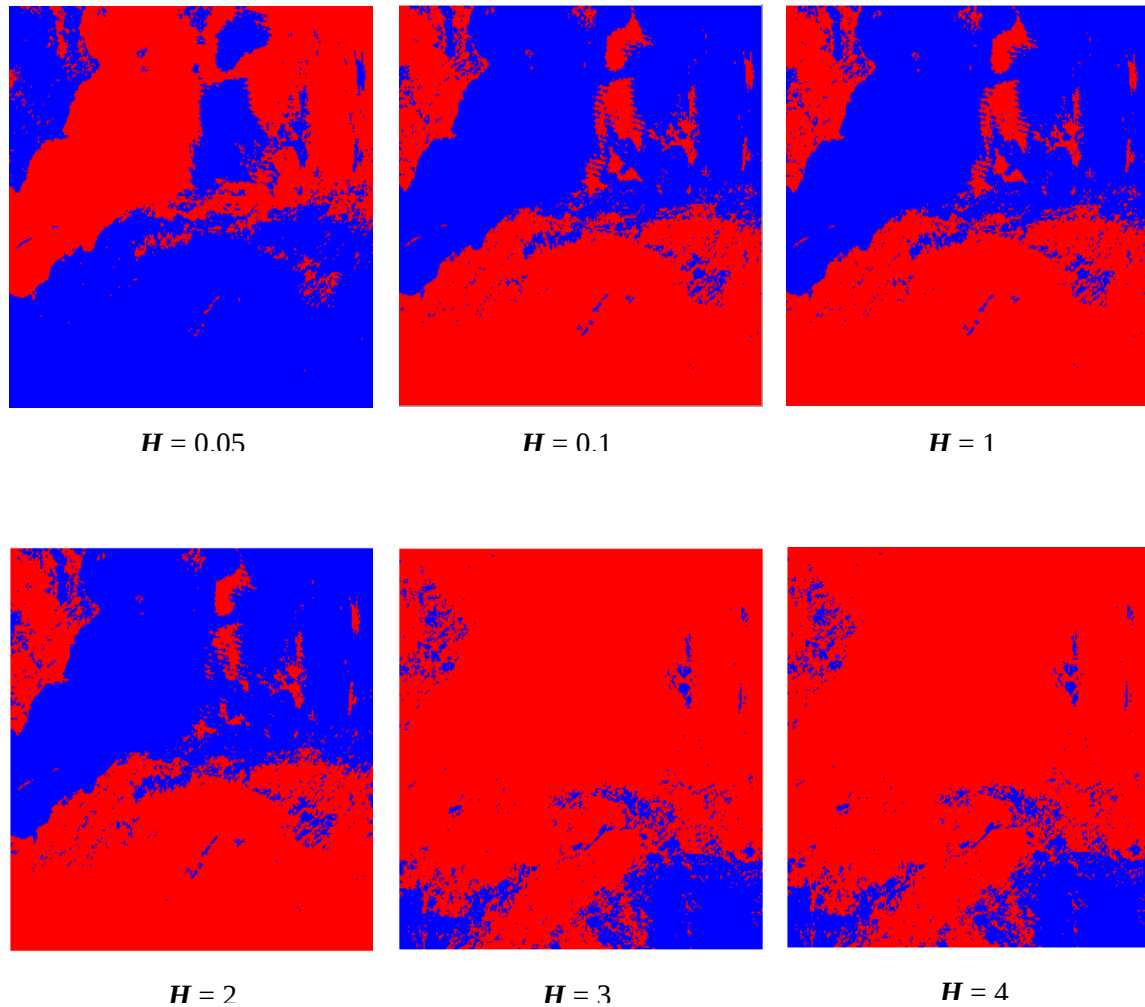
L'attribution des grenouilles dans les communautés est présentée dans la table IV.12.

| <i>Communauté N° 1</i> | <i>Communauté N° 2</i> | <i>Communauté N° 3</i> |
|------------------------|------------------------|------------------------|
| Grenouille 4           | Grenouille 8           | Grenouille 1           |
| Grenouille 7           | Grenouille 15          | Grenouille 9           |
| Grenouille 6           | Grenouille 12          | Grenouille 10          |
| Grenouille 3           | Grenouille 11          | Grenouille 13          |
| Grenouille 5           | Grenouille 2           | Grenouille 14          |

**Table. IV. 12.** Distribution des grenouilles dans les communautés pour l'image satellitaire 4

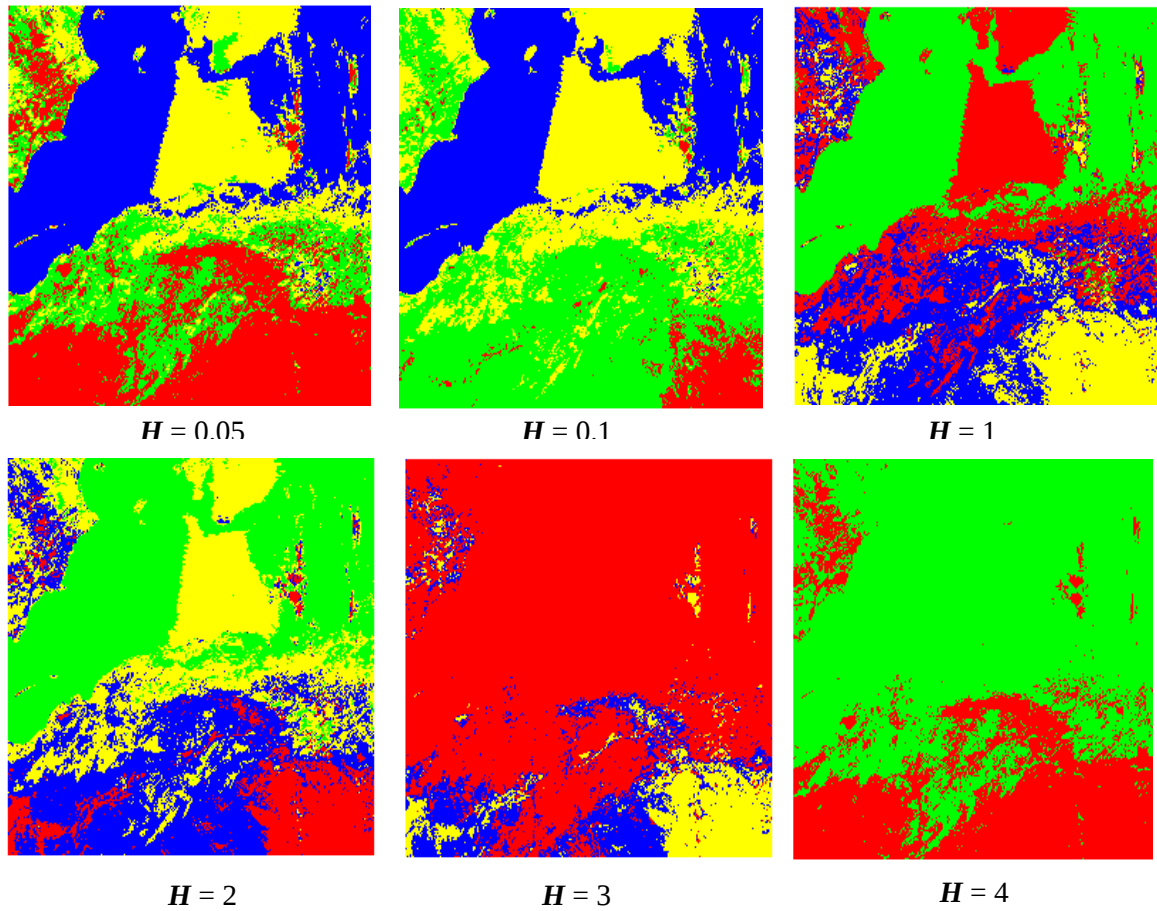
Les différents résultats obtenus de la segmentation non supervisée de l'image satellitaire 4 en utilisant la méthode SFLA avec la variation de  $H$  comme est illustrée dans la table IV.9, sont résumés dans les deux figures IV.20 et IV.21.

#### A. Pour $K=2$



**Fig.IV.20.** Segmentation par l'approche SFLA de l'image satellitaire 4  
pour  $K = 2$

### B. Pour $K=4$



**Fig.IV.21.** Segmentation par l'approche SFLA de l'image satellitaire 4 pour  $K = 4$

### Discussion

On constate que pour  $H= 0.05, 0.1, 1$  et  $2$  les résultats de la segmentation non supervisée avec l'approche SFLA de l'image satellitaire 4 sont approuvables. Les différentes régions de l'image sont bien dévoilées.

Pour mieux distinguer les régions qui composent l'image satellitaire, nous avons affecté des couleurs aux différentes régions et nous avons calculé le pourcentage de pixels dans chaque région, pour toutes les images présentées dans les deux figures précédentes IV.20 et IV.21 avec les différentes valeurs de  $K$ .

La table IV. 13, consigne les résultats obtenus de la segmentation de l'image satellitaire 4 pour  $H=0.05, 0.1, 1$  et  $2$ , avec variation de  $K=2$  et  $K=4$ .

| Régions                 |       | Variation du paramètre $H$ |             |             |             |
|-------------------------|-------|----------------------------|-------------|-------------|-------------|
|                         |       | 0.05                       | 0.1         | 1           | 2           |
| <b><math>K=2</math></b> | Rouge | 42.27295 %                 | 52.516174 % | 52.516174 % | 50.169373 % |
|                         | Bleu  | 57.733154 %                | 47.48993%   | 47.48993 %  | 49.83673 %  |
| <b><math>K=4</math></b> | Rouge | 29.115295 %                | 5.163574 %  | 27.70996 %  | 10.444641 % |
|                         | Bleu  | 32.061768 %                | 30.047607 % | 23.08197 %  | 26.220703 % |
|                         | Vert  | 17.3172 %                  | 34.651184 % | 35.6369 %   | 37.057495 % |
|                         | Jaune | 21.517944 %                | 30.149841 % | 13.583374 % | 26.289368 % |

**Table. IV. 13.** Pourcentages de pixels trouvés dans chaque région de l'image satellitaire 4 pour  $H=0.05, 0.1, 1$  et  $2$

## Discussion

D'après les résultats des deux figures IV.20 et IV.21, on remarque que, pour  $H = 3$  et  $H = 4$ , l'approche SFLA ne présente pas les différentes régions qui composent l'image satellitaire. Ceci est mis en évidence dans la table IV.14, où le pourcentage des pixels, montre l'ignorance de quelques régions par l'algorithme proposé.

| Régions |       | Variation du paramètre $H$ |             |
|---------|-------|----------------------------|-------------|
|         |       | 3                          | 4           |
| $K=2$   | Rouge | 84.47113 %                 | 84.47113 %  |
|         | Bleu  | 15.534973 %                | 15.534973 % |
| $K=4$   | Rouge | 39.278107 %                | 78.61023 %  |
|         | Bleu  | 7.39645E-4 %               | 12.083435 % |
|         | Vert  | 60.723373 %                | 0.00305175% |
|         | Jaune | 7.39645E-4 %               | 9.315491 %  |

**Table. IV. 14.** Pourcentages de pixels trouvés dans chaque région pour l'image satellitaire 4 pour  $H= 3$  et  $H = 4$

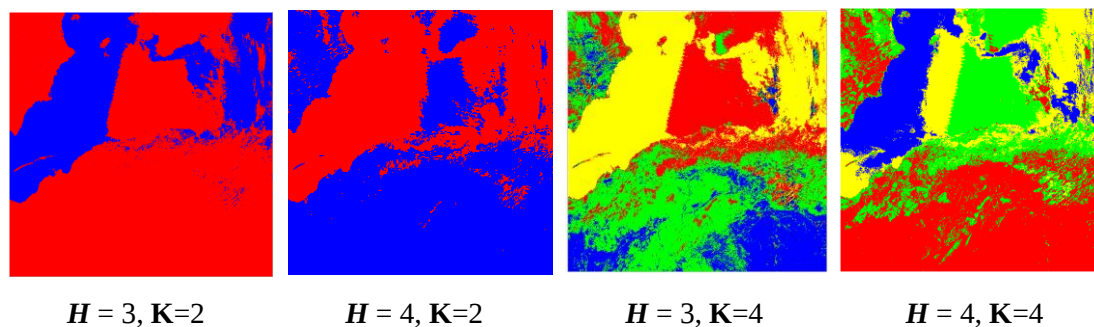
## Discussion

D'après les résultats obtenus de la segmentation non supervisée pour cet expérience utilisée sur l'image satellitaire 4 de taille  $256 \times 256$  pixels, avec la variation du paramètre  $H$ , on peut déduire que, pour  $H$  allant de 0 à 2, les images résultantes par la segmentation avec SFLA sont probants par contre, si  $H$  dépasse la valeur de 2, l'image segmentée ne reflète pas l'image originale.

### IV.5. 2 Expérience 2

Pour cette expérience, nous avons augmenté la taille de la même image satellitaire 4 présentée dans la figure IV.19 à  $520 \times 520$  pixels [Tehami et Fizazi, 2017].

Pour  $H = 3$ ,  $H = 4$  les différentes images segmentées avec l'approche SFLA sont présentées dans la figure IV.22.



**Fig.IV.22.** Segmentation par l'approche SFLA de l'image satellitaire 4 de taille  $520 \times 520$

## Discussion

On constate que les résultats sont satisfaisants car on peut différencier les régions qui composent l'image satellitaire 4 de taille de taille  $520 \times 520$  pour  $K=2$  et  $K=4$ . À Partir de cette expérimentation, on déduit que la valeur affectée au paramètre  $H$  dépendra de la taille de l'image à segmenter.

Le pourcentage de pixels classifiés dans chaque région pour les différentes images segmentées avec la variation de  $H = 3$  et  $H = 4$  est illustré dans la table IV.15.

| <i>Régions</i>          |              | Variation du paramètre $H$ |              |
|-------------------------|--------------|----------------------------|--------------|
|                         |              | 3                          | 4            |
| <b><math>K=2</math></b> | <i>Rouge</i> | 72.3162 %                  | 72.3162 %    |
|                         | <i>Bleu</i>  | 27.685282 %                | 27.685282 %  |
| <b><math>K=4</math></b> | <i>Rouge</i> | 24.866863 %                | 39.41679 %   |
|                         | <i>Bleu</i>  | 15.7655325 %               | 15.6198225 % |
|                         | <i>Vert</i>  | 29.58358 %                 | 26.716347 %  |
|                         | <i>Jaune</i> | 29.786982 %                | 18.25 %      |

**Table. IV. 15.** Pourcentages de pixels pour l'image satellitaire 4 de taille 520×520 pixels

Les performances du PSNR calculées pour chaque image segmentées par la méthode proposée SFLA avec  $H=3$  et  $H=4$  sont présentées dans la table suivante IV. 16.

|                                           |       | $H=3$ | $H=4$ |
|-------------------------------------------|-------|-------|-------|
| <b><i>Image original</i></b><br>(520×520) | $K=2$ | 15.47 | 15.28 |
|                                           | $K=4$ | 34.82 | 35.06 |

**Table. IV. 16.** Evaluation du PSNR pour l'image satellitaire 4 de taille 520×520

## IV.6. Conclusion

La nouvelle approche proposée pour la segmentation non supervisée des images basée sur la méthode shuffled frog-leaping algorithm (SFLA) a donné des résultats satisfaisants par apport à ceux obtenus par la méthode Bio-inspirée GSA et la méthode classique des K-means.

Pour ce qui est des performances de l'algorithme, les différents tests effectués ont montré que le choix des paramètres influe de manière significative sur les résultats.

L'initialisation du paramètre d'entrée  $H$  dépend de la taille de l'image à segmenter et elle influe fortement sur la qualité du résultat de la segmentation. Par conséquent il est important d'étudier d'une façon plus minutieuse le choix des paramètres de l'algorithme des sauts de grenouilles.

## *Conclusion Générale*

La segmentation des images est une étape cruciale dans tout processus d'analyse d'images. Elle consiste à préparer l'image afin de la rendre plus exploitable par un processus automatique tel que l'interprétation.

Le thème de notre thèse, est d'aborder le problème de la segmentation non supervisée des images par une méthode Bio-inspirée récente. Cette dernière est inspirée des systèmes naturels et forme une nouvelle classe ajoutée aux méta-heuristiques récemment proposée.

Les méthodes Bio-inspirées peuvent apporter un plus à des problèmes d'optimisation d'une part et d'améliorer les performances de la segmentation d'autre part.

Notre étude vise à présenter une méthode Bio-inspirée comme une méthode de résolution approchée simple et adaptable à tout type de problèmes de segmentation des images. La capacité de cette méthode est d'optimiser un problème avec un minimum d'informations et elle est équilibrée par le fait qu'elle n'offre aucune garantie quant à l'optimalité de la solution trouvée.

Notre approche de la segmentation non supervisée des images est basée sur l'algorithme des sauts de grenouille (Shuffled Frog Leaping Algorithm SFLA). Nous avons implémenté deux autres algorithmes d'optimisation, à savoir l'algorithme classique des K-means, et l'algorithme de recherche gravitationnelle (GSA) qui est une nouvelle méta-heuristique d'optimisation inspirée de la nature. Les différentes approches SFLA, GSA et K-means, ont été appliquées sur des images synthétiques, facilement distinguable par l'œil et sur des images satellitaires complexes.

Les expérimentations que nous avons effectuées sont très encourageantes et elles ont bien dévoilées l'efficacité de l'approche SFLA. D'un autre côté, nous avons constaté que l'algorithme proposé est influencé par des facteurs tels que la taille de la population, le nombre d'itérations et le paramètre  $H$  qui permet de calculer la valeur du saut effectué par la grenouille.

La comparaison des différents résultats obtenus par les trois méthodes avec l'utilisation du PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) qui permet de mesurer les similitudes entre l'image originale et l'image segmenté, montre clairement la robustesse des approches Bio-inspirées SFLA et GSA.

L'approche SFLA possède des caractéristiques intéressantes telles que la flexibilité et la robustesse ce qui rend cette démarche plus utile pour les problèmes difficiles tels que la segmentation.

Notre contribution dans cette recherche se situe à plusieurs niveaux, nous citons, en particulier:

- ↳ La possibilité d'adapter des algorithmes Bio-inspirés et d'obtenir de meilleurs résultats ;
- ↳ La proposition d'une approche pour l'obtention d'une segmentation de bonne qualité;
- ↳ L'application de l'algorithme des sauts de grenouilles pour la segmentation non supervisée qui a été exploité pour deux types de données, images synthétiques et images satellitaires.

Nos perspectives de recherche sont mentionnées sur l'exploitation du parallélisme implicite de l'algorithme SFLA afin d'améliorer le temps de convergence. Par exemple, on pourra associer aux grenouilles des processeurs indépendants qui communiqueront entre eux à travers l'utilisation des agents. L'hybridation avec d'autres méta-heuristiques pourrait être bénéfique sur l'algorithme.

---

## *Bibliographies*

- [**Abbass, 2001**] Abbass.H.A. *marriage in honey bee optimization*. The Congress on Evolutionary computation(CEC001), pp.207-214.2001.
- [**Amaral et al., 2016**] Amaral, V., Giraldi, G. and Thomaz, C. *A Statistical Quadtree Decomposition to Improve Face Analysis*. In Proceedings of the 5th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM), pp. 375-380.2016.
- [**Ameur, 2005**] Ameur. S and Ameur. Z. *Revue des approches de segmentation d'images texturees: exemple des images meteorologique*, in Proceedings of the 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunication (SETIT), Tunisia, pp. 1-14.2005.
- [**Arora et al., 2008**] Arora. S. Acharya.J. Verma. A. and Prasanta. K.P. *Multilevel thresholding for image segmentation through a fast statistical recursive algorithm*. Pattern Recognition Letters, Vol. 29, No. 2, pp. 119-125. 2008.
- [**Ball et Hall, 1965**] Ball. G, Hall. D. *ISODATA: A novel method of data analysis and pattern classification*, In Technical report, Stanford Reseach Institute, Menlo Park, USA, 1965.
- [**Benhabib et Fizazi, 2017**] Benhabib.W and Fizazi.H. *A Multi-Objective TRIBES/OC-SVM Approach for the Extraction of Areas of Interest from Satellite Images*. Journal of Information Processing Systems (JIPS). Vol.13, No.2, pp.321–339. April. 2017.
- [**Benahmed et al. 2012**] Benahmed. K., Merabti. M., et Haffaf. H. *Inspired Social Spider Behavior for Secure Wireless Sensor Networks*. International Journal of Mobile Computing and Multimedia Communications. Vol. 4, No 4, pp: 1– 10, 2012.
- [**Benyamina, 2013**] Benyamina A. *Conception d'une approche Hybride pour une classification multi source de données de télédétection*. Thèse de Doctorat en Sciences en Informatique. Discipline: Informatique. Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf, Oran, Algérie, 2013.
- [**Benz et al., 2004**] Benz.U, Hofmann.P. Willhauck.G. and Heynen.M. *multi resolution object oriented fuzzy analysis of remote sensing data* . ISPRS Journal photogrammerty and remote sensing. Vol.58 , No. 4 , pp. 239–258, 2004.
-

- [Bezdek, 1981] Bezdek.J, *Pattern recognition with fuzzy objective algorithms*, New york,Plenum, 1981.
- [Bezdek et al, 1993] Bezdek, J., Hall, L., Clarke, L.: Review of MR Image Segmentation Techniques using Pattern Recognition:, Medical Physics,Vol.20,pp.1033-1048, 1993.
- [Bhaduri, 2009] Bhaduri .A. Color image segmentation using clonal Selection Based on Suffled Frog Leaping Algorithm. Advances in Recent Technology in Communication and Computing. India. pp:516-520.2009.
- [Bhandari et al., 2014] Bhandari.A.K, Singh V.K, Kumar .A. *Cuckoo search algorithm and wind driven optimization based study of satellite image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy*. ELSEVIER. Expert Systems with Applications. Vol .41, pp- 3538–3560.2014.
- [Birattari et al. 2001] M. Birattari, L. Paquete, T. Stützle, K. Varrentrapp, *Classification of Metaheuristics and Design of Experiments for the Analysis of Components*, Technical Report AIDA-01-05, FG Intellektik, FB Informatik, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, Germany, 2001.
- [Bonabeau et Theraulaz, 1997] Bonabeau .E, Theraulaz G. *Auto-organisation et comportements collectifs: la modélisation des sociétés d'insectes*, Auto-organisation et comportement, Editions Hermès, 1997.
- [Bonabeau et Dorigo, 1999] Bonabeau.E. Dorigo.M, Theraulaz.G. *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*, New York, Oxford University Press, 1999.
- [Boucher et Garbay, 1998] Boucher.A, Garbay.C. *des agents specialises pour la comprehension de sequences d'images* . RFIA. Vol.2, pp. 275–284, 1998.
- [Bourjot et al., 1999] Bourjot.C, Chevrier.V, Bernard.A, Krafft.B. *Coordination par le biais de l'environnement : une approche biologique*, In, actes des 7èmes JFIADSMA, St Gilles les Bains, pp 237-250, Hermès, 1999.
- [Bourjot et al. 2003] Bourjot. C, Chevrier. V, and Thomas. V. *A new swarm mechanism based on social spiders colonies: from web weaving to region detection*. Web Intelli.and Agent Sys. Vol. 1, No. 1, pp: 47–64, 2003.
- [Bourjot et Chevier, 2001] Bourjot. C., Chevrier V. *De la simulation de construction collective à la détection de régions dans les images à niveaux de gris : l'inspiration des araignées sociales*, JFIADSMA, 2001.

- 
- [Bureau et al., 2006] Bureau.A, Garbay.C, Dojat.M . *Coopération entre deux populations d'agents pour la segmentation d'images cérébrales*. ORASIS .2001.
- [Cael et Reye, 1996] Caelli. T and D. Reye. *On the classification of image regions by color, texture and shape*. Pattern Recognition. Vol.26, pp. 461–470.1996.
- [Cama et al., 2002] Camazine.S, Deneubourg.J.L, Franks.N.R, Sneyd.J, Theraulaz.G, Bonabeau.E. *Self-Organization in Biological Systems*, Princeton University Press, 2002.
- [Canny, 1986] Canny .J. *A computational approach to edge detection*, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No.6, pp. 679-698, November 1986.
- [Carden, 2002] Carden .T. *Image Processing with Artificiel Life*, 2002.
- [Chabrier et al., 2008] Chabrier, S. Rosenberger, C. Emile, B and Laurent, H. *Optimization Based Image Segmentation by Genetic Algorithms*. EURASIP Journal on Image and Video Processing Vol. 2008, Article ID 842029, pp1- 10. 2008.
- [Chang et al., 1995] chang.F.J , Yen.J.C and Chang .S. *A new criterion for automatic multilevel thersholding*, IEEE transactions. image process. Vol.4. pp.370-378. 1995.
- [Chehdi, 1991] Chehdi.K. *Binarisation of various images by detecting local thershold whith a validation test*. IEEE Pacific RIM Conference on Communications Computers and Signal Processing .pp.661-614.1991.
- [Chen et Lu, 2002] Chen, T. et Lu. Y. *Color image segmentation : an innovative approach*. Pattern Recognition . Vol.35. No 2. pp.395–405. 2002 .
- [Chen et Zhang, 2004] Chen .S and Zhang.D. *Robust image segmentation using FCM with spatial constraint based on new Kernel*. IEEE transactions on systems, Man, and cybernetics. Vol. 34, No.4, 2004.
- [Chen et al., 2005] Chen. Q, Zhou. C, Luo. J, and Ming. D. *Fast segmentation of high-resolution satellite images using watershed transform combined with an efficient region merging approach*. In Reinhard Klette, Jovisa Zuni, editor, *Combinatorial Image Analysis*.Vol.3322 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp.621–630. Springer. 2005.
- [Cheng et al., 2001] Cheng. H.D, X.H. Jiang, Y. Sun, and J. Wang. *Color image segmentation advances and prospects*. Pattern Recognition. Vol.34, pp.259–281.2001.
- [Coley, 1999] Coley, A D. *An Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers*. World Scientific, Singapore, 188p.1999.
-

- 
- [Cuevas et al., 2009] Cuevas.E, Zaldivar.D.Valentine.M *A nouvel multi threshold segmentation approach based on artificial Immune System*. Optimization Advances in computational Intell.No.1, pp.309-337.2009.
- [Cuevas et al., 2010] Cuevas.E, Zaldivar.D ,Valentine.M. *A novel multi-threshold segmentation approach based on differential evolution optimization*. Expert systems with application Vol.37, pp.5265-5271.2010.
- [Cuevas et al, 2012] Cuevas.E, Sención.F, Zaldivar.D, Pérez-Cisneros.M And Sossa.H, *A multithreshold segmentation approach based on Artificial Bee Colony optimization*, ApplIntell .Vol.37,pp 321–336. 2012.
- [De Castro, 2000] De Castro.L. *Artificial Immune Sysyms. A survey of Application*. Technical report DCA-RT, Departement of Computer Engineering and industrial automation. University of Campinas. Brazil. 2000.
- [De Castro et Timmis, 2002] Leandro.N De Castro and J.Timmis. *Artificial Immune Systems.A new Computational Intelligence Approach*. Springer-Verlag.2002.
- [Delacourt, 2013] Delacourt . C. 2013. *Recalage d'image et correction des erreurs*. Accessed November 24. [https://perso-sdt.univ-brest.fr/~delacour/COURS/M2-10.1/Cours3\\_Correc\\_Radiom\\_Geom/index.html](https://perso-sdt.univ-brest.fr/~delacour/COURS/M2-10.1/Cours3_Correc_Radiom_Geom/index.html).
- [Dempster et al., 1977] Dempster.A.P,Laird.N.M , Rubin .D.B .*Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm*. Journal of the Royal Statistical Society .Vol.39 ,No. 1 , pp. 1–38, 1977.
- [Deriche, 1987] Deriche .R. *Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector*, International Journal of Computer Vision, pp. 167-187, 1987.
- [Djemame et Batouche, 2014] Djemame.S and Batouche.M. *Une Approche Biomimétique pour la Segmentation d'Images Inspiration des Araignées Sociales*. CCIS-King Saud University, Riyadh, Saudi Arabia. APR 12, 2014.
- [Djerou et Batouche, 2003] Djerou.L, Batouche.M. *Résolution collective du problème de segmentation*. Courrier du Savoir . N°04. pp. 89-94. Juin 2003.
- [Djerou et Batouche, 2009] Djerou.L, Batouche.M. *Une approche Biomimétique pour la segmentation d'images*. Courrier du Savoir. N°09, pp.33-38, Mars 2009.
- [Djerou et al., 2006] Djerou.L, Khelil.N, Batouche.M: *La vie artificielle pour la segmentation d'images*, SETIT 2005 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications. March 27-31, Tunisia.2005.
-

- 
- [Donnay, 2000] Donnay Jean-Paul. *Les spatiocartes en composition colorée*. Bulletin de la Société Géographique de Liège.Vol. 38, No.1, pp.43-61. 2000.
- [Dorigo et Stutzle, 2004] M. Dorigo And T. Stützle. *Ant Colony Optimization*, Cambridge: MIT Press, 2004.
- [Dorigo, 2007] M. Dorigo. *Ant Colony Optimization*, Scholarpedia, Vol.2, N°03,pp 1461.[http://www.scholarpedia.org/article/Ant\\_colony\\_optimization](http://www.scholarpedia.org/article/Ant_colony_optimization), 2007.
- [Dreo and Siarry, 2003] Dreo. J. and P. Siarry. *Diverses techniques d'optimisation inspirées de la théorie de l'auto-organisation dans les systèmes biologiques*. In . Paris, France. 2003.
- [Eberhart et Shi, 2000] Eberhart.R.C, Shi.Y. *Comparing inertia weights and constriction factors in Particle Swarm Optimization*. Proceeding of the Congress on Evolutionary Computation.pp.84-88.2000.
- [Eusuff et Lansey, 2003] Eusuff M.M. and Lansey K.E.*Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm*, Journal of Water Resource Planning and Management, Vol.129. N°3, pp. 210-225.2003.
- [Everitt et al., 2009] Everitt B. S, Landau. S and Leese. M. *Cluster Analysis*. Wiley Publishing. 2009.
- [Fang et Chang, 2012] Fang.C, Chang.L. *An effective shuffled frog-leaping algorithm for resource-constrained project scheduling problem*. Computers & Operations Research, Vol.39.No. 5, pp. 890 – 901. 2012.
- [Farhani et al., 2010] Farahani. M. Movahhed S. B. Ghaderi S. F. *A hybrid meta-heuristic optimization algorithm based on SFLA* .2nd International Conference on Engineering Optimization, pp.1-8 , Lisbon Portugal , September 6 - 9, 2010.
- [Farmer et Belin, 1992] Farmer. J.D., Belin. A. *Artificial Life: The Coming Evolution*. In: Langton, C.G. Taylor, C., Farmer, J.D., Rasmussen, S. (eds.) *Artificial Life II*, Addison-Wesley, Reading pp. 815-840. 1992.
- [Feng et al. 2009] Feng. X., Lau. F. C. M., et Gao, D. *A New Bio-inspired Approach to the Traveling Salesman Problem*. Complex Sciences, édité par O. Akan, P. Bellavista,J. Cao, F. Dressler, D. Ferrari, M. Gerla, H. Kobayashi, S. Palazzo, S. Sahni, X. S. Shen, M. Stan, J. Xiaohua, A. Zomaya, G. Coulson, *et al.*, Vol. 5, pp: 1310–1321. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2009.
- [Feng et Licheng, 2011] Feng.Z and Licheng.J. *Spatial improved fuzzy C-means clustering for image segmentation*. International Conference on electronic and mechanical engineering and information technology. Vol. 9, pp. 4791-4794, 2011.
-

- [**Forgel, 1997**] Fogel D. B. *The Advantages of Evolutionary Computation*. World Scientific Press. pp. 1–11.1997.
- [**Forgel, 2006**] Fogel D. B. *Evolutionary Computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence*. Wiley IEEE Press. pp. 61–84.2006.
- [**Gandomi et al., 2013**] Gandomi A. H., Yang X. S. and Alavi, A. H. Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems. *Engineering with Computers*, Vol.29, No.1. pp.117–35. 2013.
- [**Garó, 1999**] Garó L.A. *Color Theory*. Department of Geography & Earth Sciences, University of North Carolina at Charlotte, <http://www.uncc.edu/lagaro/cwg/color/index.html>.1999.
- [**Ghamisi et al., 2012**] Ghamisi.P, Couceiro M.S, Benediktsson J.A And Ferreira N.M, *An efficient method for segmentation of images based on fractional calculus and natural selection*. *Expert Systems with Applications* .Vol.39, pp 12407–12417, 2012.
- [**Glize et al., 2001**] Glize P. Bernon C., Camps V., Gleizes M.P. *La conception de SMA adaptatifs: contraintes et spécificités*. Plateforme AFIA, Grenoble, juin 2001.
- [**Gonzalez et Woods, 1992**] Gonzalez R.C. And R.E, Woods, *Digital image processing*, Addison-Wesley,Reading, MA, 1992.
- [**Guo et al., 2005**] Guo.D, Atluri.V, and Adam.N. Texture-based remote sensing image segmentation. In *Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, Amsterdam, The Netherlands, pp. 1472-1475.2005.
- [**Hamdaoui et al., 2014**] Hamdaoui.F, Sakly .A, Mtibaa .A. *An efficient multithresholding method for image segmentation based on PSO*. *International Conference on Control, Engineering Information Technology (CEIT'14)Proceedings*.Copyright IPCO.pp.203-213.2014.
- [**Havens et al. 2008**] Havens. T. C., Spain. C. J., Salmon. N. G., et Keller. J. M. *Roach Infestation Optimization*. *Swarm Intelligence Symposium*. IEEE, St. Louis, MO, USA pp: 1–7., 2008.
- [**Horng, 2013**] Horng.M.H. *Multilevel image threshold selection based on the shuffled frog-leaping algorithm*. *Journal of Chemical and Pharmaceutical Research*. Vol. 5,No. 9, pp. 599 – 605. 2013.
- [**Held et al., 1997**] Held. K., Rota Kops. E., Krause.B. and Wells.W. *Markov Random Field Segmentation of Brain MR Images*. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 16, pp 878-886. 1997.

- [**Ho et Lee, 2001**] Ho.S.Y, Lee.K.Z. *An efficient evolutionary image segmentation algorithm*. In Proceeding of the IEEE Congress on Evolutionary Computation,pp.1327-1334,2001.
- [**Holland, 1975**] Holland. J. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor. 1975.
- [**Horowitz et Pavlidis, 1976**] Horowitz. S.L.,And T. Pavlidis, *Picture segmentation by a tree traversal algorithm*, Journal of the association for computing machinery, Vol. 23, No.2, pp 368-388, 1976.
- [**Jain et al., 1999**] Jain. A.K., Murty M.N., And Flynn P.J. *Data clustering : a review*, ACM Computing Surveys, Vol. 33, No.3, pp 264-322, 1999.
- [**Jain et al., 2000**] Jain. A, Duin. R And Mao. J, *Statistical Pattern Recognition : A review*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No.1, pp 4-37 , 2000.
- [**Jiehong et Ma, 2012**] Jiehong.K, Ma.M. *Image thresholding segmentation based on frog leaping algorithm and Ostu method*. Yunnan University (Natural Science Edition). pp. 634 – 640, 2012.
- [**Jose et al., 2011**] Jose Alfredo F. Costa and Jackson G. de Souza . *Image Segmentation through Clustering Based on Natural Computing Techniques*, Image Segmentation, Dr. Pei-Gee Ho (Ed.), ISBN: 978-953-307-228-9,pp-58.82.2011.
- [**Kapur et al., 1985**] Kapur.J.N, Sahoo.P.K , Wong .A.C . *A new method for gray level picture thresholding using the entropy of the histogram*. Cumpster vision . Graphics and image processing. Vol.29 , pp. 273–285, 1985.
- [**Karaboga, 2005**] D. Karaboga, *An idea based on honey bee swarm for numerical optimization*, Technical Report TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [**Karaboga, 2010**] D. Karaboga, *Artificial bee colony algorithm*, Scholarpedia, Vol. 5, No.3, pp-6915, 2010.
- [**Kass et al., 1987**] Kass. M, Witkin.A, And Terzopoulos.D , *Snakes : active contour models*,International Journal of Computer Vision, Vol. 1, No.4, pp321–331, 1987.
- [**Kennedy et Eberhart, 1995**] J. Kennedy And R. C. Eberhart, *Particle Swarm Optimization*. In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, pp. 1942– 1948, 1995.
- [**Kogan, 2007**] Kogan.J, *Introduction to Clustering Large and High-Dimensional Data*, Cambridge University Press, Cambridge, 2007.

- [Kurtz, 2009] Kurtz.C. *Analyse multirésolution d'images de télédétection par segmentations et classifications conjointes*. Mémoire de Master Recherche Informatique Fondamentale et Appliquée. Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection. Université de Strasbourg, 2009.
- [Landgrebe, 1998] Landgrebe .D. *Information Extraction Principles and Methods for Multispectral and Hyperspectral Image Data*. Rapport technique, Purdue University, Indiana, 1998.
- [Langlois, 1987] Langlois P. *Modélisation et algorithmes du traitement de la couleur*. Cahiers Géographiques de Rouen : le traitement informatique de la couleur en cartographie. Vol.27, pp.1-44. 1987.
- [Langton, 1989] Langton, C.G. *Artificial Life*. In: Langton, C.G edition *Artificial Life*, pp. 1-47, 1989.
- [Laptik et Navakauskas, 2007] Laptik.R, Navakauskas.D. *Application of Ant Colony Optimization for Image Segmentation*. Electronics and Electrical Engineering. Kaunas: Technologija, Vol.80. No. 8. pp. 13–18.2007.
- [Lassouaoui et al., 2004] Lassouaoui. N, Hamami. L, Nouali. N. *Les algorithmes génétiques application a la segmentation des images*. RIST. Vol.14, N°02. pp.27-57. 2004.
- [Li et Zhang, 2015] Li.Y.R. Zhang C.N. *A hybrid intelligent optimization algorithm of fast convergence*. International Journal of Hybrid Information Technology. Vol.8, N°1 pp.295-304 . China. 2015.
- [Likas et al., 2003] Likas A., Vlassis M. and Verbeek J. *The global k-means clustering algorithm*, Pattern Recognition, Vol. 36, pp. 451-461, 2003.
- [Lillesand et al., 2004] Lillesand. T, Kiefer. R, and Chipman.J. *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons Ltd Chichester, UK. 2004.
- [Liu et Tang, 1999] Liu .J., Tang Y-Y. *Adaptive image segmentation with distributed behavior based agents*, in: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 6, , pp 544-551. June 1999.
- [Liu et al., 2011] Liu.J, Li.Z, Hu. X, Chen.Y. *Multiobjective optizition shuffled frogleaping biclustering*, Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine Workshops, Atlanta, 12- 15 November, pp. 151 – 156.2011.

- [**Luo et al., 2003**] Luo, M., Y. Ma, et H. Zhang . *A spatial constrained k-means approach to image segmentation*. In Pacific Rim Conference on Multimedia, pp. 738–742. 2003.
- [**MacQueen, 1967**] MacQueen. J. *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. In Proc. Fifth Berkeley Sympos. Math. Statist. and Probability (Berkeley, Calif., 1965/66), volume Statistics, pp. 281–297. Univ. California Press, Berkeley, California.1967.
- [**Mano et al., 2005**] Mano J.P, C. Bourjot, G. Leopardo, P. Glize, *Bioinspired mechanisms for artificial self-organised systems*. Informatica, Ljubljana, Slovenia. In press, 2005.
- [**Memarsadeghi et al, 2006**] Memarsadeghi, N., Netanyahu, N.S., LeMoigne, J. A *Fast Implementation of the ISODATA Clustering Algorithm*, International Journal of Computational Geometry and Applications.2006.
- [**Muhsin et al., 2014**] Muhsin, Z. F., Rehman, A., Altameem, A., Saba, T., and Uddin, M. *Improved quadtree image segmentation approach to region information*. The Imaging Science Journal, Vol. 62, No.1pp.56–62.2014.
- [**Muller et al., 2002**] Muller. S., Marchetto. J., Airaghi. S. et Kournoutsakos. P. *Optimization based on bacterial chemotaxis*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, No 1, pp: 16–29, 2002.
- [**Munnoz et al., 2003**] Munnoz. X, Freixene.J, Cufi.X, and Mart.J 2003. *Strategies for image segmentation combining region and boundary information*, Pattern Recognition Letters, Vol.24, pp.375–392.2003.
- [**Narimani, 2011**] Narimani M. R. A New Modified Shuffle Frog Leaping Algorithm for Non-Smooth Economic Dispatch. World Applied Sciences Journal Vol. 12, N°06, pp. 803-814, IDOSI Publications,2011.
- [**Nebti 1, 2013**] Nebti.S. *Reconnaissance de Caractères Manuscrits par Intelligence Collective*. Thèse de Doctorat en Sciences en Informatique. Discipline: Informatique. Université Ferhat Abass-Sétif, Algérie, 2013.
- [**Nebti 2, 2013**] Nebti S. *Bio-Inspired Algorithms for Color Image Segmentation*. International Journal of Computer Applications.Vol.73. No. 18, pp 11–16. 2013.
- [**Noordam et al., 2000**] Noordam.J.C, Van Den Book, Buydens.L.M.C. *Geometrically guided fuzzy C-means clustering for multivariate image segmentation*. Proceeding of International Conference on Pattern Recognition. pp. 462-465, 2000.

- 
- [Niblack, 1986] Niblack.W. *An introduction to image processing*. Prentice-Hall, Englewood cliffs, pp.115-116.1986.
- [Onwubolu et Babu, 2004] Onwubolu G. C., and Babu B. V. *New Optimization Techniques in Engineering*, Springer-Verlag, Germany.2004.
- [Osman et Laporte, 1992] Osman I.H. and Laporte G. *Metaheuristics : a bibliography*. Annals of Operations Research Vol (63), pp.513-623, 1996.
- [Otsu, 1979] Otsu.N. *A threshold selection method for grey level histograms*. IEEE transactions on Systems,Man and Cybernetics.Vol.9 No. 1, pp. 62-66, 1979.
- [Ouedfel, 2006] Ouedfel.S. *Contributions à la Segmentation d'images basées sur la résolution collective par ACO*, thèse de doctorat de l'Université de Batna, juillet 2006.
- [Pinto et al. 2007] Pinto.P. C., Runkler. T. A., et Sousa. J. M. C. *Wasp Swarm Algorithm for Dynamic MAX-SAT Problems*. Adaptive and Natural Computing Algorithms,édité par B. Beliczynski, A. Dzielinski, M. Iwanowski, et al. Vol. 4431, pp : 350–357. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2007.
- [Prewitt, 1970] Prewitt.J.M.S. *Object enhancement and extraction*. In PPP. Vol.70 , pp. 75–149, 1970.
- [Price et al., 2005] Price V. Kenneth., Storn M. Rainer., and Lampinen A. Jouni. *Differential evolution: A practical approach to global optimization*. Springer-Verlag Berlin, Heidelberg.2005.
- [Rabhi et Fizazi, 2015] S.Rabhi, H.Fizazi. *Étude comparative entre l'algorithme de firefly et les comportements collectifs des fourmis dans la classification des images satellitaire*. Troisième conférence sur la vision artificielle CVA 2015. Tizi ousou. Algérie. 2015.
- [Raff et al., 1994] Raff. U., Scherzinger. A., Vargas. P., and Simon. J. *quantitation of grey matter, white matter and cerebrospinal fluid from spinecho magnetic resonance images using an artificial neural network*; Technique, Medical Physics, 1994.
- [Ramos et Almeida, 2000] Ramos.V., Almeida.F., *Artificial Ant Colonies in Digital Image Habitats*. A Mass Behavior Effect Study on Pattern Recognition, Second International Workshop on Ants Algorithmes, Ants2000, Bruxelles,2000.
- [Rashedi et Nezamabadi, 2009] Rashedi E, Nezamabadi-Pour H. *GSA: A gravitational search algorithm*. Information Sciences, Vol. 179, No. 13, pp. 232–2248. 2009.
- [Rashedi et Nezamabadi, 2010] Rashedi E, Nezamabadi-Pour H. *A stochastic gravitational approach to color image segmentation by considering spatial*
-

Information. In Proc. 1th Int. Communication Engineering. pp.87-91. December, 2010.

**[Rennard, 2014]** Rennard, J. P. *La Vie Artificielle*. Accessed April 19. <http://www.rennard.org/alife/french/ivafstxt/ivafs.html>.2014.

**[Rose et Davis, 1979]** Rosenfield.A, Davis.L.S. *Image segmentation and image model*. Proceedings of IEEE. Vol.76 , No. 5 , pp. 764–772, 1979.

**[Rothlauf, 2006]** Rothlauf F. *Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms*. Springer, Netherlands, 314p.2006.

**[Sabri et Puteh, 2013]** Sabri. N. M, Puteh. M. *A Review of the Gravitational Search Algorithm*. International Journal of Advances in Soft Computing and its Applications, Vol.5. No. 3, pp 1–39. 2013.

**[Samet, 1984]** Samet.H. *The Quadtree and Related Hierarchical Data Structures*. ACM Computing Surveys, Vol. 16 ,No.2,pp. 187–260, 1984.

**[Saporta, 1990]** G. Saporta. *Probabilités, analyse des données et statistique*, éditions Technip,Paris, ISBN 2-7108-0565-0.1990.

**[Shankar, 2007]** Shankar B .U. *Novel classification and segmentation techniques with application to remotely sensed images*. in *Transactions on Rough Sets VII*. Heidelberg: Springer, pp. 295-380.2007.

**[Shirakawa et Nagao, 2009]** Shirakawa.S, Nagao.T. *Evolutionary image segmentation based on multiobjective clustering*, IEEE Congress on evolutionary computation.2009.

**[Sobel, 1978]** Sobel.I. *Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing*. Computer Graphics an Image Processing. Vol.8 , pp. 127–135, 1978.

**[Storn et Price, 1997]** R. Storn and Price. K. *Differential evolution a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces*, Journal of Global Optimization Vol.11, pp 341–359, 1997.

**[Stitt et al, 2001]** J.P. Stitt, R.L.Tutwiler and A.S.Lewis, *Fuzzy C-Means image segmentation of side scan sonar images*. Proceeding of 2001 IASTED, International Symposium on Signal and Image Processing, vol. 1, pp. 27- 32, 2001.

**[Talbi, 2009]** Talbi E.G. *Metaheuristics: From Design to Implementation*, first ed., Wiley-Blackwell, 2009.

[**Tahami et Fizazi, 2017**]Tahami.A, Fizazi.H. *Unsupervised Segmentation of Images Based on Shuffled Frog-Leaping Algorithm*. Journal of Information Processing Systems (JIPS). Vol.13, No.2, pp.370–384. April 2017.

[**Teo et Abbass, 2001**] Teo.J, Abbass.H.A. *An annealing approach to the Mating-Flight trajectories in the Marriage in Honey Bees Optimization Algorithm*. Computer Science Monograph, Proceeding of the post graduate conference on Computer Science.pp.39-46, Canberra, Australia.2001.

[**Umerez, 1995**] Umerez. J. *Semantic Closure: A Guiding Notion to Ground Artificial Life*. In: Morán, F., Moreno, A., Merelo, JJ., Chacón, P. (eds.) *Advances in Artificial Life*, Springer, Berlin, pp. 77-94, 1995.

[**Umerez, 2010**] Umerez.J. *Artificial Life: prospects of a synthetic biology*. Published in Angelo Loula & João Queiroz (Eds), *Advances in Modeling Adaptive and Cognitive Systems*. UEFS, 2010.

[**Vob et al, 1999**] Vob. S, Martello. S, Osman I.H. and Roucairol.C (Eds). *Meta-Heuristics - Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands, 1999.

[**Walton et al., 2011**] Walton S., Hassan O., Morgan, K., & Brown M. R. (2011). Modified cuckoo search: A new gradient free optimization algorithm. *Chaos, Solitons and Fractals*, Vol.44, No.9, pp.710–718. 2011.

[**Wang et al., 2010**] Wang. N, Li. X,Chen X.H. *Fast three-dimensional Otsu thresholding with shuffled frog-leaping algorithm*. *Pattern Recognition Letters, Metaheuristic Intelligence Based Image Processing*, Vol.31, No. 13, pp. 1809 – 1815. 2010.

[**White et al., 2004**] White.C Tagliarini.G, Narayan.S. *An algorithm for swarm-based color image segmentation*, in Proc. IEEE Southeast Conf, Greensboro, North Carolina, USA, IEEE Press, pp. 84-89, March 26-28 2004.

[**Wilkinsom, 2005**] Wilkinsom G. G. *Results and implications of a study of Fifteen years of satellite image classification experiments*. *IEEE T Geosci Remote Sens*, Vol. 43, No 3, pp: 443– 440, 2005.

[**Xian et al., 2005**] Xiangyun.H, Vincent .T, and Björn. P. *Automatic Segmentation of High-resolution Satellite Imagery by Integrating Texture, Intensity, and Color Features*. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. Vol. 71, No. 12 , pp. 1399–1406, December 2005.

- [Xie et Beni, 1991] Xie X.L., and G. Beni. *A Validity Measure for Fuzzy Clustering*, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13. N°8.pp:841-847, 1991.
- [Xue et al., 2013] Xue. L., Yao.Y., Zhou .H., Wang .Z. *An Improved Shuffled Frog Leaping Algorithm with Comprehensive Learning for Continuous Optimization*. Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering, pp.758-761, Published by Atlantis Press, Paris, France,2013.
- [Yang , 2008] Yang X. S. *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*. Luniver Press, 2008.
- [Yang, 2009] Yang X.S, *Firefly algorithm for multimodal optimization in proceedings of the stochastic Algorithms*, SAGA 109. Vol.5792, Oct.2009.
- [Yang, 2010] Yang, X. S. *Firefly Algorithm, Stochastic Test Functions and Design Optimisation* . Int. J. Bio-Inspired Computation, Vol. 2, No. 2, pp.78-84.2010.
- [Yang et Deb, 2009] Yang X.S. And Deb.D, *Cuckoo search via Levy flights*, in: Proc. Of World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, IEEE Publications, USA, pp. 210-214, 2009.
- [Yang et Deb, 2010] X. S. Yang and S. Deb, *Engineering Optimisation by Cuckoo Search*, Int. J.Mathematical Modelling and Numerical Optimisation, Vol. 1, No. 4, pp. 330–343, 2010.
- [Yang et Wu, 2001] Yang, M.S., and Wu. K.L. *A new validity index for fuzzy clustering*, IEEE International Fuzzy Systems Conference, pp. 89-92.2001.
- [Zadeh, 1965] Zadeh.L, *Fuzzy sets*, information and controls. Vol. 8, No.3, pp. 338-353, 1965.
- [Zhang, 2000] ZHANG C., WANG P., *A new method of color image segmentation based on intensity and hue clustering*, International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Barcelona, pp. 3617-3621. 2000.
- [Zhang, 2002] Zhang.Y. *Image engineering and related publications*, International Journal of Image and Graphics, Vol. 2, No. 3, pp. 441-452, 2002.
- [Zucker, 1976] Zucker.S. *Region growing: childhood and adolescence*, Computer Graphics and Image Processing, Vol. 5, No. 3, pp. 382-399, 1976.
- [Web01] [ww.scienceenligne.ca/ressources/sae/grenouilles/grenouilles\\_3e\\_cycle.pdf](http://ww.scienceenligne.ca/ressources/sae/grenouilles/grenouilles_3e_cycle.pdf).
- [Web02] [daniellelorin.com/grenouille/grenouille.html](http://daniellelorin.com/grenouille/grenouille.html).
- [Web03] [www.maxisciences.com/grenouille/les-grenouilles-ne-sautent-pas-toutes-de-la-meme-maniere\\_art32991.html](http://www.maxisciences.com/grenouille/les-grenouilles-ne-sautent-pas-toutes-de-la-meme-maniere_art32991.html).
-

[Web04] [aquariusite.free.fr/cycle-batraciens/tetard-grenouille.html](http://aquariusite.free.fr/cycle-batraciens/tetard-grenouille.html).

[Web05] <http://pages.videotron.com/rosavie/etienne/nouriture.htm>.