

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERRI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DEPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

## Mémoire de Fin d'Etudes de MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Génie électrique

Spécialité : **Commande des systèmes**

*Présenté par*

**Koceila HAMI**

**Djamal BENNADJI**

Thème

## **Optimisation de la segmentation d'images par la recherche coucou**

*Mémoire soutenu publiquement le 27/09/2016. devant le jury composé de :*

**Mr Takfarinas CHELI**

MAA, UMMTO, Président

**Mme Fadila BOUDJEMAA**

MAA, UMMTO, Encadreur

**Mme Ouiza BOUKENDOUR**

MAA, UMMTO, Examineur



## Remerciements

*Nous tenons à remercier tout premièrement dieu le tout puissant pour la volonté, la sante et la patience, qu'il nous a donne durant toues ces longues années.*

*On tient à exprimer en tout premier lieu notre profonde gratitude à notre promotrice, Mme BOUDJEMA Fadila, pour nous avoir encadrés, orienté et guidé et aussi pour son suivi continuel tout le long de la réalisation de ce mémoire.*

*Nos remerciements vont aussi à tous les enseignants de département d'automatique qui ont contribué à notre formation, notamment madame CHILALI qui à joué un grand rôle dans la partie de programmation de notre projet, par ailleurs, nos remerciements à tous les membres du jury qui ont accepté de juger notre travail.*

*On remercie aussi, nos chers parents, nos frères et nos sœurs, nos amis, ainsi que toutes les personnes qui nous on apporté un soutien moral de loin ou de près.*



## Dédicaces

Je dédie ce travail à:

Mon cher père et à ma chère mère, pour leur encouragement et le soutien affectif et matériel qu'ils m'ont apporté tout au long de mon existence.

Mes chers frères et ma sœur, mes frère jumeaux Ahmed & Salim avec qui je partage beaucoup de choses et qui ne cessent de me conseiller pour réussir et aussi par le fait qu'ils sont des anciens dans le même domaine ce qui ma mis dans un environnement favorable a la réussite de ma formation, mon frère Ali qui ma appris les valeurs de la vie nécessaires pour affronter les moments durs de la vie, ma très chère petit sœur Katia avec qui j'ai partagé toute mon enfance, qui est sans doute ma meilleure amie, à qui je souhaite une très grande réussite dans ses études.

Ma grand-mère Fatima, de sa sagesse je tiens mes valeurs et mes principes, mon oncle Dada Cherif, mon cousin Hicham qui ma aidé sur divers angles et qui à toujours cru en moi et mon cousin Malek.

Mon binôme BENNADJI Djamel a qui je souhaite de suivre le meilleur chemin de réussite.

Tous ceux qui nous ont quitté, mon-grand père Ali, ma grand-mère Malha, mon grand-père Arezki et mon oncle Vava Mohand qui resterons dans nos cœurs.

Koceila



## Dédicaces

Je dédie ce travail a :

La mémoire de ma chère mère qui a éclairée mon chemin et qui m'a encouragée et soutenue tout au long de ma vie et que Dieu l'accueille et la garde dans son vaste paradis ;

Mon père qui me doit la toute fierté de ma réussite et que dieu le protège et le garde pour nous ;

Mon frère Nacime et mes sœurs Imane, Lamia et Sabrina qui m'ont aidé, soutenu et encouragé tout au long de mes études ;

Mes chers neveux Zinou, Massy, Mayas, Eléna et Aya que dieu les garde pour nous ;

Mon binôme HAMI Koceila a qui je souhaite de suivre le meilleur chemin de réussite ;

Mes chers amis Yacine, Aghilles et Celena pour leur soutien aux moments difficiles de ma vie ;

Tous mes amis et a toutes personnes m'ayant aidé d'une manière ou d'une autre.

Djamal

### Résumé

Dans ce travail, nous avons présenté une approche de segmentation d'images par une approche de classification qui est la méthode des c-moyennes floues abrégée en FCM. Puis nous avons introduit une autre nouvelle approche d'optimisation afin d'optimiser les résultats de la segmentation qui est l'algorithme de recherche coucou.

En s'intéressant aux métaheuristiques, nous avons essayé d'envisager l'étude et la description d'une approche bio-inspirée à base de population de solutions coucou, qui consiste à optimiser les résultats de segmentation qui sont une populations d'images générés par l'algorithme des c-moyennes floues 'FCM', ce dernier fait une classification des images résultantes selon leur qualité fitness via un indice de validité qui est dans notre cas l'indice intra-régions de Levine et Nazif.

Cette méthode appelée recherche coucou s'inspire du comportement fascinant des oiseaux coucous. Elle est caractérisée par la capacité d'éviter un optimum local qui est le piège dont lequel les méthodes de segmentations tombent en faisant un saut vers l'optimum global via certains paramètres comme la fraction  $p_a$  et le vol de Lévy appelé en anglais 'Levy flight'.

**Mot clés :** traitement d'images, segmentation d'images, classification, c-moyennes floues, métaheuristiques, indice d'évaluation, recherche coucou, vol de Lévy.



**Table des matières**

**Introduction générale.....1**

**Chapitre I: Méthodes de segmentation d'images**

**I.1. Introduction..... 4**

**I.2. Définition de la segmentation ..... 4**

**I.3. Techniques de segmentation .....4**

    I.3.1. Approche contours .....5

        A. Méthodes dérivatives.....6

        B. Méthodes déformables .....6

    I.3.2. Approche coopérative.....7

        A. Coopération séquentielle .....7

        B. Coopération des résultats .....8

        C. Coopération mutuelle .....8

    I.3.3. Approche régions .....9

        A. Croissance de régions .....9

        B. Division des régions .....9

        C. Division/Fusion .....10

    I.3.4. Approche classification .....11

        A. La classification supervisée .....11

        B. La classification non supervisée .....11

**I.4. Segmentation floue .....12**

    I.4.1. Principe de la segmentation floue .....12

    I.4.2. Algorithme C-moyenne floues (FCM) .....12

    I.4.3. Principales étapes de l'algorithme FCM .....13

I.4.4. Principe de l'algorithme FCM .....	14
I.4.5. Les inconvénients de l'algorithme FCM .....	15
I.4.6. Les variantes de l'algorithme FCM .....	15
A. Variantes selon la distance .....	15
B. Variantes selon la fonction objectif .....	16
C. Variantes selon la fuzzification .....	16
<b>I.5. Indice de validité de la segmentation floue.....</b>	<b>16</b>
I.5.1. Indice d'homogénéité de Cochran .....	17
I.5.2. Indice de compacité .....	17
I.5.3. Indice d'évaluation inter-région de Levine et Nazif .....	18
I.5.4. Indice d'évaluation intra-régions de Levine et Nazif .....	18
<b>I.6. Conclusion .....</b>	<b>19</b>

## Chapitre II: Les métaheuristiques inspirées coucou

<b>II.1. Introduction .....</b>	<b>21</b>
<b>II.2. Les métaheuristiques .....</b>	<b>21</b>
II.2.1. Les métaheuristiques a base de population de solution .....	22
II.2.2. Les algorithmes à base d'intelligence par essaim .....	23
<b>II.3. La description des métaheuristiques inspirées du comportement des Coucous .....</b>	<b>23</b>
II.3.1. Le comportement et la reproduction des coucous .....	23
II.3.2. L'habitat des coucous .....	25
II.3.3. La migration des coucous .....	27
<b>II.4. La recherche Coucou (CS) .....</b>	<b>28</b>
II.4.1. Le vol de Lévy .....	28
II.4.2. Le principe et les étapes de la recherche coucou .....	30
II.4.3 L'algorithme de recherche coucou .....	31
A. Principe et paramètres .....	31
B. Les principales étapes de l'algorithme de recherche coucou .....	31

<b>II.5. L’algorithme d’optimisation par coucou (COA) .....</b>	<b>35</b>
II.5.1. Le principe et les étapes du COA .....	35
II.5.2. Le principe et les étapes de la recherche coucou .....	39
<b>II.6. Conclusion .....</b>	<b>41</b>

**Chapitre III : Optimisation de la segmentation par Coucou**

<b>III.1. Introduction .....</b>	<b>43</b>
<b>III.2. Optimisation de la segmentation FCM par la recherche coucou .....</b>	<b>43</b>
<b>III.3. Formulation de l’algorithme c-moyennes floues (FCM) hybride .....</b>	<b>44</b>
III.3.1. Principales étapes de l’algorithme FCM .....	45
III.3.2. Explicitation des paramètres adaptés .....	46
<b>III.4. Formulation de l’algorithme CS hybridé .....</b>	<b>46</b>
III.4.1. Explicitation des paramètres adaptés .....	46
III.4.2. Initialisation de l’algorithme CS hybridé .....	47
III.4.3. Le principe et les étapes de l’algorithme de recherche coucou hybride .....	48
<b>III.5. Conclusion .....</b>	<b>49</b>

**Chapitre IV : Tests et résultats**

<b>IV.1. Introduction .....</b>	<b>51</b>
<b>IV.2. Méthodologie .....</b>	<b>51</b>
<b>IV.3. Tests et résultats .....</b>	<b>52</b>
<b>IV.4. Interprétation des résultats.....</b>	<b>62</b>
<b>IV.5. Conclusion .....</b>	<b>63</b>
 <b>Conclusion générale .....</b>	 <b>64</b>

Liste des figures

Figure I.1: Schéma représentant les techniques de segmentation .....	5
Figure I.2 : Exemple de segmentation par approche contour .....	5
Figure I.3: Principe de la coopération séquentielle .....	7
Figure I.4: Principe de la coopération des résultats .....	8
Figure I.5: Principe de la coopération Mutuelle .....	8
Figure I.6: Processus de division de l'image I utilisant le quad-tree .....	10
Figure I.7: La segmentation par division / fusion .....	10
Figure II.1 : Organigramme illustrant les Classifications de méthodes de résolution de problèmes d'optimisation par les metaheuristiques .....	22
Figure II.2: Image illustrant le Coucou gris .....	23
Figure II.3: Image illustrant l'œuf coucou dans le nid d'une autre espèce d'oiseux .....	24
Figure II.4 : Image illustrant le poussin coucou nourri par le parent du nid.....	25
Figure II.5: Vol de Lévy (a), Marche aléatoire simple (b) .....	29
Figure II.6: Organigramme résumant les étapes de la Recherche Coucou .....	30
Figure II.7: Exemple de 1000 pas par les vols de Levy en 2 dimensions .....	32
Figure II.8: Ponte aléatoire d'un oeuf dans l'ELR du coucou .....	37
Figure II.9: Migration d'un coucou vers le meilleur habitat .....	38
Figure II.10: Organigramme résumant les étapes de l'algorithme d'optimisation par coucou	39
Figure III.1: Organigramme résumant les étapes de l'approche proposée .....	44
Figure III.2: Organigramme de l'algorithme de recherche Locale de coucou .....	48
Figure IV.1 : Les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image test .....	52
Figure IV.2 : Image résultat après segmentation de l'image idéale .....	53
Figure IV.3: Les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image coucou .....	54
Figure IV.4 : Image résultat après segmentation de l'image coucou .....	55
Figure IV.5: Les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image Lena..	56
Figure IV.6 : Image résultat après segmentation de l'image coucou.....	57

Figure IV.7 : Les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image Cameraman.....	58
Figure IV.8 : Image résultat après segmentation de l'image coucou .....	59
Figure IV.9 : Les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image IRM...60	
Figure IV.10 : Image résultat après segmentation de l'image IRM .....	61
Figure IV.11 : les valeurs des paramètres de l'approche proposée.....	62

**Liste des abréviations**

**FCM** : C-moyennes floues (en anglais : Fuzzy C-Means).

**CS** : La recherche coucou (en anglais : Cucko Search).

**COA** : Algorithme d'optimisation par coucou (en anglais: Cuckoo Optimization Algorithme).

**ELR** : Rayon de ponte des œufs (en anglais: Egg Laying Radius).

**NBRitération** : Nombre d'itérations.

**Init** : Initialisation.

**Iter** : Itération.

**N** : Nombre de classes d'une image segmentée.

**LN** : Valeur de l'indice de validité d'une image segmentée.

### Introduction Générale

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

Dans le premier chapitre « Méthode de segmentation d'images » est consacré à la présentation de la segmentation d'image ainsi que ses différentes méthodes, en se basant sur la segmentation floue par l'algorithme des c-moyennes floues.

Le processus de segmentation représente une étape cruciale dans les systèmes de vision par ordinateur, car les caractéristiques et décisions sont extraites et prises à partir de son résultat. Les premiers algorithmes de segmentation d'image ont vu le jour dans les années 1970. Depuis, de nombreuses techniques et méthodes de segmentations ont été expérimentées pour essayer d'améliorer les résultats. Néanmoins, jusqu'à nos jours, aucun algorithme classique de segmentation d'image n'arrive à fournir des résultats parfaits sur une large variété d'images.

Dans le deuxième chapitre « Les métaheuristiques inspirées coucou » définit les différentes métaheuristiques en se basant sur la recherche coucou et on verra qu'afin d'améliorer les résultats de segmentation, des méthodes bio-inspirées ou inspirées de la nature appelées métaheuristiques, ont été alors utilisées pour résoudre le problème posé.

Les métaheuristiques sont des procédures conçues pour résoudre des problèmes d'optimisation dits difficiles. Ce sont en général des problèmes aux données incomplètes, incertaines, bruitées ou confrontés à une capacité de calcul limitée. Les métaheuristiques ont connu le succès dans une large variété de domaines. Cela découle du fait qu'elles peuvent être appliquées à tout problème pouvant être exprimé sous la forme d'un problème d'optimisation de critère(s). Ces méthodes sont, pour la plupart, inspirées de la physique (Vol de Lévy, recuit simulé ... etc.), ou de la biologie (essaims particuliers, colonies de fourmis, recherche coucou).

Ces dernières années, l'introduction des métaheuristiques dans le domaine du traitement d'images a permis d'étudier la segmentation sous un angle différent, avec des résultats plus ou moins réussis. Dans le but d'apporter notre contribution et d'améliorer d'avantage les performances des méthodes de segmentation, nous avons proposé un algorithme appelé « Algorithme de Recherche Coucou (Algorithm Cuckoo Search) qui a été proposé dans la littérature par les chercheurs (Xin-Elle Yang et Suash Deb en 2009), ces derniers se sont basés sur le mécanisme du Vol de Lévy et sur un côté particulier du comportement d'une espèce d'oiseaux, cet algorithme se repose sur la modélisation mathématique des circuits aléatoires du déplacement et comportement d'une espèce spéciale d'oiseaux nommés Coucous ainsi que sur leur mode de vie (leur habitat, leur reproduction, la migration...etc).

Le troisième chapitre « Optimisation de la segmentation par coucou » est consacré à l'étude de l'approche proposée en donnant les différentes notions sur les paramètres adaptés de l'algorithme de recherche coucou pour essayer de faire un saut à l'optimum global.

Le quatrième chapitre « Tests et résultats » est dédié à l'application de la méthode proposée sur des différents types d'images. Les résultats obtenus seront significatifs et prouveront l'efficacité des idées proposées.

Nous terminerons notre travail par une conclusion générale dans laquelle nous récapitulerons nos contributions et proposons des perspectives sur la base de notre travail.

CHAPITRE

---

**I**

**Méthodes de segmentation d'images**

## 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.

Dans ce chapitre, nous présentons les importantes familles de méthodes de segmentation d'images et on se basera sur une méthode de groupement des données c-moyennes floues (en anglais "Fuzzy C-means" (FCM)). La méthode FCM est largement utilisée en segmentation d'image, car, en plus de son efficacité, simplicité et rapidité, cette méthode est basée sur le principe de la logique floue, ce qui permet de définir des ensembles d'une manière plus souple, tolérant des informations imprécises. Ce qui est souvent le cas pour les images médicales. Cependant cette méthode présente quelques inconvénients liés au blocage dans des minima locaux, pour cela on avancera quelques variantes essentielles pour y remédier.

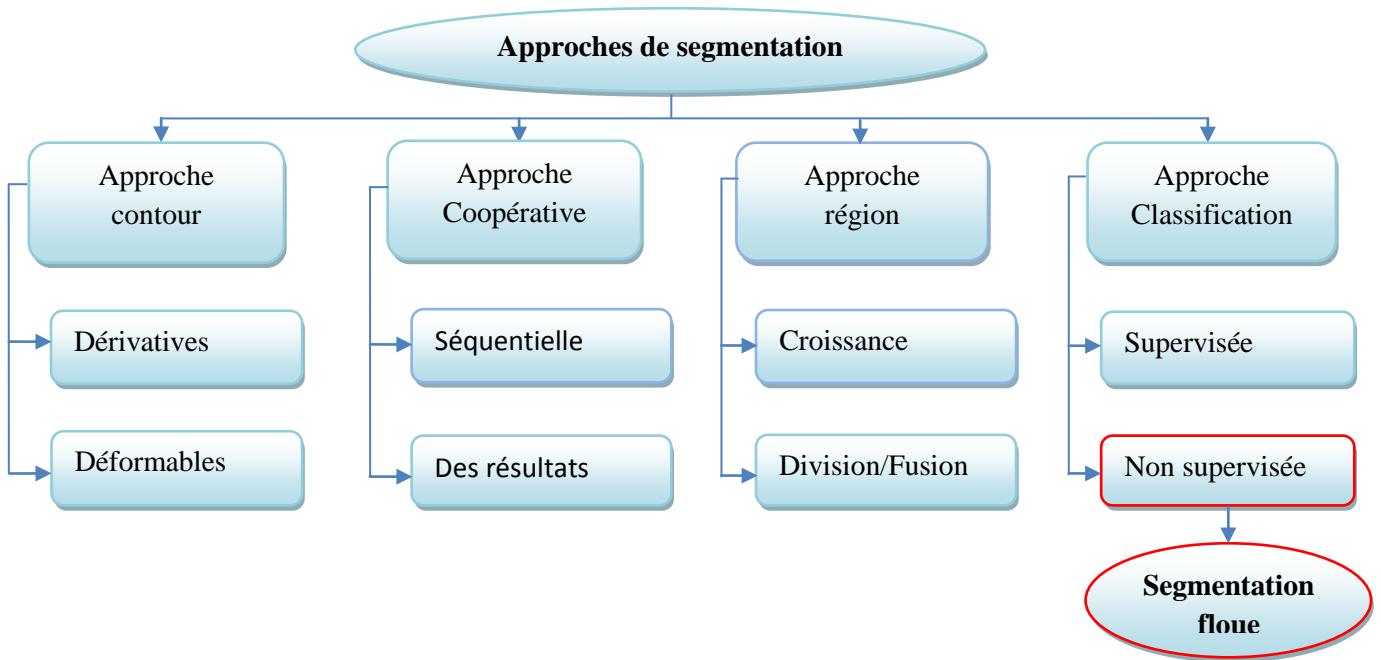
### I.2. Définition de la segmentation

La segmentation est une étape importante pour l'extraction des informations qualitatives de l'image. Elle consiste à découper l'image considérée en régions ayant une homogénéité selon un critère prédéfini (niveau de gris, moments, coefficients d'ondelettes ...). Toutefois, celle-ci 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 ...) [1].

Une multitude de méthodes de segmentation sont proposées dans la littérature, elles se répartissent en quatre grandes familles que nous présentons dans la section suivante.

### I.3. Techniques de segmentation

Les techniques de segmentations existantes sont nombreuses, mais elles sont généralement regroupées en trois principales approches qui sont l'approche contour, l'approche région et l'approche par classification. Ces méthodes sont montrées dans la figure ci-dessous:



**Figure I.1:** Schéma représentant les techniques de segmentation

### I.3.1. Approche contour

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

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.

**Exemple :**



**Figure I.2 :** exemple de segmentation par approche contour

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

### A. 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).

#### ➤ L'approche Gradient

Ce type de détecteur se base sur la première dérivée de l'image  $I$  en chacun de ces points dans les deux directions horizontale et verticale. Un point de contours aura une amplitude  $A(i,j)$  et une direction  $Dir(i,j)$ .

$$\frac{\delta I(i,j)}{\delta x} = I_x(i,j); \quad \frac{\delta I(i,j)}{\delta y} = I_y(i,j); \quad \mathbf{I.1}$$

$$A(i,j) = \sqrt{(I_x(i,j) * I_x(i,j)) + (I_y(i,j) * I_y(i,j))} \quad \mathbf{I.2}$$

$$Dir(i,j) = \arctg(I_y(i,j)/I_x(i,j)) \quad \mathbf{I.3}$$

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, Prewit, Robert ... etc.

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 [2].

#### ➤ L'approche Laplacien

On utilise la deuxième dérivé pour calculer le Laplacien. Les points de contour sont situés aux passages par zéro du Laplacien :

$$\Delta f(i,j) = \frac{\delta^2 f}{\delta x^2}(i,j) + \frac{\delta^2 f}{\delta y^2}(i,j) \quad \mathbf{I.4}$$

Le Laplacien 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 [2].

### B. Méthodes déformables

Les modèles déformables, introduits par Kass [3] 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.3.2. Approche coopérative

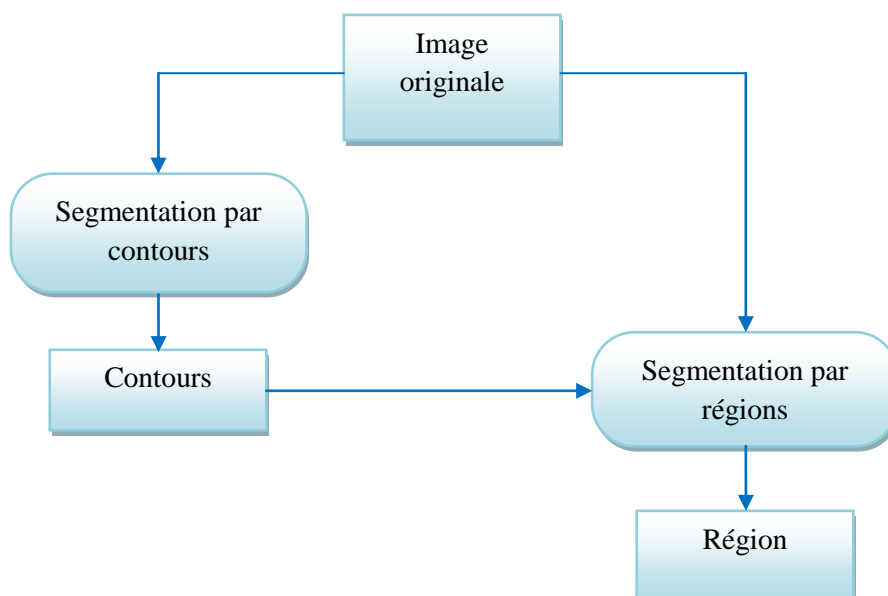
L'approche contour et l'approche région sont en fait des approches duales. On peut les combiner afin d'aboutir à une segmentation plus efficace. Comme, il est possible de combiner plusieurs techniques d'une même approche.

La segmentation par coopération région-contour suscite un grand intérêt. Elle combine les deux techniques de segmentation (basées régions, basées contours), prend avantage de la nature complémentaire de l'information sur la région et sur le contour. Ainsi, une segmentation par coopération régions-contours peut être exprimée comme une entraide entre ces deux concepts afin d'améliorer le résultat final de segmentation.

Il existe trois formes de coopération région-contour [4]:

#### A. Coopération séquentielle

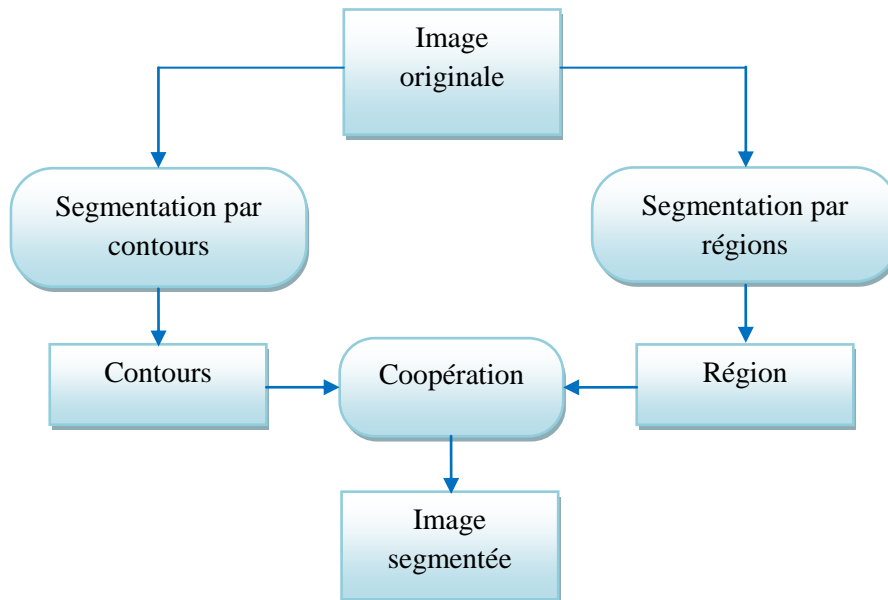
L'une des techniques de segmentation (région ou contour) est réalisée en premier lieu; son résultat va être exploité par l'autre technique pour renforcer la définition des critères ou des paramètres de la segmentation. L'intégration de l'information provenant de la segmentation par contours dans une segmentation par régions est l'une des formes de coopération les plus courantes, voir la figure ci-dessous :



**Figure I.3:** Principe de la coopération séquentielle.

### B. Coopération des résultats

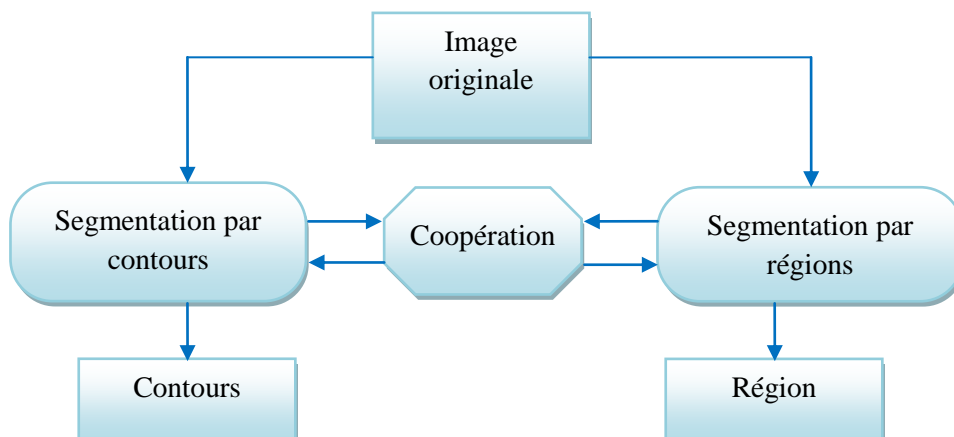
Les deux types de segmentation seront réalisés indépendamment, la coopération concernera leurs résultats qui seront intégrés afin d'atteindre une meilleure segmentation (comme illustré sur la figure ci-après), cette intégration peut être faite sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus.



**Figure I.4:** Principe de la coopération des résultats.

### C. Coopération Mutuelle

Dans l'approche de coopération mutuelle, les deux techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, elles coopèrent mutuellement au cours de leur processus d'exécution (voir figure ci-dessous). La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiable.



**Figure 1.5:** Principe de la coopération Mutuelle.

### I.3.3. 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 [5; 6; 7].

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

#### A. Croissance de régions

Cette technique consiste à faire progressivement grossir les régions autour de leur point de départ. L'initialisation de cette méthode consiste à considérer chaque pixel comme une région. On va essayer de les regrouper entre elles avec un double critère de similarité des niveaux de gris et d'adjacence. 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 : on choisit un germe (Le point de départ est le choix d'un ensemble de pixels appelés « germes ») et on fait croître ce germe tant que des pixels de son voisinage vérifient le test d'homogénéité. Lorsqu'il n'y a plus de pixels candidats dans le voisinage, on choisit un nouveau germe et on itère le processus [2].

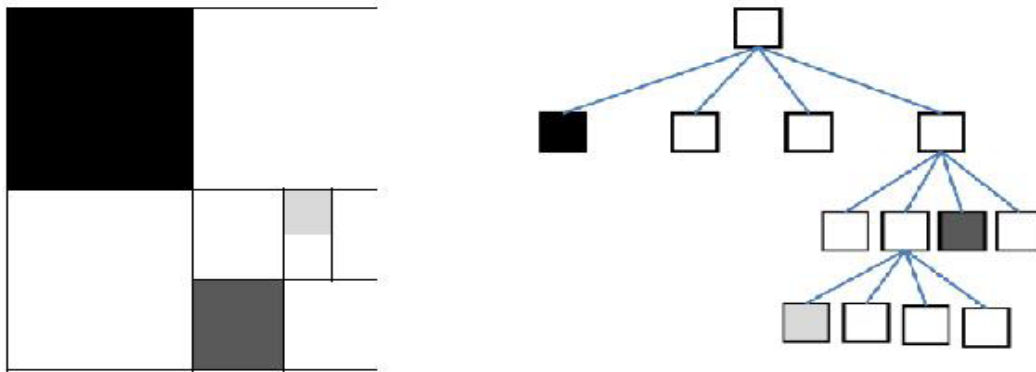
#### B. Division des régions

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 des zones. Chaque zone est testée et redivisée 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 quaternaire (structure 'Quad-tree').

Le Quad-tree est une arborescence dont la racine est l'image tout entière et dont chaque nœud parent (sauf les nœuds terminaux) possède exactement 4 fils. 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. 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

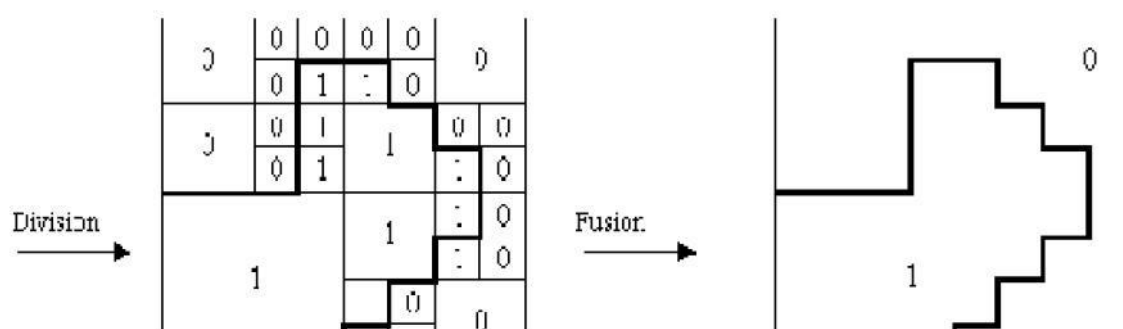
les fusionner. Cette fusion s'arrête lorsqu'il n'existe plus de couples qui respectent le prédicat de fusion.



**Figure I.6:** Processus de division de l'image I utilisant le quad-tree .

### C. 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 sont les premiers à avoir proposé une telle approche de segmentation [8]. Le processus de segmentation utilise la structure pyramidale du Quad-tree est peut être décrit comme suit: en premier lieu chaque bloc associé à un nœud du Quad-tree 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. Ensuite, à chaque fois que 4 sous-blocs satisfont un critère d'homogénéité ils sont regroupés à un niveau supérieur du Quad-tree. La fusion continue tant qu'il est possible de le faire, c'est à dire tant que le critère d'homogénéité est satisfait. 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 Quad-tree et les fusionner s'ils satisfont le critère d'homogénéité. La figure ci-dessous illustre le principe de la division / fusion.



**Figure I.7:** La segmentation par division / fusion.

### I.3.4. Approche par 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 [9].

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 deux grandes tendances:

#### A. La classification supervisée

Elle s'opère à partir de la connaissance de chacune des classes définies par une approche probabiliste. Elle se base sur l'apprentissage de propriétés discriminantes sur un échantillon de données déjà classées. Les algorithmes de cette catégorie sont Minimum-Distance-to-Means, Likelihood et Parallelepiped.

L'inconvénient des méthodes de classification est qu'elles sont très sensibles au bruit.

#### B. La classification non supervisée

Elle vise à séparer automatiquement l'image en classes sans aucune connaissance a priori sur les classes. 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 et fuzzy c-means sur lequel nous nous sommes basés dans notre mémoire.

De ce fait, pour que nous puissions approfondir dans cette section nous allons introduire les notions et les théories floues pour améliorer les performances de la segmentation. On appellera celle-ci par classification floue dite aussi segmentation floue qu'on détaillera dans la section suivante.

## I.4. Segmentation floue

Dans une méthode de classification floue, on affecte au pixel un degré d'appartenance pour chacune des classes de la partition qui indique la probabilité que le pixel y appartienne. La classe finale du pixel sera celle pour laquelle son degré d'appartenance est plus élevé.

A titre d'exemple, on peut citer l'algorithme des C-moyennes floue (Fuzzy c-means en anglais) sur lequel nous sommes basés dans notre mémoire. Son principe est qu'il n'associe pas directement une classe à un pixel de l'image, mais plutôt un degré d'appartenance à une classe (compris entre 0 et 1). Il est basé sur l'optimisation d'un critère quadratique où la somme des écarts quadratiques intra-classes doit être minimale. Les deux paramètres d'entrées de cet algorithme devant être définis au préalable sont respectivement le paramètre flou et le nombre de classes qui doit être ici supérieure ou égal à 3.

### I.4.1. Principe de la segmentation floue

Un ensemble flou est un ensemble dont les bords sont mal définis. Cela se traduit par une fonction d'appartenance à valeurs dans l'intervalle  $[0,1]$  tout entier, par opposition au cas classique où la fonction d'appartenance prend deux valeurs seulement : 0 ou 1. Cela permet de définir des ensembles d'une manière plus souple, tolérant des informations imprécises, incomplètes et/ou incertaines [10].

Cette propriété est exploitée en traitement d'images, et plus précisément en classification où les classes et les régions, sont représentées par des ensembles flous. Cela est fort utile lorsque les régions ne peuvent pas être définies de manière nette et précise. Leur manipulation en gardant le caractère flou permet de traiter des données imprécises, incertaines et/ou redondantes d'une manière plus flexible.

Afin de bien bénéficier de cette propriété et avoir un accès au traitement des données qui sont imprécise, nous avons étudié l'algorithme des C-moyennes floues.

### I.4.2. Algorithme C-moyennes floues (Fuzzy C-Means FCM)

Le fuzzy C-means est un algorithme de classification non supervisé, il permet de prendre en compte l'imprécision des données grâce à ses paramètres flous. Développé par Bezdek en 1981 à la suite des travaux de Dunn. Il est considéré comme un algorithme de réallocation floue, dans lequel les classes sont représentées par des prototypes (centre de gravité). Son application fournit pour chaque observation à classifier un degré d'appartenance

(compris entre 0 et 1) à chaque classe en produisant une partition floue. Il est l'un des algorithmes les plus utilisés dans la segmentation floue d'une image [11].

Cet algorithme est basé sur la minimisation d'un critère en suivant un processus itératif.

Afin de bien comprendre le principe de cet algorithme, nous allons faire un résumé de l'essentiel des étapes effectuées par ce dernier.

### **I.4.3. Principales étapes de l'algorithme FCM**

Les principales étapes effectuées par l'algorithme FCM sont données dans la figure ci-dessous :

#### **Début**

Initialiser le centre de k classes d'une manière aléatoire ;

Initialiser le degré flou :  $m=2$  ;

**Tant que** la condition d'arrêt n'est pas satisfaite **faire**

**Pour**  $l=1$  à k et  $i=1$  à N **faire**

La mise à jour de la matrice des degrés d'appartenance ;

La mise à jour du vecteur des centres de classes ;

**Fin pour**

**Fin Tant que**

Obtention du résultat ;

#### **Fin**

#### I.4.4. Principe de l'algorithme FCM

Soit « X » un ensemble contenant un nombre d'observations « N » tel que  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$ , ces observations sont classifiées en k classes.

« D » un ensemble d'attributs des observations  $x_i$  avec  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iD})^T$

« V » un vecteur des centres des k classes tel que  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ ,  $v_k = (v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kD})^T$ .

Chaque observation  $x_i$  est définie par son degré d'appartenance  $\mu_{ki}$  tel que  $\mu_{ki} \in [0, 1]$ .

Le principe consiste à partitionner les « N » observations en « k » classes en minimisant la similarité des observations à l'intérieur de chaque classe.

Soit :

$J_{FCM}(U, V)$  une fonction objectif à minimiser :

$$J_{FCM} = \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m d^2(x_i, v_k) \quad \mathbf{I.5}$$

Contraintes :

$$0 < \sum_{i=1}^N \mu_{ki} < N \quad \mathbf{I.6}$$

Elle assure qu'aucune classe ne doit être vide.

$$\sum_{i=1}^N \mu_{ki} = 1 \quad \mathbf{I.7}$$

C'est la somme des degrés d'appartenance de chaque observation à toutes les classes = 1.

**m** : facteur de fuzzification ou facteur flou ;  $1 < m < \infty$ .

$$d(x_i, v_k) = |X_i - V_k| \quad \mathbf{I.8}$$

C'est la distance séparant l'observation i et le centre de la classe k

$$d(x_i, v_k) = \left( \sum_j^D (X_{ij} - V_{kj})^2 \right)^{1/2} \quad \mathbf{I.9}$$

C'est la distance euclidienne.

En suivant une optimisation itérative de la fonction objectif donnée par l'équation (I.5), on aura le partitionnement flou avec la mise à jour des centres de classes  $v_k$  et des degrés d'appartenances  $\mu_{ki}$  données par les formules suivantes :

$$\mu_{ki} = \sum_{l=1}^k \left( \frac{\|x_i - v_l\|}{\|x_i - v_k\|} \right)^{\frac{-2}{m-1}} \quad \text{I.10}$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m} \quad \text{I.11}$$

#### I.4.5. Les inconvénients de l'algorithme FCM

L'algorithme FCM est l'une des méthodes non supervisées les plus répondues dans plusieurs domaines tel que la segmentation d'images quelque soit la nature de ces dernières (médicale, géologique et satellitaire). Cependant cet algorithme est basé sur la distance euclidienne donnée par l'équation (I.9) lors de la mesure de la similarité entre une observation et le centre d'une classe. Cela signifie qu'il est utilisable uniquement pour détecter les classes de forme sphérique dont le nombre de ces classes doit être connu. En outre, cette méthode n'est pas toujours robuste face aux bruits introduits par l'imprécision des attributs et son efficacité dépend de l'étape d'initialisation des centres des classes. Afin d'éviter ces inconvénients et résoudre les problèmes du bruit et celui de la distance, des améliorations et des modifications ont été apportées à cet algorithme : on parle sur les variantes de l'algorithme FCM [11].

#### I.4.6. Les variantes de l'algorithme FCM

L'objectif des variantes de cet algorithme sont : soit de changer la fonction à minimiser, soit à définir une autre distance qui n'est pas euclidienne ou encore à ajuster l'influence du facteur flou.

Il existe plusieurs catégories, cependant nous allons développer les trois plus essentiels qui sont :

- C. Variantes selon la distance.
- D. Variantes selon la fonction objectif.
- E. Variantes selon la fuzzification.

##### A. Les variantes selon la distance

C'est des variantes qui utilisent d'autres distances différentes à celle euclidienne quand les classes aient des formes géométriques quelconques et des tailles différentes.

### B. Les variantes selon la fonction objectif

Sont des variantes qui agissent directement sur la fonction objectif pour améliorer les résultats de la classification notamment avec la présence des bruits. Celles-ci introduisent généralement un autre terme dans la fonction objectif de l'algorithme FCM [11].

### C. Variantes selon la fuzzification

Dans ce cas il s'agit d'agir sur l'influence du facteur flou  $m$ , comme dans l'algorithme de Rousseeuw et Al.

Dans cet algorithme [11] on va agir sur le degré d'appartenance  $\mu_{ki}$  de l'algorithme standard en le remplaçant par une fonction  $f(\mu_{ki})$ , avec :

$$f(\mu_{ki}) = \alpha \mu_{ki} + (1 - \alpha) \mu_{ki}^2 \quad \mathbf{I.12}$$

$f(\mu_{ki}) \Rightarrow \mu_{ki}$  lorsque  $\alpha \Rightarrow 1$

$f(\mu_{ki}) \Rightarrow \mu_{ki}^2$  lorsque  $\alpha \Rightarrow 0$

$\alpha$  est un nombre réel dans l'intervalle  $[0,1]$ , il permet de moduler le contraste entre les degrés d'appartenance élevé et ceux qui sont faibles.

La fonction objectif modifiée est :

$$J_R(U, V) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N [\alpha \mu_{ki} + (1 - \alpha) \mu_{ki}^2] d_{ik}^2 \quad \mathbf{I.13}$$

En générale, dans la littérature et les différents travaux de différents chercheurs dans le domaine de la segmentation floue d'image, cette dernière nécessite une validation par un critère défini, quelque soit l'algorithme utilisé. Pour cela, nous allons citer quelques exemples de ces critères appelés aussi indices de validité.

### I.5. Indice de validité de la segmentation floue

Les algorithmes de segmentation floue notamment Fuzzy C-means (FCM) ont été largement utilisés pour obtenir les  $k$  partitions floues. Cet algorithme suppose la fixation a priori du nombre de classes  $k$  par l'utilisateur, ce qui n'est pas toujours possible. Différentes partitions sont ainsi obtenues pour différentes valeurs de  $k$ .

Une méthodologie d'évaluation est requise pour déterminer le nombre optimal de classes  $k^*$ . C'est ce qu'on appellera indice de validité des classes.

Pour calculer l'indice de validation des classes, un processus à suivre est résumé par les étapes suivantes :

- Etape 1 : Initialiser les paramètres des FCM excepté le nombre de clusters k.
- Etape 2 : Appliquer l'algorithme FCM pour différentes valeurs de k avec  $k=2,3,\dots,cmax$ . (cmax est fixé par l'utilisateur).
- Etape 3 : Calculer l'indice de validité pour chaque partition obtenue à l'étape 2.
- Etape 4 : Choisir le nombre optimal  $k^*$  de clusters.

### I.5.1. Indice d'homogénéité de Cochran

Ce test donne une mesure de confiance sur l'homogénéité d'une région. [12] Soit R une région formée d'un ensemble de sous-régions  $R_i$  telles que  $R=U_i R_i$

Le test d'homogénéité de Cochran est défini par :

$$E_{cochran} = \frac{\max \Delta_i^2}{\sum_i \Delta_i^2} \quad \mathbf{I.14}$$

$\Delta_i^2$  : La variance de la région  $R_i$ . Cette mesure donne un critère fiable de l'homogénéité d'une région ou d'une classe. Elle permet de valider une région indépendamment des autres, et de plus, la variance peut être calculée sur n'importe quel ensemble d'attributs. Par contre la qualité de la validation est fortement dépendante du choix des attributs et du seuil.

### I.5.2. Indice de compacité

La compacité est un paramètre morphologique global d'une région, qui mesure sa difformité, il permet de détecter les régions compactes lorsqu'elles ne sont pas bruitées. Cependant, il manque d'efficacité pour la validation de régions difformes ou allongées [12].

Ce paramètre est définie par :

$$E_{comp} = \frac{4\pi S(R)}{P^2(R)} \quad \mathbf{I.15}$$

Où S(R) et P(R) sont respectivement l'aire et le périmètre de la région R.

### I.5.3. Indice d'évaluation inter-région de Levine et Nazif

Ce critère calcule la somme des contrastes des régions  $R_i$  pondérées par leurs aires  $S(R_i)$ . Le contraste d'une région est défini à partir des contrastes existants avec les régions adjacentes [13].

Il est définie par :

$$Inter - LN = \frac{\sum_{R_i} S(R_i) LN_i}{\sum_{R_i} S(R_i)} \quad \mathbf{I.16}$$

$$\text{Avec } LN_i = \sum_{R_j} \frac{l_{ij}}{P(R_i)} \left\| \frac{\mu_i - \mu_j}{\mu_i - \mu_j} \right\| \quad \mathbf{I.17}$$

Avec :

$\mu_i$  : la moyenne dans la région  $R_i$

$l_{ij}$  : la longueur de la frontière commune entre  $R_i$  et  $R_j$

$P(R_i)$  : le périmètre de la région  $R_i$

Plus cette mesure est élevée, meilleure est l'évaluation de la qualité des résultats de segmentation.

### I.5.4. Indice d'évaluation intra-région de Levine et Nazif

Ce critère simple est basé sur la somme des variances des régions. Il doit donc être faible [14].

$$\sum_i \sum_{s \in R_i} [f(s) - \frac{1}{A_i} \sum_{s \in R_i} f(s)]^2 = \sum_i \frac{\sigma_i^2}{C} \quad \mathbf{I.18}$$

$f$  peut être l'intensité du pixel  $s$  ou tout autre attribut (couleur, texture).

$C$  est un facteur de normalisation, égal à la variance maximale :

$$\sigma_{\max}^2 = \frac{(f_{\max} - f_{\min})^2}{2} \quad \mathbf{I.19}$$

L'avantage de ce critère est d'être facilement mis à jour dans les opérations de fusion ou de division des régions.

## I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu sur les différentes approches utilisées pour la segmentation d'images : les approches basées contour, basées région et les approches basées coopération et la classification : supervisées et non supervisées notamment la segmentation floue. Nous avons présenté la segmentation floue basée sur l'algorithme FCM et ses variantes.

Cet algorithme a été conçu pour faire face aux problèmes qui ne pouvaient pas être résolus avec une simple segmentation et cela en introduisant ces paramètres flous. Toutefois, cet algorithme standard a montré une sensibilité face aux bruits. Afin de remédier à ce problème nous avons présenté les variantes de cette méthode classique qui ont été proposées dans la littérature.

Ces variantes ont été développées soit pour classer les données multidimensionnelles, soit pour la segmentation d'image couleurs ou en niveau de gris. Cependant elles ne restent toujours pas assez efficaces. Pour un meilleur résultat, nos perspectives visent à l'hybridation de ces segmentations par l'utilisation des approches métaheuristiques d'optimisation. On présentera ces approches en se basant sur la recherche coucou qui sera détaillé dans le chapitre suivant.

CHAPITRE

---

**II**

Les métaheuristiques inspirées coucou

## II.1. Introduction :

La nature est une source puissante d'inspiration pour résoudre des problèmes d'optimisation. De ce fait Les chercheur s'y sont inspiré pour créer des algorithmes inspirés de la nature (Bio-inspiré) qui sont des métaheuristiques imitant la nature pour résoudre des problèmes difficile aux données incertaines.

L'efficacité des métaheuristiques pour résoudre des problèmes de grande taille a rendu possibles le traitement de plus grandes quantités d'informations, de caractéristiques d'image et de critères de segmentation. Elles permettent de remédier au problème du piègeage d'un algorithme itératif « classique » dans un optimum local.

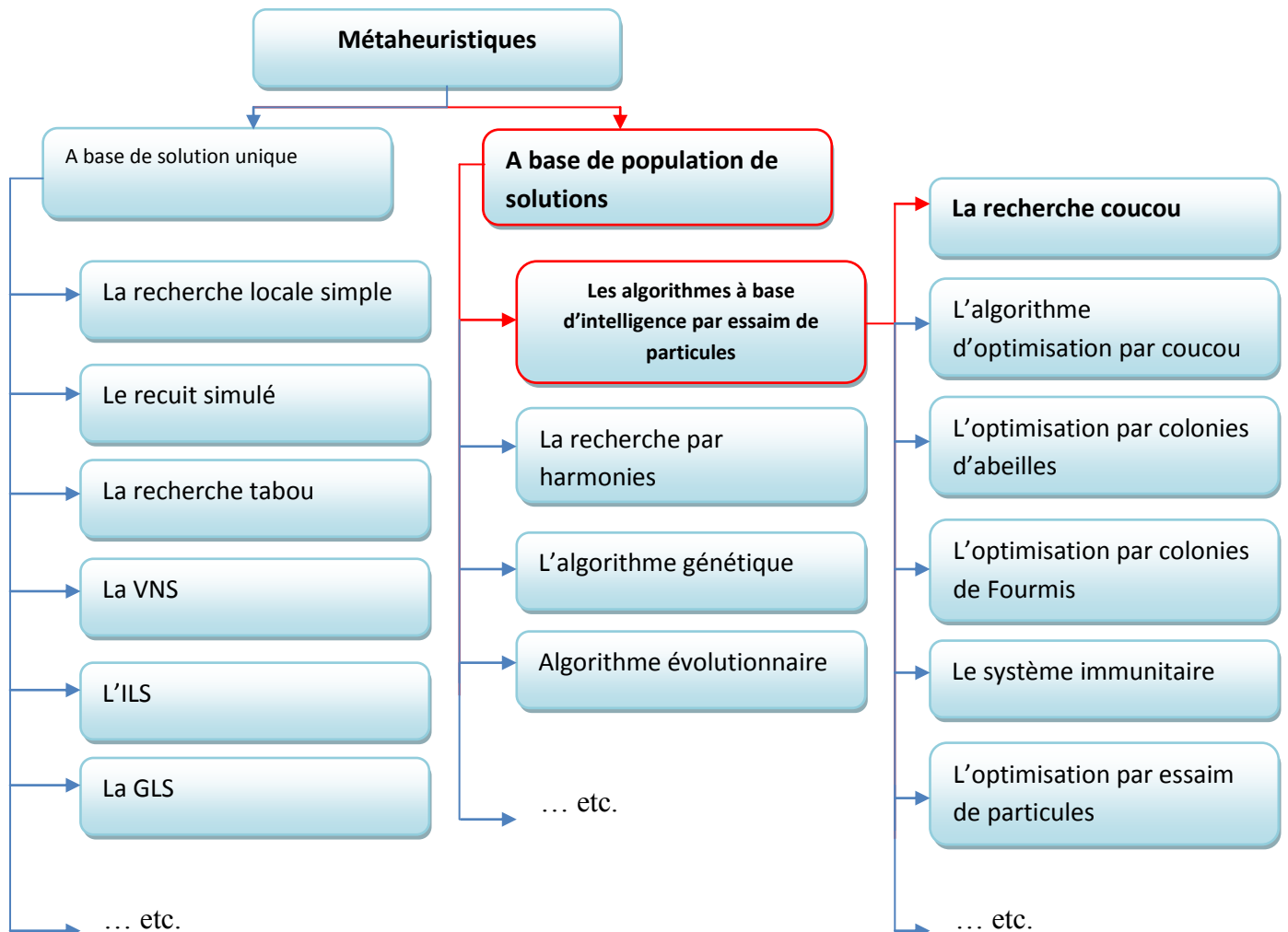
Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes métaheuristiques en se basant particulièrement sur la recherche coucou (Cuckoo Search - CS) qui est une récente métaheuristique s'inspirant du mode de vie, habitat et reproduction fascinante d'une espèce d'oiseau appelée coucous. Cette métaheuristique est basée sur le comportement parasite de cette espèce associé à une logique de déplacement de type vol de Levy en anglais (Levy flight) propres à certains oiseaux et certaines espèces de mouches.

## II.2. Les métaheuristiques

Dans la vie pratique, on se retrouve souvent confronté à des problèmes de différentes complexités, pour lesquelles on cherche des solutions qui satisfont deux notions antagonistes: la rapidité et la qualité. Devant le coût de recherche prohibitif des méthodes exactes (particulièrement avec des problèmes de grande taille) et la spécificité des heuristiques au problème donné, les métaheuristiques construisent une solution moins exigeante. En fait, elles sont applicables sur une grande variété de problèmes d'optimisation de différentes complexités. En outre, elles permettent de fournir des solutions de très bonne qualité (pas nécessairement optimales) en temps de calcul raisonnable.

La majorité des métaheuristiques sont inspirées des systèmes naturels, nous pouvons citer à titre d'exemple: le recuit simulé qui est inspiré d'un processus métallurgique, les algorithmes évolutionnaires et les algorithmes génétiques qui sont inspirés des principes de l'évolution Darwinienne et de la biologie, la recherche tabou qui s'inspire de la mémoire des êtres humains, les algorithmes basés sur l'intelligence d'essaim comme l'algorithme d'optimisation par essaim de particules, l'algorithme de colonies de fourmis, l'algorithme de colonies d'abeilles, la recherche coucou et l'algorithme d'optimisation par coucou qui s'inspirent du comportement social de certaines espèces évoluant en groupe. [15]

L'ensemble des métaheuristiques proposées dans la littérature sont partagées en deux classes: des métaheuristiques à base de solution unique et des métaheuristiques à base de population de solutions. Nous présentons quelques métaheuristiques des deux classes dans cet organigramme comme suit :



**Figure II.1 :** Organigramme illustrant les Classifications de méthodes de résolution de problèmes d'optimisation par les métaheuristiques [15]

### II.2.1. Les métaheuristiques à base de population de solutions

Les métaheuristiques à base de population de solutions débutent la recherche avec une panoplie de solutions. Elles s'appliquent sur un ensemble de solutions afin d'en extraire la meilleure (l'optimum global) qui représentera la solution du problème traité. L'idée d'utiliser un ensemble de solutions au lieu d'une seule solution renforce la diversité de la recherche et augmente la possibilité d'émergence de solutions de bonne qualité. Une grande variété de méthodes basées sur une population de solutions a été proposée dans la littérature, commençant par les algorithmes évolutionnaires, passant par les algorithmes génétiques et arrivant aux algorithmes à base d'intelligence par essais (l'algorithme d'optimisation par

essaim de particules, l'algorithme de colonies de fourmis, l'algorithme de colonies d'abeilles, la recherche coucou, l'algorithme d'optimisation par coucou...) qui ont connus une investigation remarquable ces deux dernières décennies.[15]

### **II.2.2. Les algorithmes à base d'intelligence par essaim**

Les algorithmes basés sur l'intelligence par essaim forment une branche d'algorithmes inspirés des phénomènes naturels. Ces algorithmes s'inspirent généralement des comportements collectifs de certaines espèces dans la résolution de leurs problèmes, pour développer des métaheuristiques permettant la résolution de différents problèmes d'optimisation. Le mot « essaim » est généralement utilisé pour désigner un ensemble fini de particules ou d'agents interactifs. Les oiseaux évoluant en groupes, les bancs de poissons, les colonies de fourmis, les colonies d'abeilles et même les systèmes immunitaires sont des exemples d'essaim. Les oiseaux évoluant en groupe forment des essaims dont les particules sont des oiseaux, les bancs de poissons forment des essaims dont les particules sont des poissons, les colonies de fourmis forment des essaims dont les particules sont des fourmis, les colonies d'abeilles forment des essaims dont les particules sont des abeilles, le système immunitaire forme un essaim de particules représenté par des cellules de reconnaissance et de protection. Ainsi, en imitant le comportement social des particules formant des essaims capable de s'auto-organiser, plusieurs algorithmes ont été proposés ces dernières décennies comme: L'optimisation par essaim de particules, le système immunitaire artificiel, les colonies de fourmis artificielles, les colonies d'abeilles artificielles, la recherche coucou, l'algorithme d'optimisation par coucou...etc. [15]

### **II.3. La description des métaheuristiques inspirées du comportement des Coucous**

#### **II.3.1. Le comportement et la reproduction des coucous :**



**Figure II.2:** Image illustrant le Coucou gris

Son comportement est caractérisé par la pratique du parasitisme de couvée. Insectivore, il est de la taille d'un faucon crécerelle ou d'un épervier. Toutes les espèces d'oiseaux ont la même approche de prolifération. Aucun oiseau ne donne naissance à des petits vivants. Après l'accouplement, l'oiseau pond un œuf recouvert d'une coquille protectrice qui est ensuite



**Figure II.3:** Image illustrant l'œuf coucou dans le nid d'une autre espèce d'oiseux

incubée en dehors du corps. Vu la richesse en protéine des œufs d'oiseau, ils construisent un volumineux repas pour toutes sortes de prédateurs. Afin de protéger leurs œufs des menaces des différents prédateurs, les oiseaux doivent trouver un endroit sûr pour donner plus de chance d'éclosion à leurs poussins. Trouver un endroit pour placer en toute sécurité, couvrir leurs œufs et élever leurs poussins au point de l'indépendance, est un défi pour les oiseaux. Ces derniers l'ont résolu de nombreuses manières astucieuses en utilisant des conceptions complexes et artistiques. De nombreux oiseaux construisent des nids isolés, cachés dans la végétation pour échapper au risque d'être détecté par les prédateurs. Certains d'entre eux sont des spécialistes dans le choix du bon emplacement de leurs nids. Ils cachent bien leurs nids de façon à ce que même les yeux de l'homme qui voit tout n'aient pratiquement jamais pu les détecter [16]. Il ya un autre type d'oiseaux qui se dispensent des responsabilités imposées par leur lien de parentalité. Ce sont des oiseaux parasites. Ils ne construisent pas leurs propres nids. En effet, ils pondent leurs propres œufs dans les nids des autres espèces en confiant la responsabilité d'incubation, de nourriture et d'élevage de leurs œufs aux parents adoptifs.

Les coucous sont un bon exemple d'oiseaux parasites de couvée. Ce sont des oiseaux fascinants, ils ont un bon chant. Ils appartiennent à la classe des cuculidés. Cette dernière compte environ 140 espèces réparties partout dans le monde. Plusieurs espèces de coucous sont des parasites. Ils ne construisent pas leur propre nid pour pondre leurs œufs. Quelques espèces entre eux s'engagent à pondre leurs œufs dans des nids communautaires où plus d'une femelle pond dans le même nid, comme l'Ani et le Guira [17]. En fait, ils pondent leurs

œufs dans des grands nids collectifs des membres de leur propre espèce puis ils se chargent de l'élevage collectif de leurs petits poussins. D'autres espèces pondent leurs œufs dans des nids d'autres espèces, puis ils se sauvent, comme le coucou gris, le coucou koël, Le Coucou plaintif et le coucou geai. Les coucous de ce dernier type ne couvent pas et ne nourrissent jamais leurs poussins. Quelques explications tentent de traduire ce comportement par le fait que le coucou parent se nourrit d'insectes toxiques. Cette nourriture menace la vie de ses poussins ce qui pousse le coucou parent à confier la responsabilité de nourriture et d'élevage de ses petits à d'autres espèces capables de leur fournir la bonne et la saine nourriture.

De nombreuses espèces d'oiseaux apprennent à reconnaître les œufs coucous déversés dans leurs propres nids. Dans le cas où l'oiseau hôte arrive à découvrir l'œuf coucou dans son nid, il va soit jeter l'œuf étranger hors son nid ou abandonner son propre nid. Tandis que les hôtes tentent de trouver des moyens de détection de l'œuf parasite, le coucou cherche constamment à améliorer le mimétisme du modèle des œufs de ses hôtes [16]. Le coucou est un expert dans l'art de tromperie. Sa stratégie se base sur la furtivité, la surprise et la vitesse [16]. Après l'accouplement, le coucou pond ses œufs dans les nids des autres espèces. L'œuf coucou risque de ne pas survivre au cas où l'oiseau hôte découvre qu'il n'est pas le sien. Dans le but d'augmenter la ressemblance entre l'œuf coucou et les œufs d'accueil, certaines femelles coucou sont très spécialisées dans le mimétisme de couleurs et de modèles des œufs de l'hôte. Chaque femelle coucou se spécialise sur une espèce hôte particulière. En outre, Les mamans coucous peuvent détruire les œufs de l'oiseau hôte afin d'hausser la possibilité d'éclosion et de nourriture de leurs œufs.



**Figure II.4 :** Image illustrant le poussin coucou nourri par le parent du nid

En général, les œufs du coucou se développent plus rapidement et éclosent plus tôt que ceux de l'oiseau d'accueil. Dès son éclosion, le poussin coucou dupe ses parents adoptifs. Il éjecte les œufs d'accueil par aveuglement ce qui lui offre la monopolisation des soins de ses parents adoptifs et de la nourriture destinée à toute une couvée. Il incite ses parents adoptifs à suivre le rythme de son taux de croissance élevé par son appel de mendicité rapide [18] qui imite l'appel des poussins d'accueil et aussi sa bouche ouverte qui construit un fort stimulus [19]. En effet, il grandit plus vite au détriment des poussins d'accueil.

### **II.3.2. L'habitat des coucous**

L'habitat est le milieu de vie, de reproduction et de développement d'une population d'une espèce donnée. De même pour les coucous, il constitue une source de nourriture et un lieu de reproduction. Les Coucous se produisent dans une grande variété d'habitats. La majorité des espèces survivent dans les forêts et les bois, principalement dans les forêts tropicales à feuilles persistantes. En plus des forêts, certaines espèces de coucous occupent des environnements plus ouverts, ce qui peut inclure même les zones arides comme les déserts [20]. A titre d'exemple, le Coucou plaintif fréquente une assez grande variété d'habitats tels que les bois ouverts, les forêts secondaires, arbustes et broussailles, les champs cultivés et aussi les jardins, aussi bien en milieu rural que citadin. On peut aussi le voir dans les herbages et les marais. Le Coucou gris fréquente les forêts de conifères ou de feuillus, et les zones boisées en général, les espaces boisés ouverts, les lisières de forêts et les clairières, les steppes arborées, les prairies, les marais et les roselières, ainsi que les zones cultivées avec des arbres et des buissons. Le Coucou geai fréquente des habitats semi-arides tels que les zones boisées ouvertes (surtout avec des acacias et des arbustes épineux), les contreforts rocheux des collines dans les savanes sèches, et les zones agricoles sèches avec des arbres et des buissons. On le voit souvent voler au-dessus des espaces découverts. Selon la distribution, et particulièrement en Europe, on peut le trouver dans les landes de bruyères avec du chêne-liège et des conifères du genre *Pinus pinea*. Il fréquente également les bosquets et les plantations d'oliviers. [17]

### II.3.3. La migration des coucous

La migration est un phénomène très répandu chez certains animaux, y compris les oiseaux. Ce phénomène n'est pas obligatoire. En fait, il est lié à des paramètres alimentaires, physiologiques et hormonaux. En fonction de ces paramètres, l'oiseau est incité à se déplacer ou non. La date de migration n'est pas commune. Certaines espèces partent avant de manquer de nourriture, d'autres attendent quelques changements climatiques. En effet, l'oiseau risque de perdre sa vie en cas de baisse de disponibilité de nourriture ou des conditions climatiques rigoureuses. La plupart des espèces de coucous sont sédentaires, mais plusieurs espèces de coucous entreprennent des migrations saisonnières, et plusieurs autres entreprennent des migrations partielles sur une partie de leur distribution. La migration peut être diurne, comme celle du coucou « Channel-billed » comme elle peut être nocturne, comme celle du coucou à bec noir et du coucou à bec jaune qui se reproduisent en Amérique du nord et migrent de nuit à travers le Mexique et l'Amérique centrale pour hiverner en Amérique du Sud. En général, les coucous parasites migrent sur de longues distances et ont un vol rapide et direct. Leurs déplacements coïncident non seulement avec la saison de reproduction des espèces hôtes, mais aussi avec l'émergence des chenilles qui constituent leur nourriture favorite [17]. Une preuve tangible a été fournie par un coucou bagué en 1939, à sa naissance, et repris en 1952, en Allemagne. Cet oiseau avait effectué 26 trajets entre l'Europe et l'Afrique, soit au minimum 150 000 km. L'équivalent de presque quatre fois le tour du globe.

En se basant sur le comportement des coucous ainsi que sur leur mode de vie et de reproduction, deux versions d'une nouvelle métaheuristique à été proposée très récemment. La première version est nommée: La recherche coucou, en anglais: Cuckoo Search (CS). La deuxième version est nommée: Algorithme d'optimisation par coucou, en anglais: Cuckoo Optimization Algorithm (COA). Le principe ainsi que les étapes de chaque version seront bien étalés dans ce qui suit.

### **II.3. La recherche Coucou (CS)**

La recherche coucou (CS: Cuckoo Search) est une très récente métaheuristique. Elle a été proposée en 2009 par Yang et Deb « Yang et Deb - 2009; Yang et Deb - 2010 ». La recherche coucou s'inspire du comportement de reproduction d'une espèce spéciale d'oiseaux parasites de nids appelés « Coucous ». Dans l'algorithme de la recherche coucou, une solution possible est appelée « nid » ou « coucou ». En fait, la recherche coucou part du principe que chaque nid comporte un seul coucou. Au cours du processus de la recherche de l'algorithme CS, chaque coucou crée son propre poussin en fonction de sa représentation actuelle (le coucou lui même) et du vol de Lévy. L'évaluation de la qualité du poussin et de son père permet de sélectionner lequel d'entre eux survivra et subira quelques modifications dans le but d'améliorer sa qualité. [15]

#### **II.3.1. Le vol de Lévy**

De nombreux phénomènes naturels ou sociaux, peuvent être décrits en termes de marche aléatoire: diffusion d'un soluté dans un solvant, de la chaleur dans un gaz, de la lumière dans le brouillard, la récolte de nourriture par certains animaux.... [21] Ces derniers cherchent leur nourriture de manière aléatoire. En général, le processus de recherche de nourriture chez les animaux est effectivement aléatoire. En fait, leur déplacement est basé sur leur position actuelle ainsi qu'une probabilité du déplacement vers une autre position. Des études expérimentales sur le comportement de certains animaux et insectes ont montré que leur comportement peut être modélisé par un schéma mathématique nommé vol de Lévy « en anglais Lévy flight » [22].

Le vol de Lévy ou Lévy flight a été proposé par le mathématicien français « Paul Pierre Lévy », un des fondateurs de la théorie moderne de probabilités. Depuis sa création, le vol de Lévy a donné des interprétations théoriques à plusieurs phénomènes physiques, chimiques, biologiques et naturels. En fait, le vol de Lévy permet de modéliser des marches

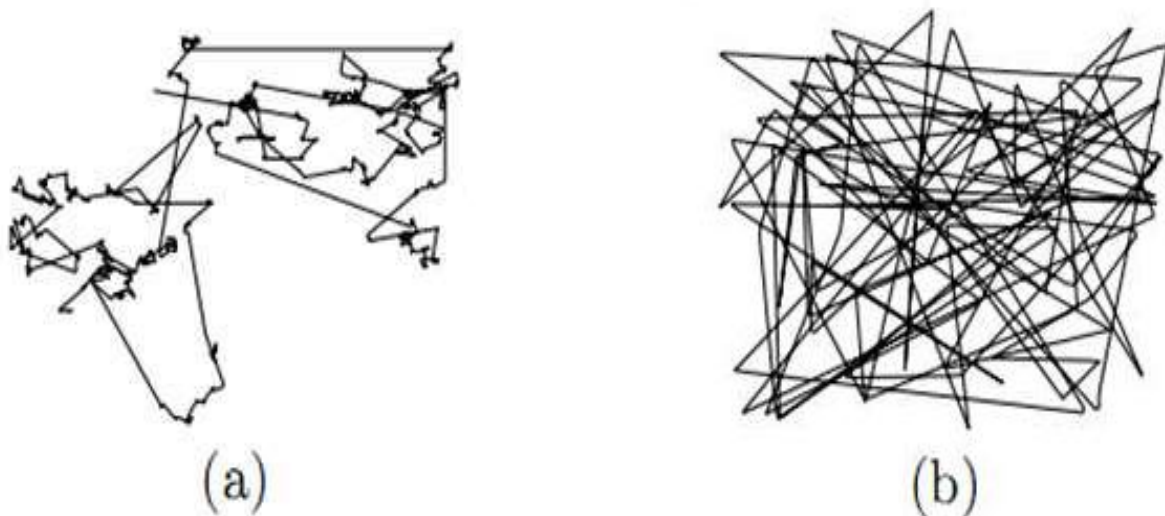
aléatoires composées d'un grand nombre de pas où les transitions sont basées sur des probabilités. En terminologie mathématique.

Plusieurs études récentes montrent qu'une panoplie de phénomènes dans différents domaines peut être modélisée par le vol de Lévy: Le déplacement des mouches (Reynolds et Frye), la diffusion de la lumière (Barthelemy et al), Les mouvements des organismes biologiques (Viswanathana et al), la recherche aléatoire des objets (Viswanathana et al) et le domaine de l'optimisation et la recherche optimale où les études expérimentales ont montré des résultats encourageants (Shlesinger). Restant dans le domaine de l'optimisation et des métaheuristiques, Yang et Deb [23] ont intégré de leur part le vol de Lévy dans leur récente métaheuristique: La recherche coucou (CS) pour générer de nouvelles solutions. [15]

Dans le cadre de CS, le pas de déplacement des coucous est déterminé par le Levy Flight (Figure si dessous). Le Levy flight est une marche aléatoire dans laquelle les pas ont une longueur ayant une certaine distribution de probabilité (distribution de Levy), la direction des pas étant isotrope et aléatoire. Le Levy Flight est une classe de marche aléatoire dans laquelle les sauts sont distribués selon la distribution de Levy qui consiste en une loi en puissance à variance et moyenne infinies du type : [24]

$$Lévy(\beta) \sim y = X^{-\beta}, (1 < \beta \leq 3) \quad \text{II.1}$$

Dans le cas de CS, l'emploi du Levy Flight améliore et optimise la recherche : des solutions nouvelles sont générées par une marche aléatoire de Levy autour de la meilleure solution obtenue jusque' alors, ce qui accélère la recherche globale.



**Figure II.5:** Vol de Lévy (a), Marche aléatoire simple (b)

## II.3.2. Le principe et les étapes de la recherche coucou [15]

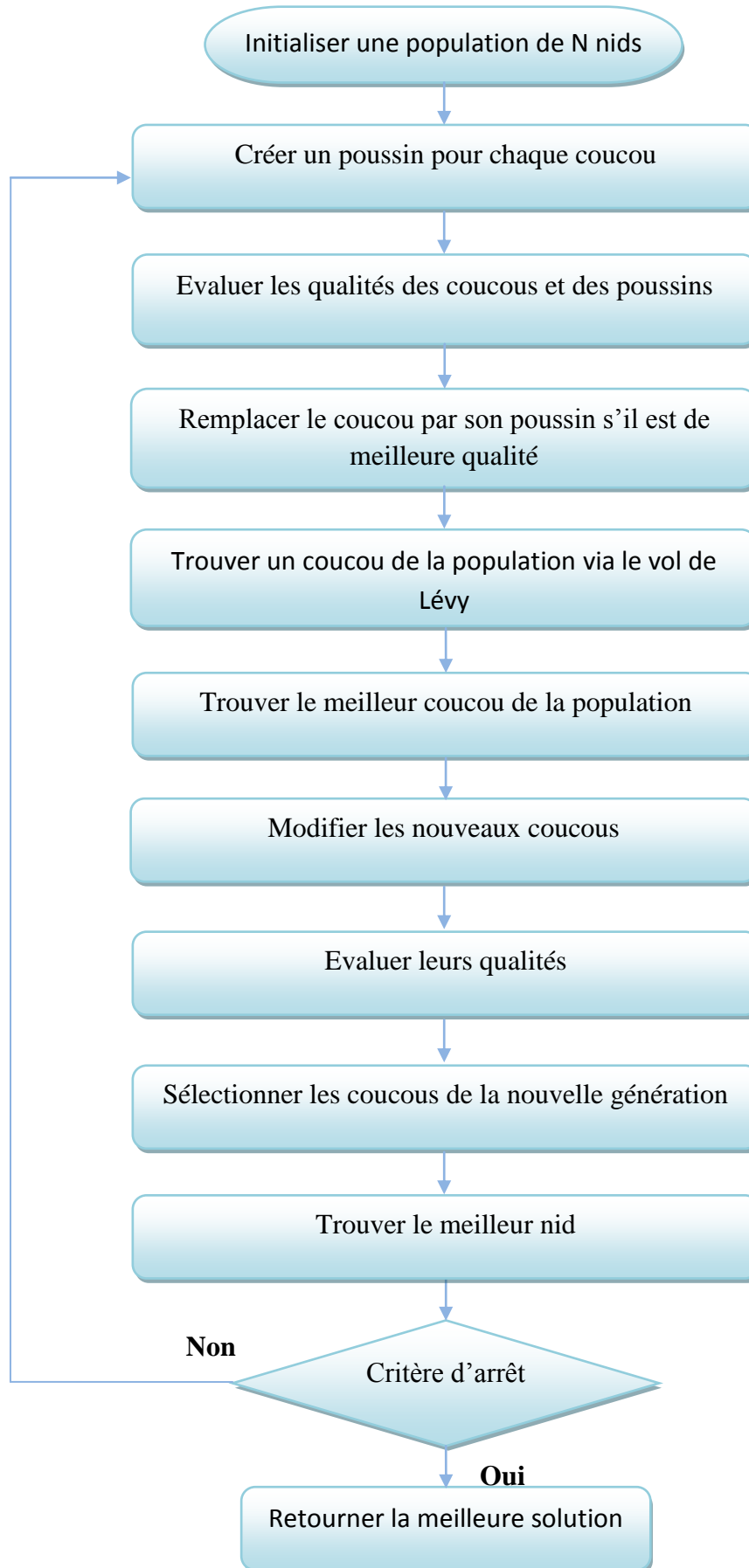


Figure II.6: Organigramme résumant les étapes de la Recherche Coucou

### II.3.3. L'algorithme de recherche coucou

#### A. Principe et paramètres

L'algorithme de recherche de coucou jouit de deux capacités : une recherche locale et une autre globale, contrôlées par son paramètre Switch/probabilité de découverte. La recherche globale est favorisée par  $P_a$  qui prend la valeur  $1/4$  (0.25), tandis que la recherche locale est renforcée dans  $3/4$  de la population. Cela permet au CS de procéder efficacement tout en balançant entre l'exploration et l'exploitation. Un autre facteur avantageux est le choix des vols de Levy, à la place des marches aléatoires. On ne peut pas, ainsi, négliger le nombre de paramètres réduit qui permet au CS d'être plus générique. En plus de ses avantages, les chercheurs ont constaté que CS a plus de place pour plus d'améliorations, soit en termes de sa source d'inspiration ou au cœur de l'algorithme lui même. [25]

La force de CS est sa manière d'exploiter et d'explorer l'espace de solutions à l'aide des coucous. Le coucou montre une certaine intelligence de façon à détecter les meilleures solutions. Donc, il représente un outil de contrôle direct pour intensifier ou diversifier les recherches.

#### B. Les principales étapes de l'algorithme de recherche coucou [25]

L'algorithme de la recherche du coucou se résume autour des règles idéales suivantes :

- Chaque œuf du coucou dans un nid représente une solution.
- Chaque oiseau de coucou pondra un seul œuf à la fois, et choisira son nid de façon aléatoire". Donc, chaque individu de la population des coucous a le droit de générer aléatoirement une seule nouvelle solution.
- Les meilleurs nids de meilleure qualité d'œufs nous mèneront vers les nouvelles générations. Ici, on a introduit implicitement la notion d'intensification ou la recherche autour des meilleures solutions.
- Certaines nouvelles solutions doivent être générées par les vols du Lévy autour de la meilleure solution obtenue jusqu'ici. Cela accélérera la recherche locale.
- Le nombre de nids hôtes est fixe, et l'œuf pondu par l'oiseau est découvert par l'hôte avec une probabilité  $P_a \in [0,1]$  Dans ce cas, l'oiseau hôte choisi de se débarrasser de l'œuf, ou d'abandonner le nid et de reconstruire un autre nid quelque part.
- Pour la simplification, cette dernière hypothèse sera approximée par la fraction  $P_a$  des  $n$  nids qui sont remplacées par des nouveaux (nouvelles solutions aléatoires).

- Une fraction importante des nouvelles solutions doivent être générées par randomisation vers des régions lointaines et dont les emplacements doivent être assez loin de la meilleure solution actuelle, ce qui fera que le système ne sera pas pris au piège dans un optimum local.
- Chaque nid peut contenir plusieurs œufs signifiant un ensemble de solutions.

La probabilité  $P_a$  représente la fraction de  $N$  nids qui vont être remplacés par de nouveaux nids (avec de nouvelles solutions aléatoires dans de nouvelles positions dans l'espace de recherche). La qualité d'un nid ou d'une solution est mesurée en fonction de la fonction fitness (fonction objective) qui se varie d'un problème à un autre. [15]

Afin de générer une nouvelle solution  $X(t+1)$  pour un coucou  $i$ , Yang et Deb ont intégré le vol de Lévy de la manière suivante:

$$X_i(t + 1) = x_i(t) + \alpha \oplus Lévy(\lambda) \quad \text{II.2}$$

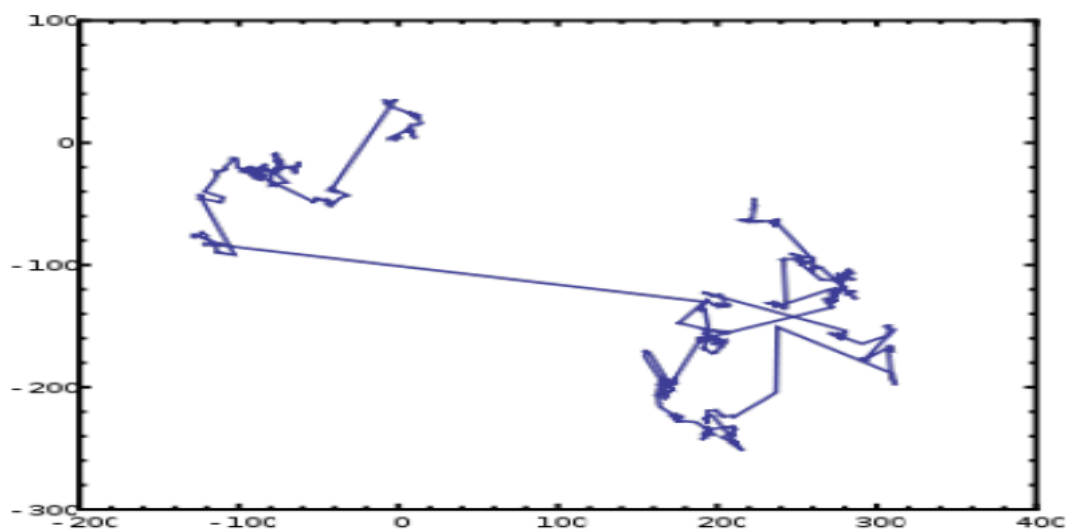
Où  $\alpha > 0$  est la taille du pas, elle est liée au problème traité.

La nouvelle solution sera donc générée en fonction de deux facteurs indispensables:

- La position actuelle du coucou.
- La nouvelle direction mesurée par le vol de Lévy.

Le vol de Lévy représente une marche aléatoire dont les pas aléatoires sont définis à partir de la distribution de Lévy (voir équation ci dessous). Il est à noter que la distribution de Lévy a une panoplie de variantes avec une infinité de sens :

$$Lévy \sim u = t^{-\lambda}, (1 < \lambda \leq 3) \quad \text{II.3}$$



**Figure II.7:** Exemple de 1000 pas par les vols de Levy en 2 dimensions.

Dans le cas de CS, l'emploi du Levy Flight améliore et optimise la recherche : des solutions nouvelles sont générées par une marche aléatoire de Levy autour de la meilleure solution obtenue jusqu'alors, ce qui accélère la recherche globale.

D'un point de vue implémentation, la génération d'un nombre aléatoire avec le Levy Flight suit deux étapes : le choix d'une direction aléatoire et la génération du pas qui doit obéir à la distribution de Levy. La génération d'une direction peut être réalisée à partir d'une distribution uniforme, alors que la génération des pas est plus délicate. Il y a plusieurs méthodes pour y parvenir mais une des plus simples et des plus efficaces consiste à employer les formules de Mantegna pour déterminer le pas  $s$  [24]:

$$s = \frac{u}{|v|^{1/\beta}} \quad \text{II.4}$$

Où  $u$  et  $v$  sont des distributions gaussiennes centrées telles que :

$$u = N(0, \sigma_u^2), v = N(0, \sigma_v^2) \quad \text{II.5}$$

Avec :

$$\sigma_u^2 = \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2}) \beta 2^{\frac{\beta-1}{2}}}, \sigma_v^2 = 1 \quad \text{II.6}$$

Où  $\Gamma(z)$  est la fonction Gamma :

$$\Gamma(z) = \int_0^{+\infty} t^{z-1} e^{-t} dt \quad \text{II.7}$$

Le pseudo-code de l'algorithme ci-dessous résume les étapes générales de l'algorithme de recherche coucou, comme elles sont implémentées dans le code standard du CS [26]:

### Algorithme de la recherche Coucou (CS)

#### Début

Fonction objectif  $f(x)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_d)^T$

Générer la population initiale de  $n$  nids  $x_i (= 1, 2, \dots, n)$

**Tantque** ( $t < \text{MaxCeneration}$ ) ou (le critère d'arrêt) **faire**

**Pour** chaque coucou  $i$  **faire**

Obtenir un Coucou aléatoirement par les vols de Levy

Evaluer sa qualité fitness  $F_i$

Choisir un nid parmi  $n$  (soit  $j$ ) aléatoirement

**Fin pour**

**Si** ( $F_i < F_j$ ) (minimisation) **alors**

Remplacer  $j$  par  $i$

**Finsi**

Une fraction ( $pa$ ) des mauvais nids est abandonnée et des nouveaux sont construits

Garder les meilleures solutions (ou nids avec des solutions de qualité)

Classer les solutions et trouver la meilleure actuelle

**Fin tantque**

Post-processus des résultats et visualisation

**Fin**

## II.4. L'algorithme d'optimisation par coucou (COA)

L'optimisation par coucou est une très récente métaheuristique à base de population de solutions. Elle a été proposée en 2011 par Ramin Rajabioun. Le pionnier de l'algorithme d'optimisation par coucou s'est inspiré du comportement des coucous dans leur vie, reproduction et développement pour proposer une nouvelle métaheuristique évolutionnaire. Il résume le principe de sa métaheuristique comme suit.

Le COA commence par une population initiale de coucous. Ces derniers ont quelques oeufs à pondre dans des nids d'autres oiseaux hôtes. Certains de ces oeufs dont la ressemblance est très grande à celle des oeufs de l'oiseau hôte ont la chance de se développer et devenir des coucous matures. Les autres seront tués après être détectés par l'oiseau hôte. Le bon développement et la bonne qualité de certains coucous révèlent l'opportunité de leurs positions dans l'espace de recherche. Ce qui pousse les autres coucous à les rejoindre afin de bénéficier des privilèges offerts par leurs positions. Donc la position dans laquelle plusieurs coucous survivent sera l'objectif d'optimisation du COA. Afin d'augmenter la probabilité de survie de leurs œufs, les coucous cherchent les environnements les plus opportuns pour les pondre. Les œufs sauvés survivent et deviennent plutôt des coucous matures. Ils se regroupent en sociétés, chacun vit dans sa propre région d'habitats. Le meilleur habitat de toutes les sociétés sera la destination des coucous des autres sociétés qui émigrent vers le meilleur habitat. Ils habiteront quelque part près du meilleur habitat. Considérant le nombre d'œufs de chaque coucou ainsi que la distance entre le coucou et le meilleur habitat, chacun des coucous est dédié d'un rayon de ponte de ses œufs. En effet, chaque coucou pond ses œufs dans des nids aléatoires situés dans son rayon de ponte des œufs. Ce processus continue jusqu'à l'obtention de la meilleure position avec meilleur profit (qualité) et que la plupart des coucous de la population seront regroupés autour de la même position [20].

### II.4.1. Le principe et les étapes du COA

Généralement la solution d'un problème d'optimisation est représentée par un tableau d'éléments. Différentes expressions ont été utilisées pour désigner cette structure, dans la terminologie de l'algorithme génétique ce tableau est nommé « chromosome », alors que dans celle de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire le vecteur représentant une solution donnée est nommé « position de la particule ». Tandis que, dans le COA, Ramin Rajabioun a proposé le nom « habitat ». Il définit l'habitat par un vecteur de taille  $1 * N_{\text{var}}$

représentant la position actuelle du coucou dans un problème d'optimisation de  $N_{\text{var}}$  dimensions. Ce vecteur est représenté comme suit [20]:

$$\text{Habitat} = [X_1, X_2, \dots, X_{N_{\text{var}}}]$$

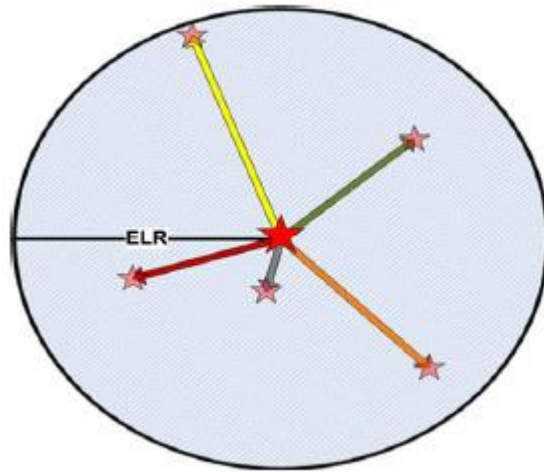
Où, chacune des valeurs des variables ( $X_1, X_2, \dots, X_{N_{\text{var}}}$ ) est un nombre flottant.

Dans la vie réelle des coucous, chaque femelle pond un nombre limité d'œufs. En outre, les mamans coucous se déplacent d'une distance maximale de leurs habitats afin de pondre leurs œufs. En s'inspirant du comportement naturel des coucous, Ramin Rajabioun a proposé de limiter le nombre des œufs de chaque coucou par un nombre minimal et un autre maximal. D'autre part, il a proposé de calculer la distance de ponte des œufs pour chaque coucou. Cette distance est nommée « Rayon de ponte des œufs, en anglais: Egg Laying Radius (ELR) ». L'ELR de chaque coucou est calculé en fonction du nombre total des œufs de coucous, le nombre d'œufs du coucou lui-même et des valeurs  $\text{Var}_{\text{hi}}$  et  $\text{Var}_{\text{low}}$ . Où  $\text{Var}_{\text{hi}}$  et  $\text{Var}_{\text{low}}$  représentent des limites de l'intervalle  $[\text{Var}_{\text{low}}, \text{Var}_{\text{hi}}]$  d'où les valeurs des variables représentant une solution donnée seront tirées. L'équation de calcul de l'ELR est la suivante [20]:

$$ELR = \alpha \frac{\text{Nombre des œufs des coucous}}{\text{Nombre total des œufs des coucous}} (\text{var}_{\text{hi}} - \text{var}_{\text{low}}) \quad \underline{\underline{\text{II.8}}}$$

Où est un nombre entier dont le rôle est d'équilibrer la valeur maximale d'ELR.

Après avoir calculé l'ELR de chaque coucou, ce dernier commence à pondre ses œufs aléatoirement dans des nids d'autres oiseaux hôtes en fonction de son ELR calculé. La figure ci-dessous donne une bonne simulation de ce comportement.



**Figure II.7:** Ponte aléatoire d'un œuf dans l'ELR du coucou, l'étoile centrale rouge représente le centre et les habitats des coucous

Après la ponte, les œufs coucous dont la ressemblance aux œufs hôtes est faible seront détectés par l'oiseau hôte et rejetés hors nid. Donc après la ponte de nouveaux œufs, une portion  $p$  des œufs de mauvaise qualité seront éliminés car ils n'ont aucune chance de se développer ni de grandir. En outre, il est à noter qu'un seul œuf a la chance de survivre dans chaque nid.

Après la ponte, l'éclosion et la sélection des nouveaux coucous, ces derniers bénéficient d'une bonne nourriture qui leur permet de grandir rapidement et devenir des coucous matures. Ils vivent dans leurs sociétés une période définie. Lorsque la période de ponte des œufs approche, les coucous matures migrent vers de nouveaux et de meilleurs habitats où la similarité entre les œufs des oiseaux hôtes et les siens est grande et où les conditions de nourriture de leurs poussins sont bonnes. Les coucous se réunissent en groupe dans différents endroits. La meilleure société dont la valeur du profit (la qualité des solutions) est la meilleure sera sélectionnée pour représenter le point but et la tendance de migration des autres coucous. Dans son papier [20], Ramin Rajabioun ajoute: si les coucous matures vivent partout dans l'espace, il sera difficile de retrouver que tel coucou appartient à quel groupe. Pour résoudre ce problème, le pionnier de l'algorithme COA a proposé de regrouper les coucous en utilisant la méthode de classification K-means. Une fois les coucous seront regroupés, leurs valeurs de profit (fitness) seront calculées afin de trouver le meilleur groupe qui construira le nouvel habitat des autres coucous. Lors du déplacement vers le meilleur groupe, les coucous ne parcourent pas tout le chemin menant à leur destination (le meilleur habitat), ils parcourent une partie du chemin uniquement avec une certaine déviation. Ce mouvement est représenté clairement par la figure II.8. Comme le montre la figure II.8, chaque coucou parcourt

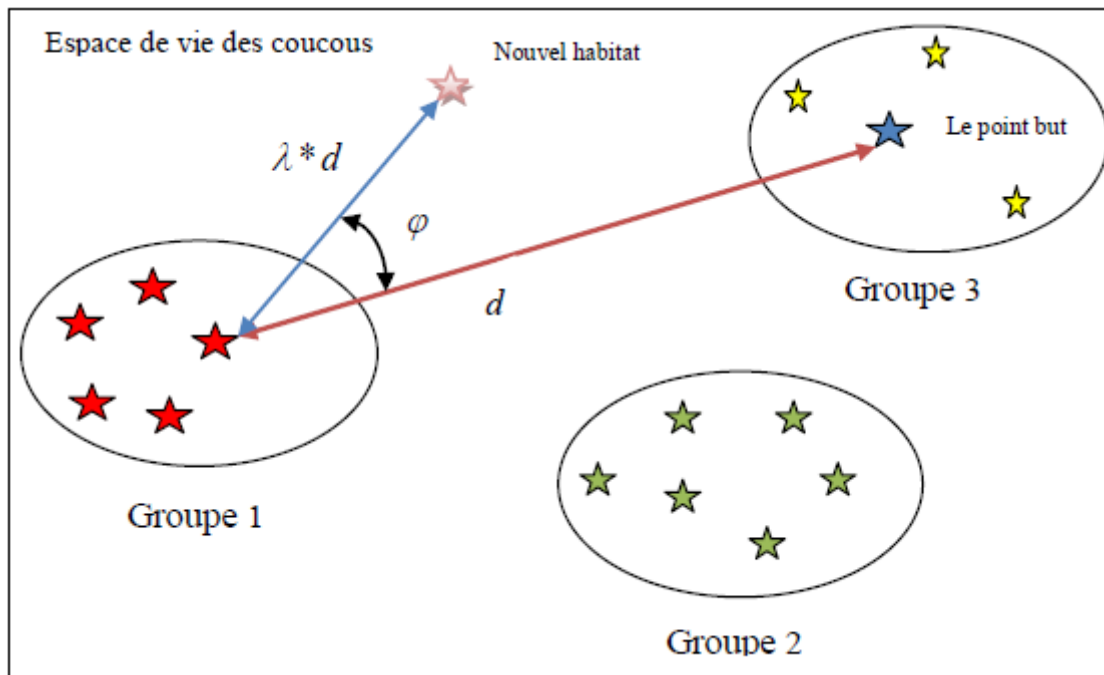
uniquement une partie  $\lambda\%$  du chemin menant au meilleur habitat. Il se dévie d'un angle de  $\varphi$  radians du chemin menant au meilleur habitat (le point but dans la figure).

Ces paramètres (i. e:  $\lambda$  et  $\varphi$ ) aident les coucous à détecter d'autres positions dans l'espace de recherche. Pour chaque coucou,  $\lambda$  et  $\varphi$  sont définies comme suit:

$$\lambda \in [0,1]$$

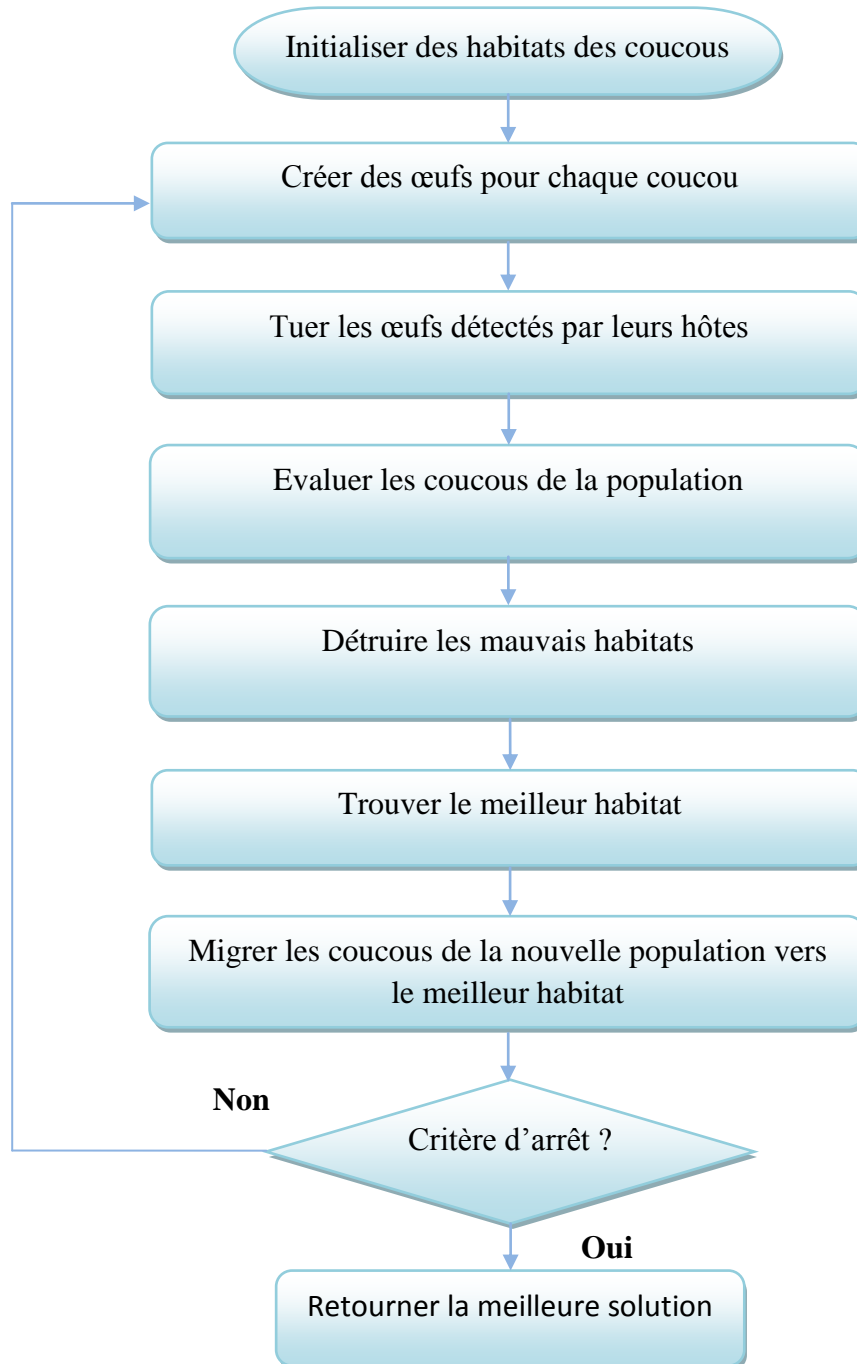
$$\varphi \in [-\omega, \omega]$$

$\lambda$  est un nombre aléatoire tiré de l'intervalle  $[0,1]$ .  $\omega$  est un paramètre de contrôle de la déviation de la meilleure position (habitat). Un  $\omega = \frac{\pi}{6}$  semble être suffisant pour une bonne convergence de la population des coucous vers le meilleur habitat [20].



**Figure II.8:** Migration d'un coucou vers le meilleur habitat [Rajabioun, 2011]

La migration des coucous vers le meilleur habitat fait apparaître de nouveaux habitats. Un certain nombre d'œufs va être dédié à chaque nouveau coucou mature. En tenant compte de ce nombre, un ELR va être calculé pour chaque coucou et le processus de ponte des œufs recommence.

**II.3.2. Le principe et les étapes de la recherche coucou [15]****Figure II.9:** Organigramme résumant les étapes de l'algorithme d'optimisation par coucou

Le pseudo-code de l'algorithme ci-dessous résume les étapes générales de l'algorithme d'optimisation par coucou, comme elles sont implémentées dans le code standard du COA [26]

### L'algorithme d'optimisation par coucou (COA)

#### Début

Initialiser les habitats des coucous;

**Tant que** la condition d'arrêt n'est pas satisfaite **faire**

    Dédier quelques œufs à chaque coucou;

    Calculer l'ELR de chaque coucou;

    Pour chaque coucou, créer des œufs en tenant compte de leurs ELR;

    Éliminer les œufs détectés par les hôtes;

    Laisser les œufs éclore et les poussins grandir;

    Évaluer l'habitat de chaque nouveau coucou;

    Limiter le nombre des coucous et éliminer ceux qui vivent dans de mauvais habitats;

    Regrouper les coucous, retrouver le meilleur groupe et sélectionner le meilleur habitat;

    Migrer les nouveaux coucous vers le meilleur habitat;

**Fin Tant que**

**Fin**

**II.6. Conclusion**

Les algorithmes basés sur la notion d'intelligence en essaims comme la recherche du coucou jouissent d'une performance élevée pour résoudre une large gamme de problèmes d'optimisation non-linéaires, ce qui explique leur intégration dans différents domaines d'application du monde réel. Cette catégorie d'algorithmes est conçue de façon à minimiser l'intelligence (ou le calcul fourni) de l'individu tout en maximisant l'intelligence de l'essaim au total. La minimisation s'achève à travers la réduction du nombre de paramètres, en favorisant plus d'indépendance et d'abstraction par rapport aux contraintes du problème traité. D'un autre côté, maximiser l'intelligence de l'essaim est atteint par une meilleure conception de l'espace des solutions et un bon équilibre de la recherche entre les régions prometteuses et à l'échelle globale pour l'exploration de nouvelles régions.

Dans le chapitre suivant nous développerons ces notions afin de les appliquer pour résoudre des problèmes ardues de segmentation d'images en optimisant celles-ci par l'algorithme de recherche coucou.

CHAPITRE

---

**III**

Optimisation de la segmentation par coucou

### III.1 Introduction

L'optimisation d'une segmentation d'images est un processus dont le but est d'avoir un meilleur résultat que la segmentation faite. Dans ce chapitre nous allons segmenter des images avec l'algorithme FCM puis on optimisera le résultat par la recherche locale de l'algorithme coucou.

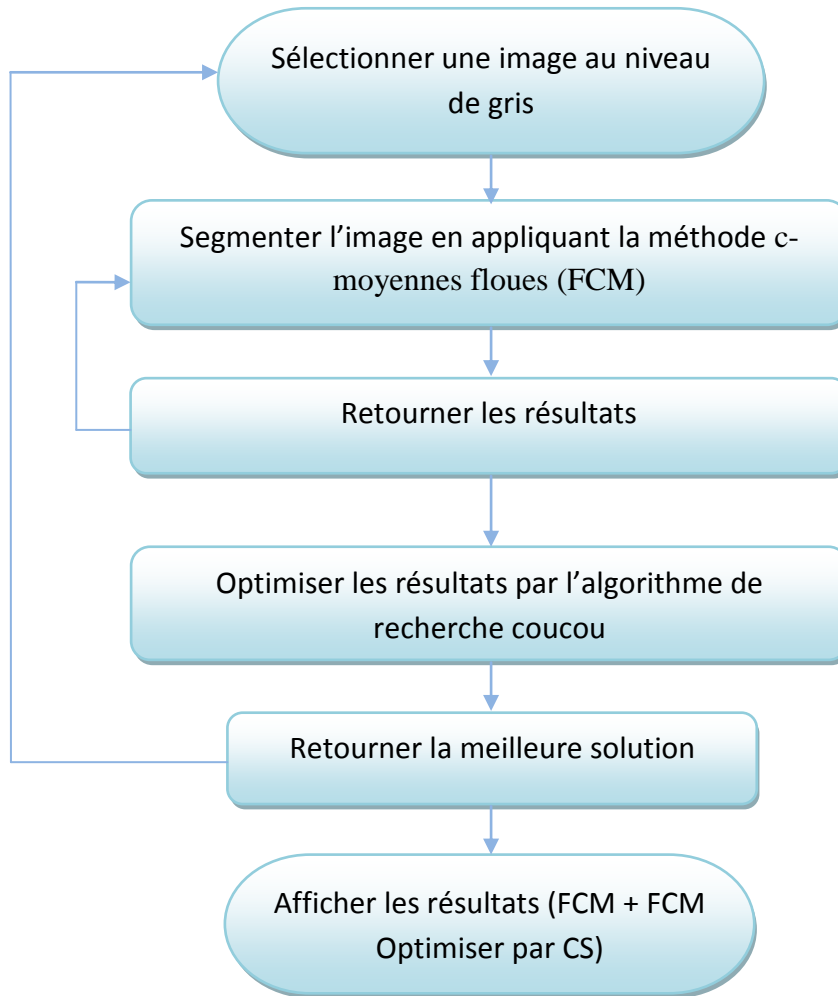
Dans notre problème, quand la méthode des c-moyennes floues (FCM) segmente une image, la migration des pixels d'une région à l'autre dans le voisinage de leur frontière, conduit à une déformation des contours et des objets détectés. L'approche proposée consiste à optimiser les images obtenues par FCM, pour faire un saut à l'optimum global et avoir le meilleur résultat. De ce fait nous allons expliquer les principales étapes effectuées et les paramètres adaptés à chacun de ces algorithmes.

### III.2. Optimisation de la segmentation c-moyennes floues (FCM) par l'algorithme de recherche coucou

Les performances de l'algorithme des c-moyennes floues dépendent énormément de la configuration initiale des centres des classes. Afin de pallier cet inconvénient, une des solutions, souvent utilisée, mais pas nécessairement la meilleure, consiste à exécuter l'algorithme en utilisant différentes configurations initiales dans l'espoir de trouver la meilleure solution globale.

Toutefois, cette solution ne présente aucune garantie de convergence de l'algorithme vers l'optimum global, surtout dans le cas où le nombre de classes est important. Une autre solution, que nous jugeons plus efficace, consiste à exécuter l'algorithme une seule fois, en utilisant l'algorithme de recherche coucou, afin d'échapper aux optimums locaux et de se rapprocher au mieux de l'optimum global.

L'avantage de la recherche coucou réside dans sa robustesse pour résoudre les problèmes d'optimisation difficiles aux données incertaines, incomplètes ou trop bruitées. La solution fournie par les métaheuristiques d'optimisation est généralement une solution sous-optimale, souvent proche de l'optimale. Comme nous l'avons montré dans le chapitre II, il existe plusieurs métaheuristiques d'optimisation dans la littérature. Pour notre problème nous avons choisi l'optimisation par la recherche locale de l'algorithme de recherche coucou. En plus des performances et de la reproductibilité de ses résultats dans plusieurs problèmes, cette métaheuristique est principalement conçue pour résoudre les problèmes d'optimisation à variables continues. L'approche proposée se définit comme suit :



**Figure III.1:** Organigramme résumant les étapes de l'approche proposée

### III.3. Formulation de l'algorithme c-moyennes floues (FCM) hybride:

Dans notre projet la méthode de segmentation utilisée appartient à l'approche « région » afin d'extraire à partir de l'image un ensemble de régions en fonction de leur homogénéité. Cependant, pour pouvoir mieux obtenir des bons résultats, nous aurons besoin d'intégrer des notions floues. Pour cela, nous avons optés à étudier une méthode de segmentation floue pour approche régions. Il s'agit donc de l'algorithme standard FCM et ses variantes.

Dans la suite de notre projet, nous allons nous fixer sur la version standard de l'algorithme FCM qui sera simulé par « MATLAB ».

### III.3.1. Principales étapes de l'algorithme FCM:

Soit « J » la fonction objectif a minimisé donnée par l'équation :

$$J_{FCM} = \sum_{k=1}^k \sum_{i=1}^N \mu_{ki}^m d^2(x_i, v_k) \quad \text{III.1}$$

« X » est un ensemble contenant un nombre d'observations « N » qui sont classifiées en k classes.

Tel que :  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N\}$ .

« V » le centre de la classe k donné par :  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ .

Une fois les paramètres sont fixés tel que : le nombre de classe "k" , l'erreur de convergence "ε" et le degré flou "m", un processus itératif sera mise en œuvre.

La figure suivante explique les étapes de ce processus :

- **Etape 1 :**  
Initialiser manuellement le nombre de classes N par rapport a l'image sélectionnée.  
Le degré flou  $m=2$
- **Etape 2 :**  
L'obtention du nombre n pixels de l'image
- **Etape 3 :**  
Calcul de la matrice u des degrés d'appartenances donnée par l'équation :

$$\mu_{Ni} = \sum_{l=1}^N \left( \frac{\|x_i - v_N\|}{\|x_i - v_l\|} \right)^{\frac{-2}{m-1}} \quad \text{III.2}$$

- **Etape 4 :**  
La mise à jour du vecteur V des centres des classes par la formule :

$$v_N = \frac{\sum_{i=1}^{NR} \mu_{Ni}^m x_i}{\sum_{i=1}^{NR} \mu_{Ni}^m} \quad \text{III.3}$$

- **Etape 5 :**  
Répéter 2 et 3 jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt nommé « j » donné par :

$$\|v^{(t)} - v^{(t+1)}\| < \varepsilon \quad \text{III.4}$$

### III.3.2. Explicitation des paramètres adaptés :

La segmentation d'image avec la méthode Fuzzy c-means dépend de certains paramètres internes de cette dernière et d'autres paramètres adaptés par l'utilisateur. Dans notre cas, nous les avons adaptés comme suit :

- **N** : nombre de classes a initialisé en fonction de l'image à segmenter
- **Réalisation**: le nombre de la population dans l'algorithme de recherche coucou.
- **NBRIterations** : le nombre d'itération pour que le critère d'arrêt soit satisfait.

### III.4. Formulation de l'algorithme CS hybridé

L'algorithme de recherche coucou est un algorithme d'optimisation bio-inspiré qui simule la stratégie de reproduction agressive de l'oiseau de Coucou, on l'utilisera sa recherche pour optimiser des segmentations d'images effectuées par c-moyennes floues (FCM).

#### III.4.1. Explicitation des paramètres adaptés

- La population de coucous égale au nombre de réalisation initialisé qui représentent les images résultats de la segmentation effectuer pas FCM
- Le nid, le coucou et l'œuf sont égaux et il représente une image parmi les la population initialisée
- La fraction  $P_a = 0.25$
- La fonction objectif (de test, fitness) est une fonction qui, à chaque solution dans l'espace de recherche associe une valeur numérique pour décrire sa qualité ou fitness. Donc la qualité ou fitness d'une solution est proportionnelle à la valeur de la fonction objectif. Dans notre problème, une région de meilleure qualité de pixels nous mènera vers les nouvelles solutions. Ce qui veut dire que le classement fait par la fonction fitness pour image directement lié à sa qualité. Pour cela on utilisera l'indice de validité Intra Levine et Nazif, notre choix pour ce critère est sa facilité pour définir la qualité d'une région.

### III.4.2. Initialisation de l'algorithme CS hybrid

- La population initiale est constituée d'un nombre  $n$  d'images dans l'espace de recherche (les images résultats d'FCM). On rappelle que le nombre de nids, de coucous et d'œufs sont égaux et représente une image résultante des c-moyennes floues.

En supposant que la  $i_{\text{eme}}$  image soit représentée par

$$X_i = (X_1, \dots, X_n) \quad i \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$$

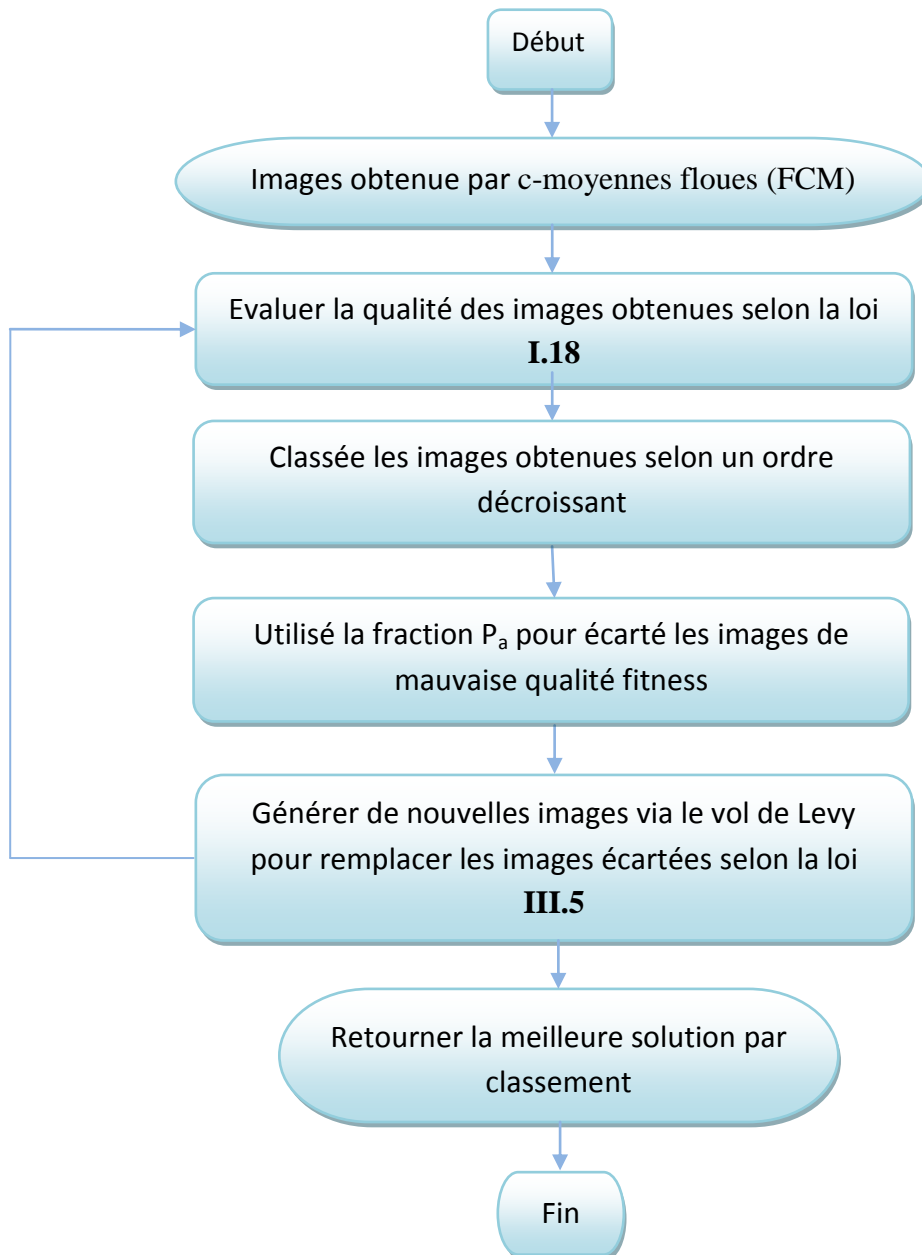
- Les images résultats de FCM ( $F(X_i)$ ) seront classées avec un ordre décroissant, cet ordre sera défini en fonction de leur qualité fitness, ensuite on procède à la recherche locale.

#### Recherche locale

- Les nouvelles images classées par rapport a leur qualité donnée par la fonction fitness Levine et Nazif ont une probabilité  $p_a$  d'être écarté. Avec  $P_a = 0.25$
- Les images écartées seront remplacé par de nouvelles, aléatoirement en utilisant le vol de Levy, puis on les classes en fonction de leur qualité fitness.

$$\left. \begin{aligned} X_{new\ i} &= X_i + \alpha \oplus Levy(\beta) \\ F_{new\ i} &= f(X_{new\ i}) \end{aligned} \right\} \quad i = 1, \dots, n \quad \text{III.5}$$

- Une sélection de la meilleure qualité fitness de celle de l'étape précédente est alors réalisée et on procède à l'affichage de la meilleure image.

**III.4.3. Le principe et les étapes de l'algorithme de recherche coucou hybride****Figure III.2:** Organigramme de l'algorithme de recherche coucou hybride

**III.5. Conclusion**

Le comportement fascinant des coucous a donné naissance à des réflexions chez les chercheurs pour l'utilisation de l'algorithme de recherche coucou pour optimiser des segmentations d'images faites par divers méthodes. Ceci en assignant population de coucous en images, ensuite, les segmenter en utilisant FCM et évaluer leur qualité en utilisant le critère de Levine et Nazif, puis leur appliquer une fraction  $P_a$  et enfin obtenir le meilleur résultat par classement

Cette démarche sera appliquée dans le chapitre suivant pour optimiser la segmentation d'images au niveau de gris faite par la méthode c-moyennes floues (FCM).

CHAPITRE

---

**IV**

Tests et résultats

## IV.1 Introduction

Après avoir décrit l'approche proposée avec ces différents algorithmes, nous exposons dans ce chapitre les résultats de l'implémentation des différentes combinaisons de l'approche proposée.

## IV.2. Méthodologie

Afin de mieux évaluer la méthode proposée et de valider les résultats obtenus, nous avons choisi 3 types d'images de tests. Les images utilisées dans notre approche sont: Image teste, Images réelles (Coucou, Lena, Cameraman). Ces images sont des images en niveaux de gris de codées sur 8 bits.

Afin d'analyser et de commenter les différents résultats obtenues par l'application de notre méthode sur les différents types d'images et pour notamment mettre en évidence ses limites et de proposer comme perspective les améliorations possibles, nous avons appliqué en premier lieu l'algorithme d'FCM pour avoir la nouvelle population d'images.

Pour pouvoir évaluer la qualité de la segmentation d'image obtenue par FCM, nous avons utilisé la fonction de fitness qui représente l'indice de validité Intra région de Levine et Nazif des réalisations faites. L'évaluation de la valeur de fitness semble extrêmement importante pour montrer l'efficacité de la nouvelle méthode, et comme nous l'avons vu dans la section précédente, l'indice de validité donne une qualité meilleure quand ce dernier est faible.

Ensuite nous avons opté pour optimiser les résultats obtenus par la recherche coucou en appliquant la fraction  $P_a$ , pour pouvoir finalement avoir la solution optimale.

IV.3. Tests et résultats

Test 1 : Application de la méthode a une image test :

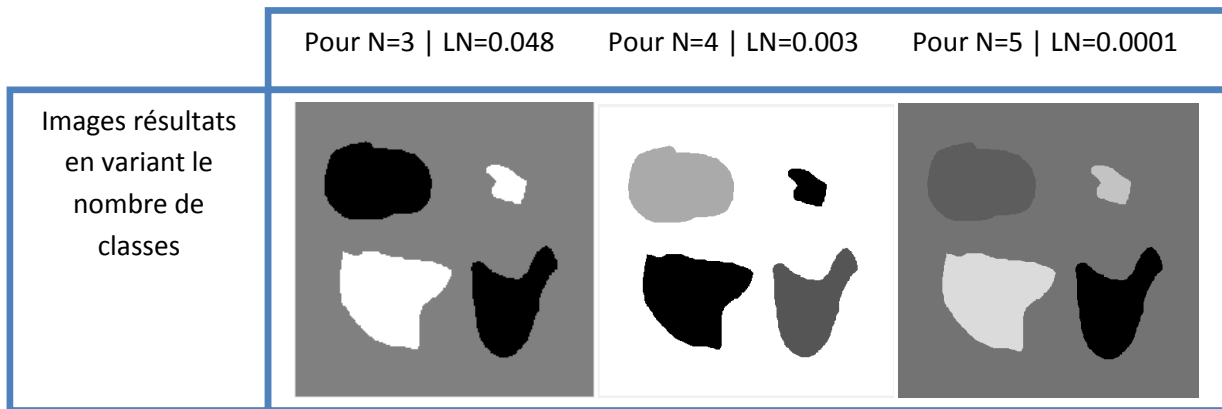
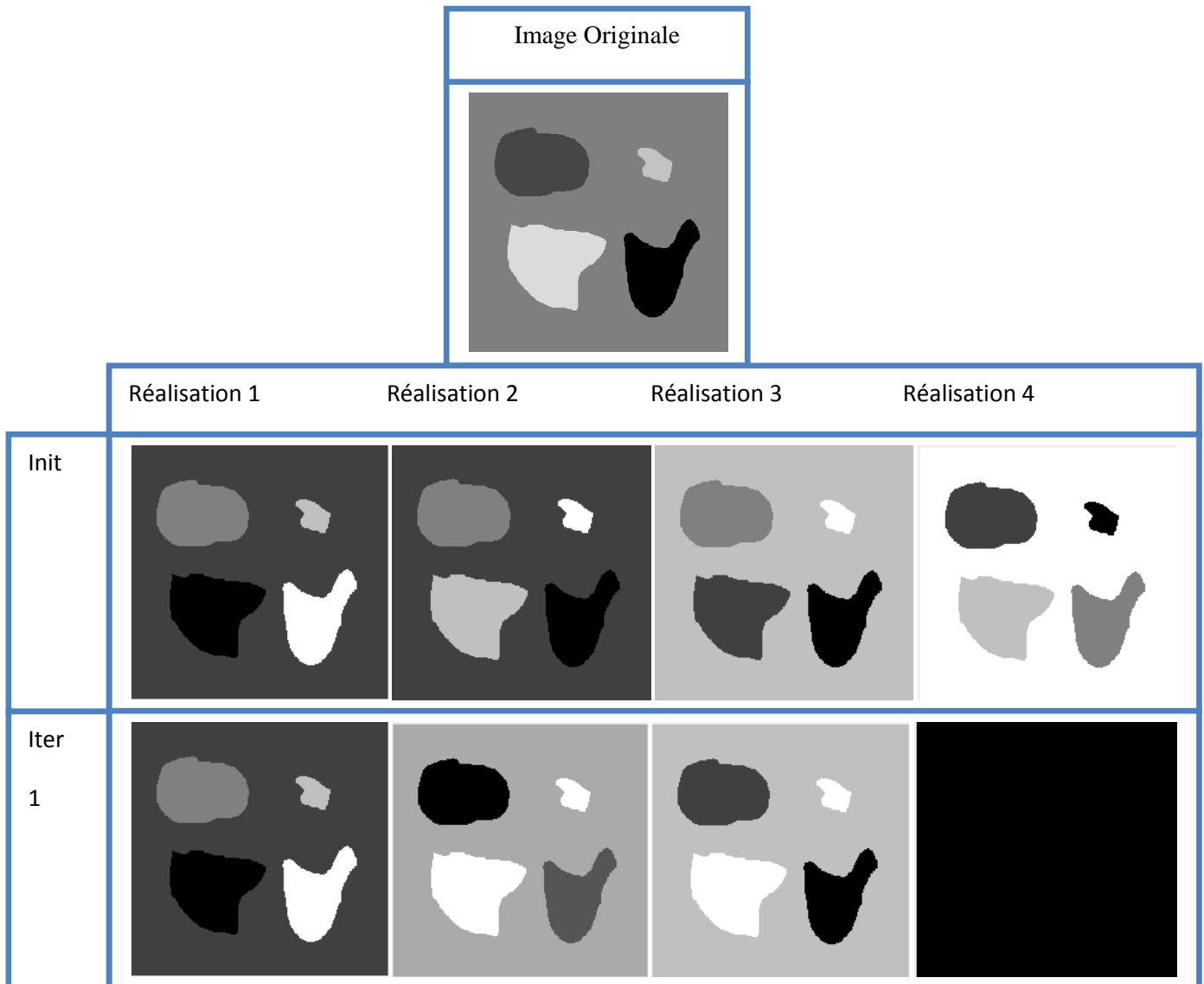
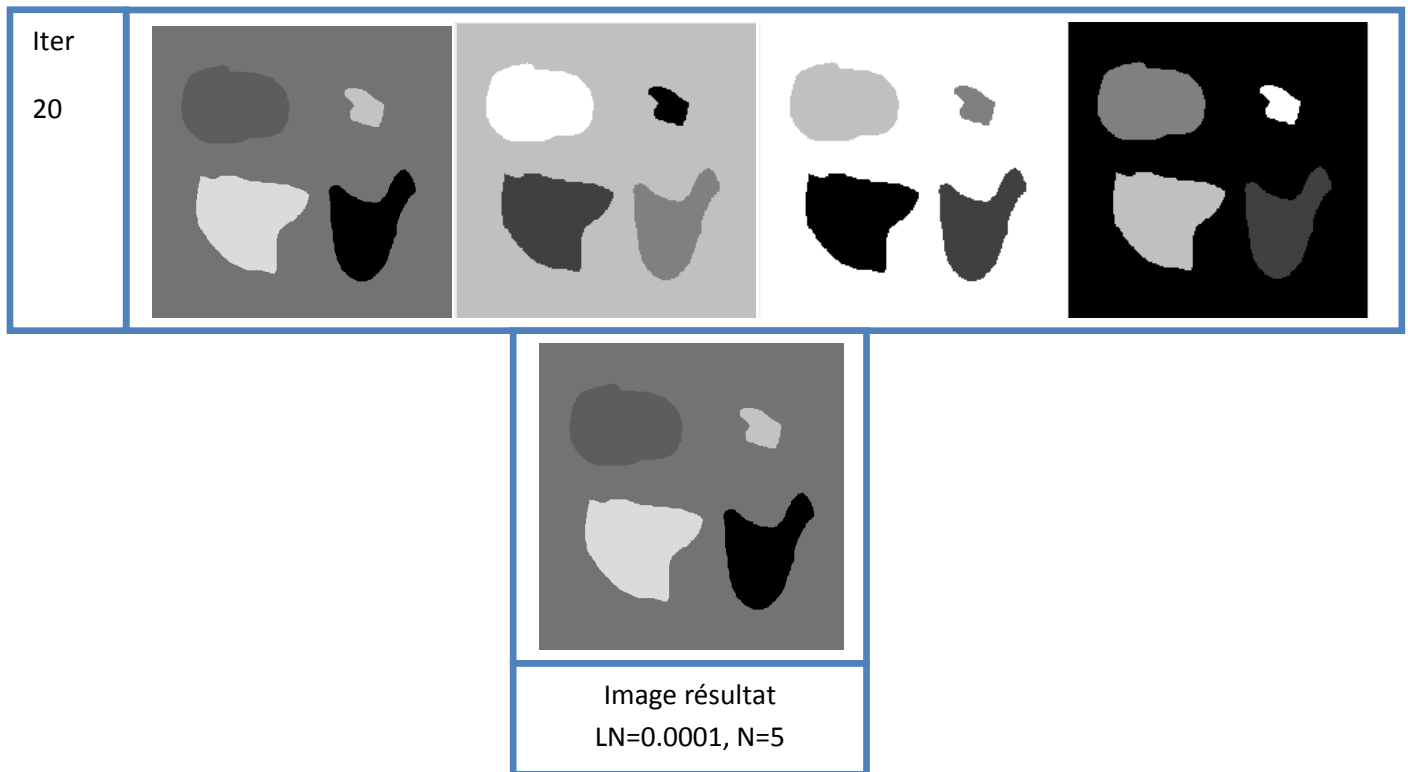


Figure IV.1 : les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image test





**Figure IV.2 :** Image résultat après segmentation de l'image test

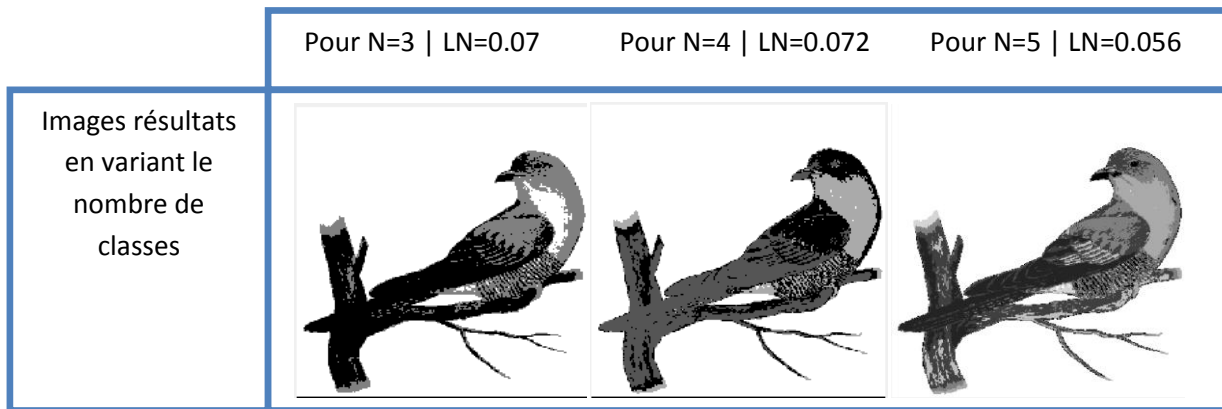
### Discussion

On remarque que sur une image test, le nombre de classe est évident et ici l'image originale dénombre 5 classes, les différents résultats obtenus en variant le nombre de classes sont meilleurs pour  $N=5$ , dans ce cas l'indice de validité est plus faible comparé aux autres résultats.

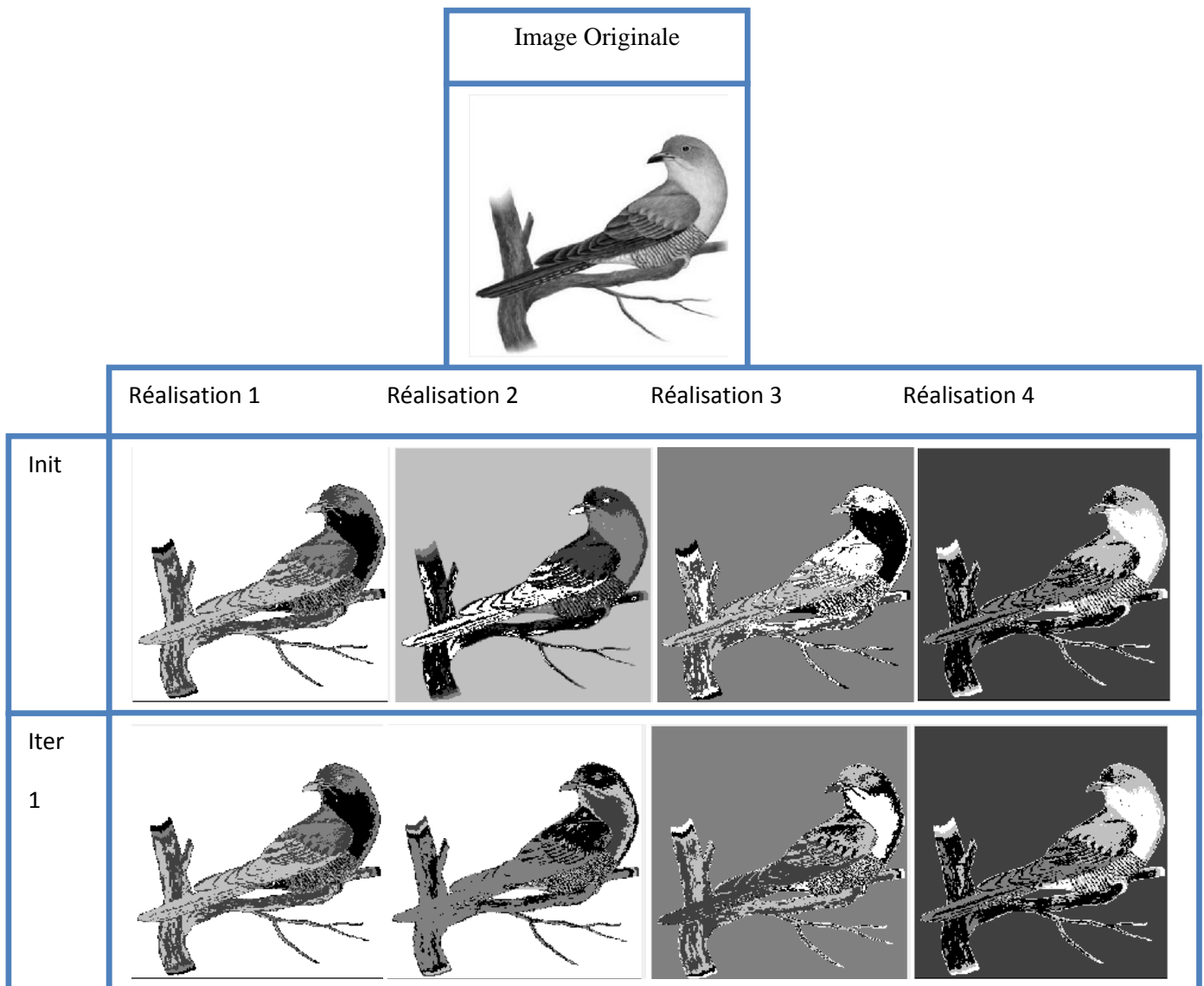
De ce fait on déduit que bien initialiser le nombre de classes par rapport à l'image segmentée est primordiale pour un meilleur résultat.

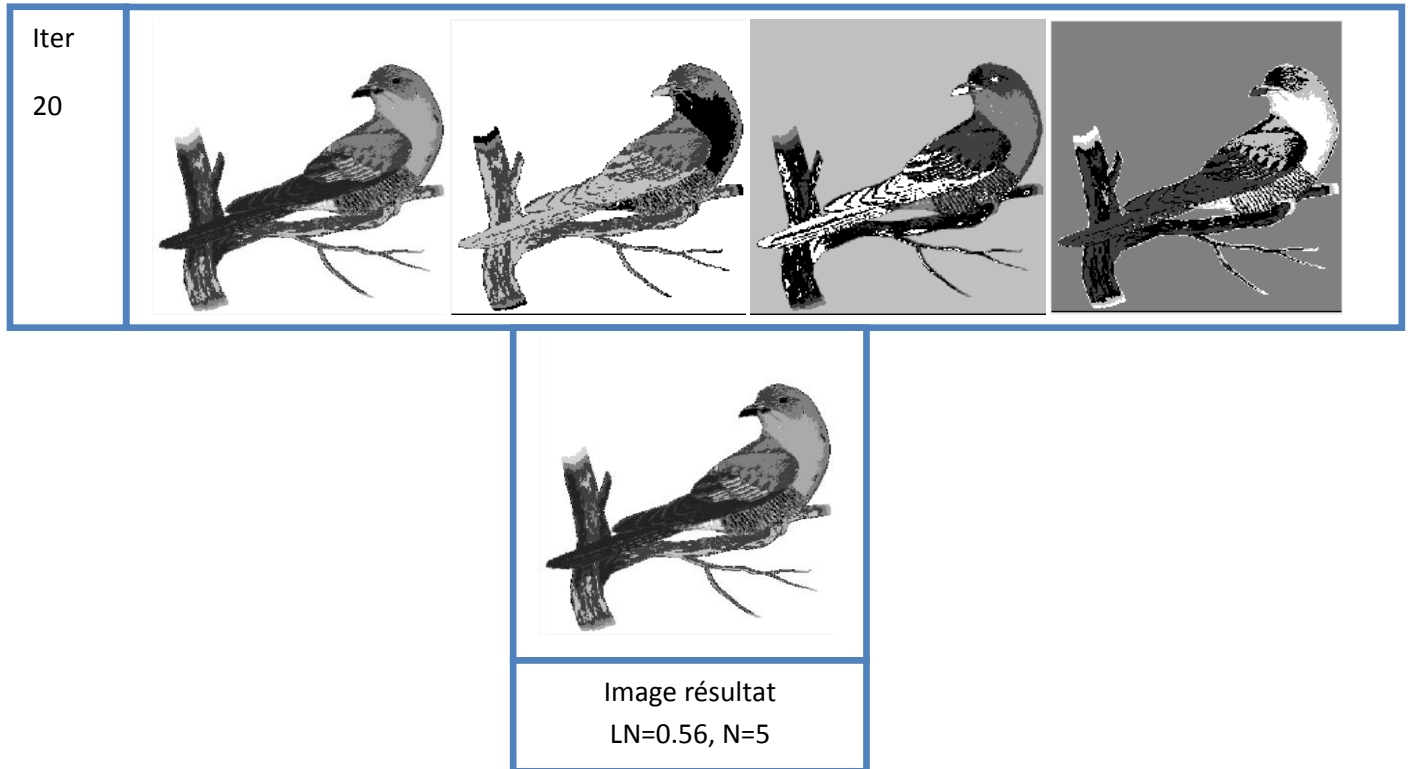
**Test 2 : Application de la méthode a aux images réelles**

- Image représentant le Coucou



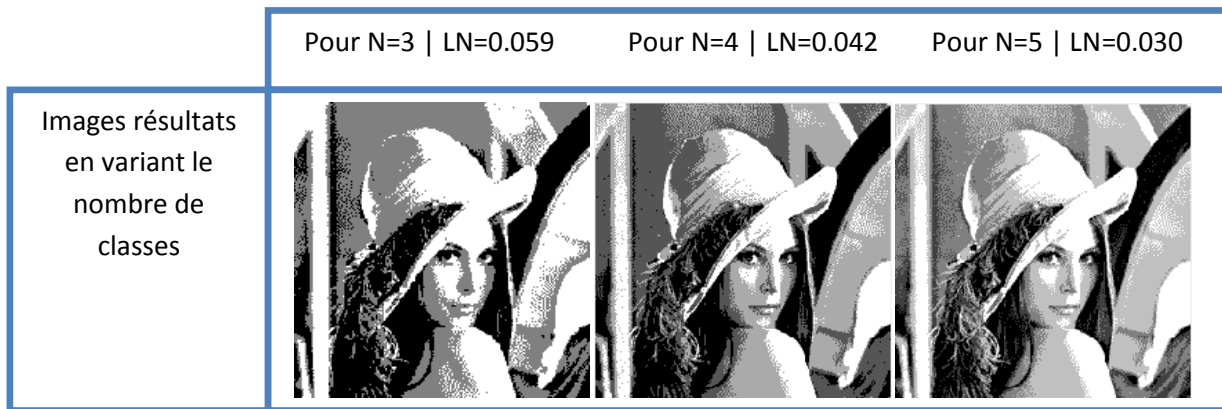
**Figure IV.3 :** les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image coucou



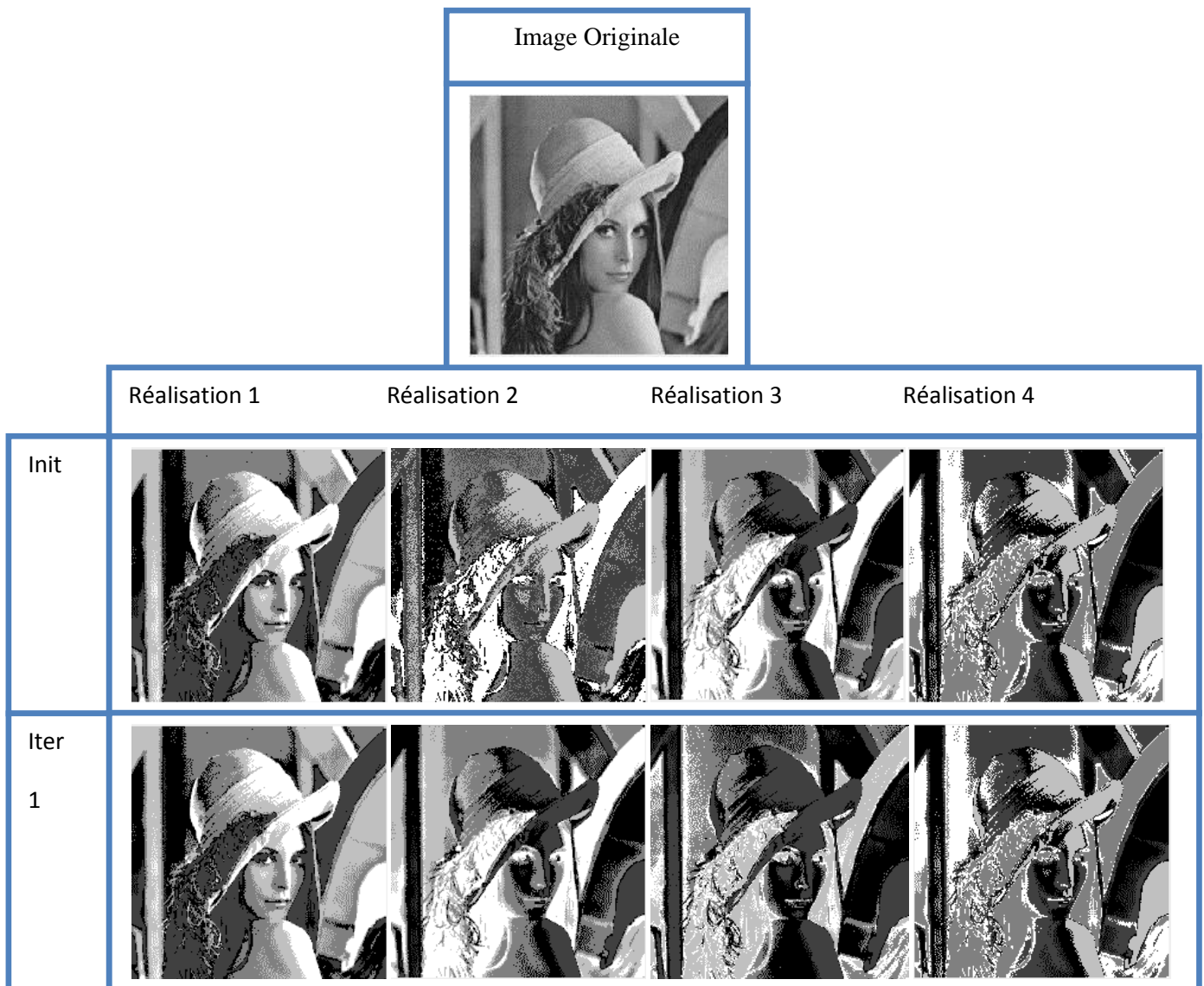


**Figure IV.4 :** Image résultat après segmentation de l'image coucou

➤ Image représentant Lena



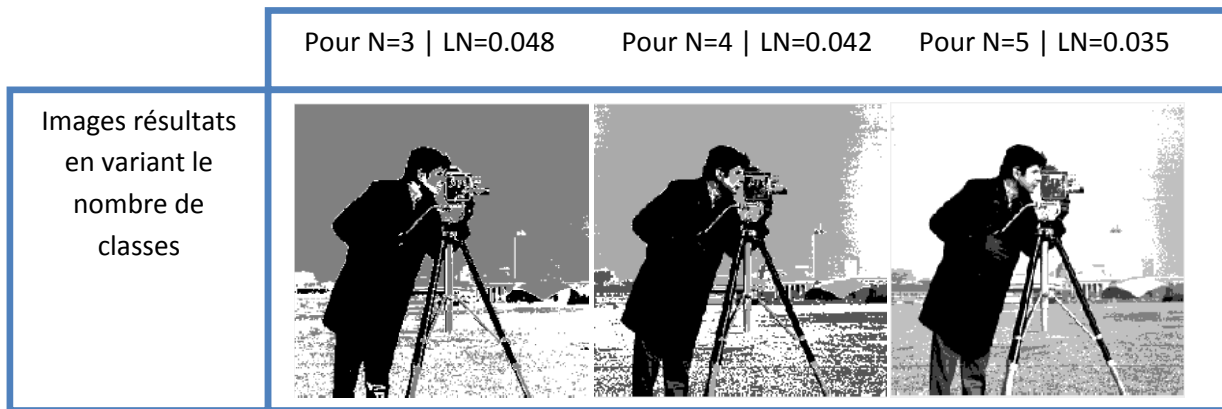
**Figure IV.5 :** les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image Lena



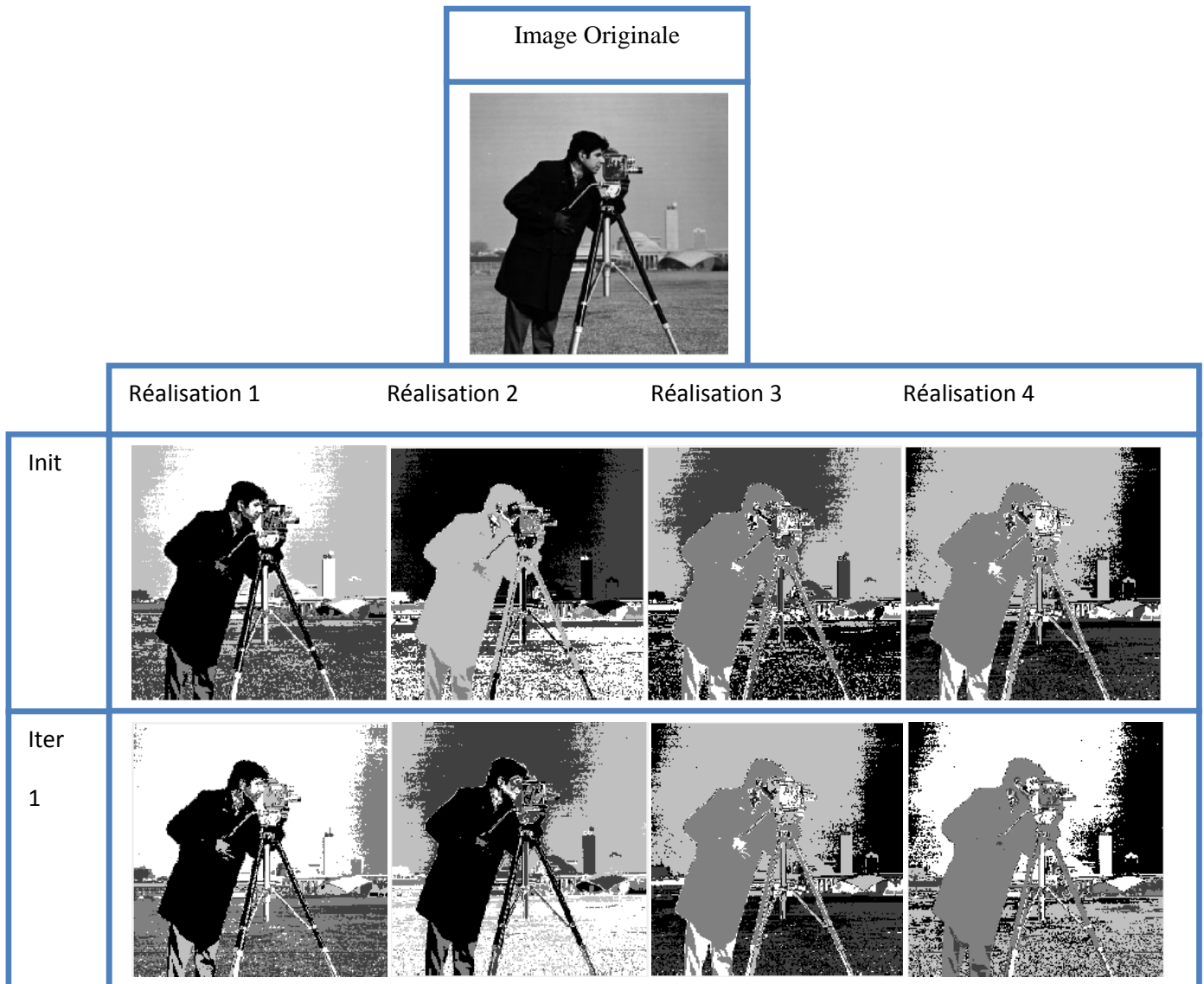


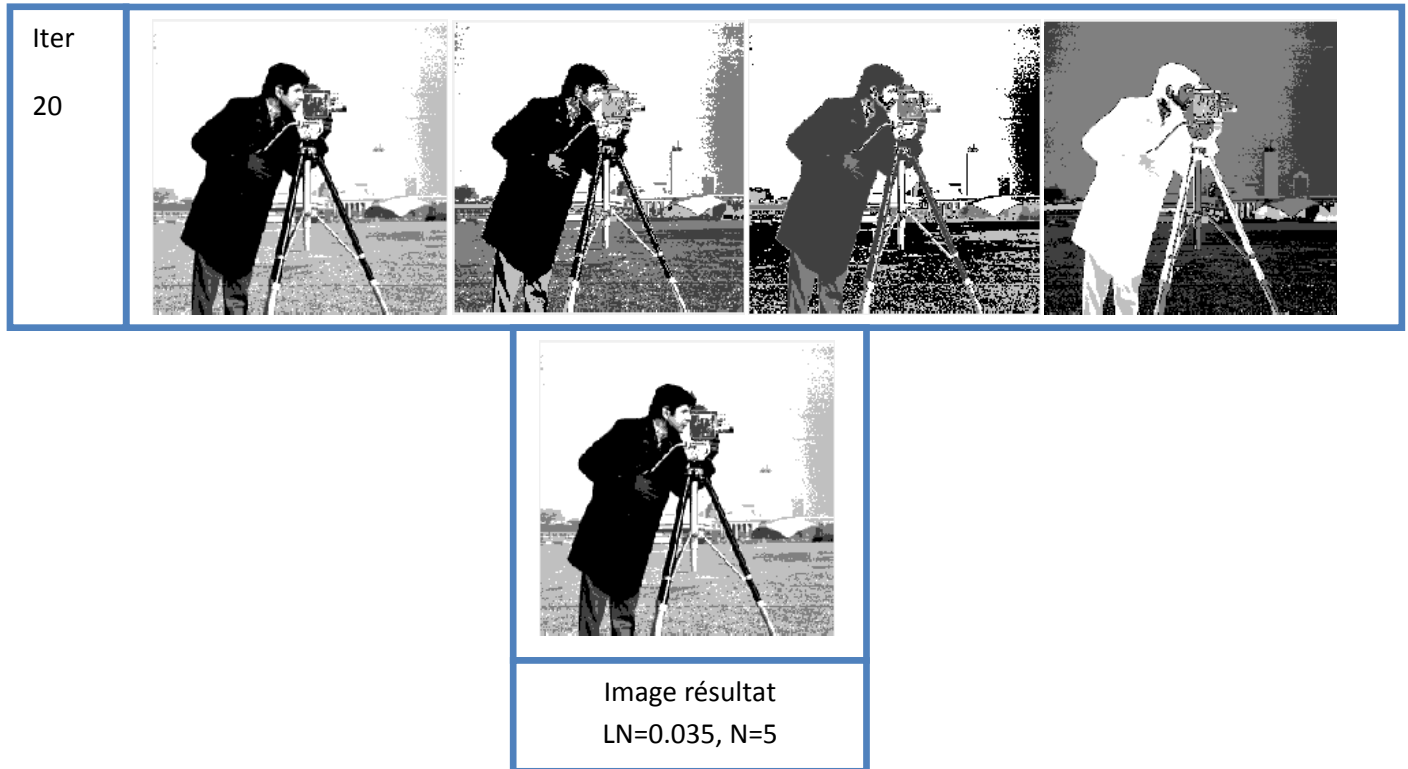
**Figure IV.6 :** Image résultat après segmentation de l'image coucou

- Image représentant le Cameraman



**Figure IV.7 :** les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image Cameraman



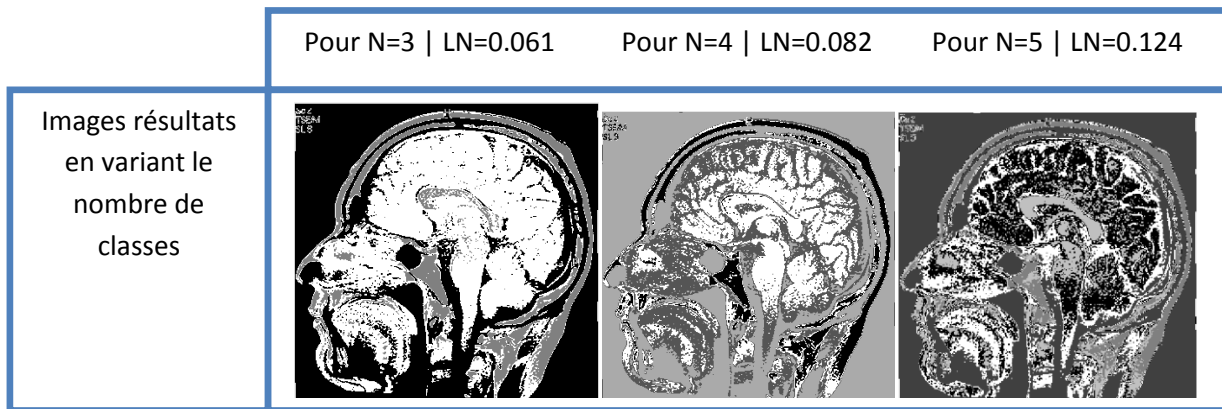


**Figure IV.8 :** Image résultat après segmentation de l'image coucou

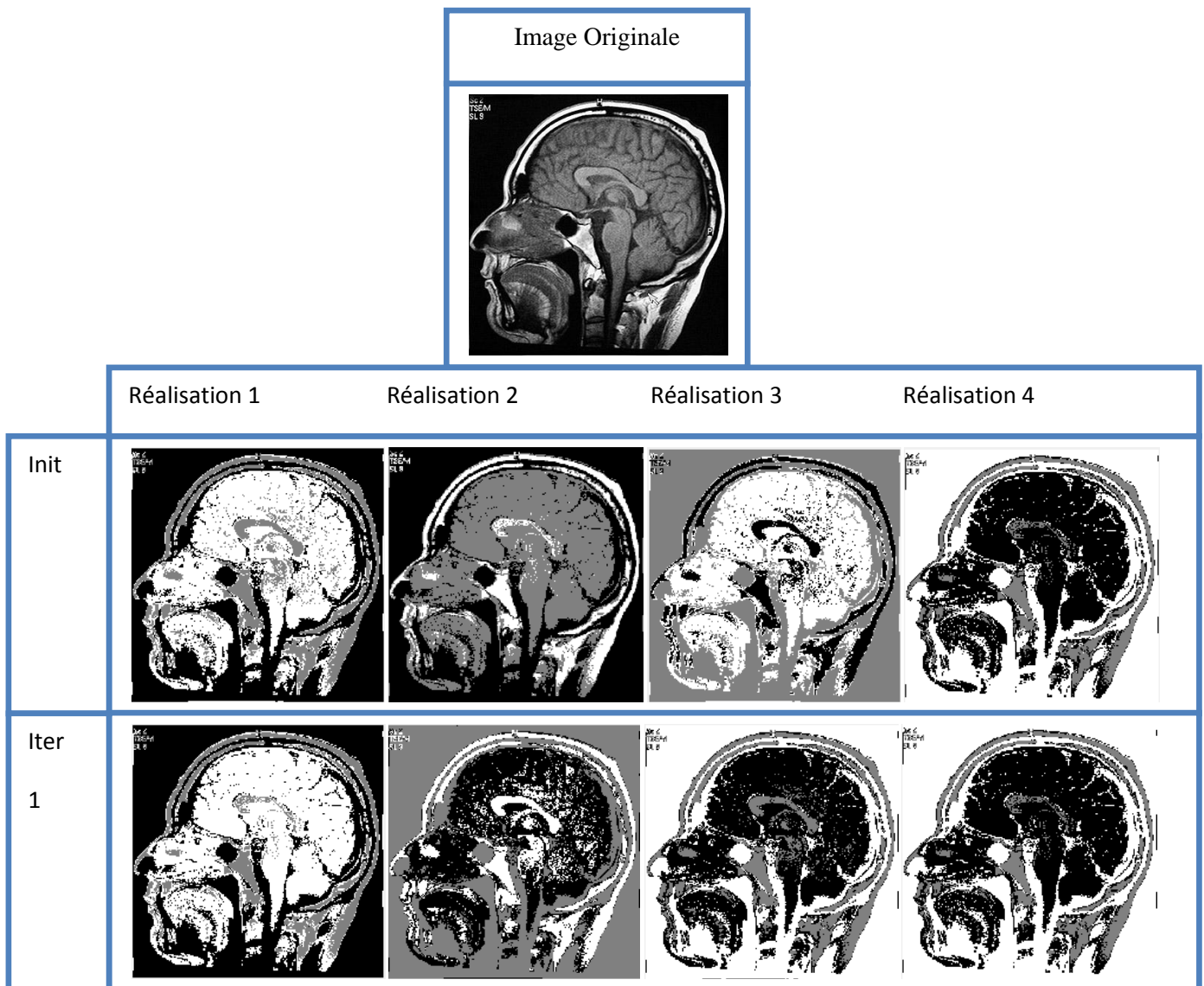
### Discussion

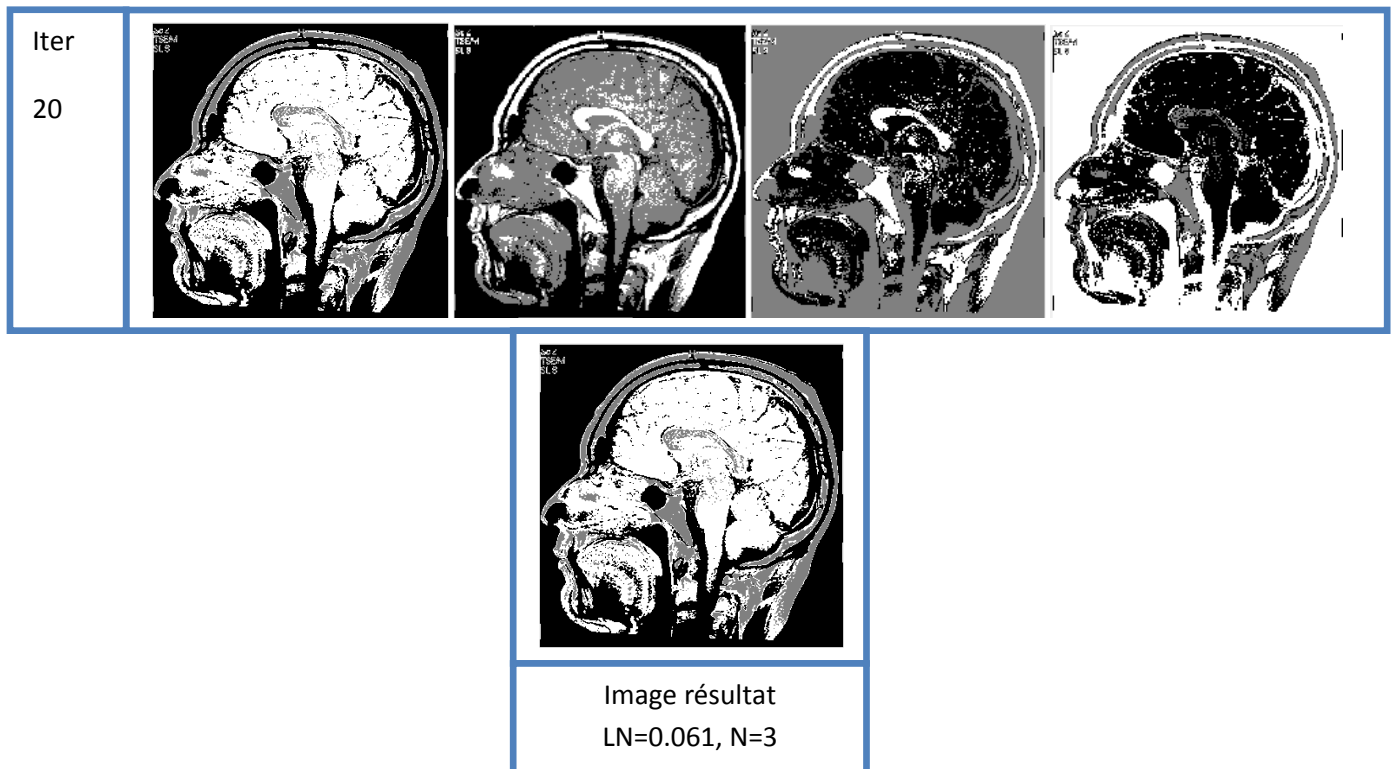
Dans ce cas-ci, déduire le nombre de classes pour des images réelles manuellement n'est pas évident, mais après les tests effectués pour chaque image, on remarque qu'à chaque fois qu'on augmente le nombre de classes, l'indice de validité A est plus faible ce qui donne un résultat meilleur.

**Test 3:** Application de la méthode a une image IRM :



**Figure IV.9 :** les images résultats après variation du nombre de classes pour l'image IRM





**Figure IV.10 :** Image résultat après segmentation de l'image IRM

### Discussion

Dans ce cas-ci, aussi déduire le nombre de classes pour des images IRM manuellement n'est pas évident, mais après le test, on remarque que chaque fois qu'on diminue le nombre de classe le résultat est meilleur, et comme on peut voir la classe 3 donne la solution la plus optimale.

De ce fait, on déduit que la classe 3 est plus appropriée à l'image IRM

#### IV.4. Interprétation des résultats

Comme présenté dans le chapitre III, la recherche coucou est une méthode d'optimisation. Nous avons pu constater que la qualité des résultats de la segmentation faite par FCM après optimisation s'améliore en augmentant le nombre de classes pour les images test, réelles et égales à 3 pour l'image IRM.

Après plusieurs tests on a remarqué que les résultats sont identiques en jouant sur le nombre d'itérations et le nombre de réalisations, et pour des résultats diversifiés, et temps d'exécution plus court on a opté pour ces deux paramètres à : 4 réalisations et 20 itérations.

En variant le nombre de classe pour chaque test, on a remarqué qu'il y'a une grande déférence entre les résultats, de ce fait, pour avoir le meilleur résultat on a varié le nombre de classes à :  $3 < N < 5$ .

Les paramètres de notre approche retenus dans notre application sont donnés par le tableau suivant :

Paramètres	Sa valeur retenue
Nombre de classes (N)	5 pour l'image test et les images réelles 3 pour l'image IRM
Nombre de réalisations (Réalisation)	4
Nombre d'itération (NBRitération)	20
Indice de validité (LN)	$0.0001 < LN < 0.124$ (le meilleur résultat est donné par la plus petite valeur de LN)

**Figure IV.11** : les valeurs des paramètres de l'approche proposée

Ainsi, nous pouvons dire que la méthode hybride proposée est très intéressante vu la qualité des résultats obtenues et ceci en faisant un saut a l'optimum, donc la meilleure image segmentée par FCM.

De ce fait, nous constatons que la variation du nombre de classes a joué un grand rôle pour l'obtention de ces résultats, et la recherche de coucou nous mène vers le meilleur résultat.

### IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle approche de segmentation d'images qui repose sur l'optimisation de la segmentation par la recherche de coucou.

Notre méthode a été utilisée sur divers images, et malgré leur complexité, la segmentation effectué par FCM donne des résultats assez bon, et a l'aide le la recherche coucou, celui-ci fait un saut et nous donne la solution optimale. Les performances de la méthode ont été évaluées sur la base de sa recherche locale (la fraction  $P_a$ ) et des valeurs de la fonction objectif utilisée (Levine et Nazif). Les résultats indiquent qu'une parfaite initialisation des classes donne des résultats meilleur.

Les résultats expérimentaux ont montré l'efficacité de notre méthode sur les différents types d'images utilisées dans notre travail et ont prouvé sa robustesse en faisant une analyse visuelle des différents résultats obtenus.

### Conclusion Générale

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés aux possibilités d'optimiser la segmentation d'images par les méthodes bio-inspirées, notamment la recherche coucou.

Dans la partie théorique, nous avons développé les différentes méthodes de prétraitements permettant l'amélioration de la qualité de l'image à segmenter et nous avons présenté un état de l'art des différentes techniques de segmentation et les approches bio-inspirées qui ont été trouvées dans la littérature pour la détection de l'optimum global.

Le but recherché dans ce mémoire est de segmenter des images aux niveaux de gris par l'algorithme des c-moyennes floues et les optimiser par l'approche recherche coucou et de prouver que cette dernière nous mène vers de bons résultats.

Pour cela, dans la partie pratique nous avons implémenté la méthode des c-moyennes floues et nous l'avons testée sur des images déformées (Image test, réelle et IRM) prétraitées pour tenter d'extraire la population. Dans un deuxième temps, nous avons évalué et classifié par ordre décroissant les images initialisées par FCM (la population) en utilisant l'indice de validité Intra de Levine et Nazife, et finalement, après avoir obtenu les résultats d'FCM classés, on leur introduit une fraction  $P_a$  pour écarter les images de mauvaise qualité. Les nouvelles solutions doivent être générées par randomisation en utilisant le vol de Levy pour remplacer les images écartées, ce qui fera que le système ne sera pas pris dans un optimum local.

Enfin pour évaluer la performance et valider notre approche, nous avons expérimenté notre méthode sur les différentes images. Les résultats expérimentaux sont très encourageants et montrent clairement la robustesse de cette approche. D'après les résultats obtenus par différents tests appliqués sur les différents types d'images, nous avons conclu au vu des résultats que la méthode de segmentation après optimisation est basée sur une bonne initialisation du nombre de classes, ce qui nous permet d'obtenir de bons résultats.

### Bibliographie

- [1] : Sylvie FHLIPP-FOLIGUET, "Segmentation d'images en régions floues", Logique Floue et Applications, LFA 2000, La Rochelle, 2000.
- [2] : Mohamed SANDELI : Traitement d'images par des approches bio-inspirées, Application à la segmentation d'images - 2013/2014.
- [3] : M. Kass, A. Witkin And D. Terzopoulos, Snakes : active contour models, International Journal of Computer Vision, 1(4): pp321–331, 1987.
- [4] : I. Sebari And D-C. He, Les approches de segmentation d'image par cooperation régions-contours, Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke, Canada J1K 2R1Revue Télédétection, vol. 7, n° 1-2-3-4, pp 499-506, 2007.
- [5] : R.C. Gonzalez And R.E, Woods, Digital image processing, Addison-Wesley, Reading, MA, 1992.
- [6] : A. Jain, R. Duin And J. Mao, Statistical Pattern Recognition : A review, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No.1, pp 4-37 , 2000.
- [7] : C. Fuh, S. Cho And K. Essig, Hierarchical Color Image Region Segmentation for Content-Based Image Retrieval Systems, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, no.1, pp. 156-162, 2000.
- [8] : S.L. Horowitz, And T. Pavlidis, Picture segmentation by a tree traversal algorithm, Journal of the association for computing machinery, 23(2): 368-388, 1976.
- [9] : A.K. Jain, M.N. Murty And P.J. Flynn, Data clustering : a review, ACM Computing Surveys, 31(3) : pp 264-322, 1999.
- [10] : Travaux HACHAMA Mohamed - BOHOUA-NASSE Franck-Olivier DEA MVA Université paris-tech 2003-2004
- [11] : SBILI Lilia : Segmentation d'image par classification floue – 2014/2015
- [12] : Chen P.C., et T. Pavlidis, « Image Segmentation as an Estimation Problem », Comput. Graphics and Image Processing, vol. 12, 1980, pp. 153-172.
- [13] : Adaptative stochastic matched filtering applied to noise-corrupted images Laboratoire MS-GESSY, ISTV, Université de Toulon et du Var, 3p 32, 83957 La Garde
- [14] : Evaluation of image segmentation : state of the art, new criteria and comparison GRETSI, Saint Martin d'Hères, France.

## Bibliographie

---

- [15] : Amira Gherboudj « Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques » 2012-2013
- [16]: Travaux de Gareth Huw Davies sous-titrés The Life of Birds, Parenthood, university of Boston
- [17] : Robert E. Simmons (2000). Harriers of the World: Their Behaviour and Ecology. OUP Oxford.
- [18]: S. Adams. Cuckoo chicks dupe foster parents from the moment they hatch. Wildlife review, University of Oxford.
- [19]: N.A. Campbell. Fixed action patterns. In: Biology, fourth ed., Benjamin Cummings, ISBN 0-8053-1957-3. New York, 1996.
- [20]: R. Rajabioun. Cuckoo Optimization Algorithm. Applied Soft Computing. Vol. 11, N° 8, pp. 5508-5518, 2011.
- [21] : N. Mercadier. Diffusion à Résonance Atomique, Application au mélange à 4 ondes et au vol de Lévy du photon. Ecole Centrale Paris. pp. 35, 2008.
- [22]: C. Brown, L. S. Liebovitch, R. Glendon. Lévy flights in Dobe Ju/'hoansi foraging patterns. Human Ecol. Vol. 35, pp 129-138, 2007.
- [23]: X-S Yang, S. Deb. Cuckoo search via Lévy flights. World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009). pp. 210-214, 2009.
- [24] : Philippe FEYEL « Optimisation des correcteurs par les métaheuristiques – Application à la stabilisation inertielle de ligne de visée »
- [25] : Aziz OUAARAB « Résolution de Problèmes d'Optimisation Combinatoire par des Métaheuristiques Inspirées de la Nature : Recherche du Coucou via les Vols de Lévy » - 2015
- [26] : Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm seconde edition, Xin-She Yang.