

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET  
POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEURE ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE



Faculté des Nouvelles technologies de  
l'information et de la communication Département  
D'Electronique et des Télécommunications

**MEMOIRE MASTER ACADEMIQUE**

Domaine : **Sciences et Techniques.**

Filière : **Télécommunication.**

Spécialité : **Système des Télécommunications.**

Présenté par :

MEZZAR Kenza

DAOUI Maria

**THEME**

***Etude comparative des méthodes de  
recalage d'images médicales***

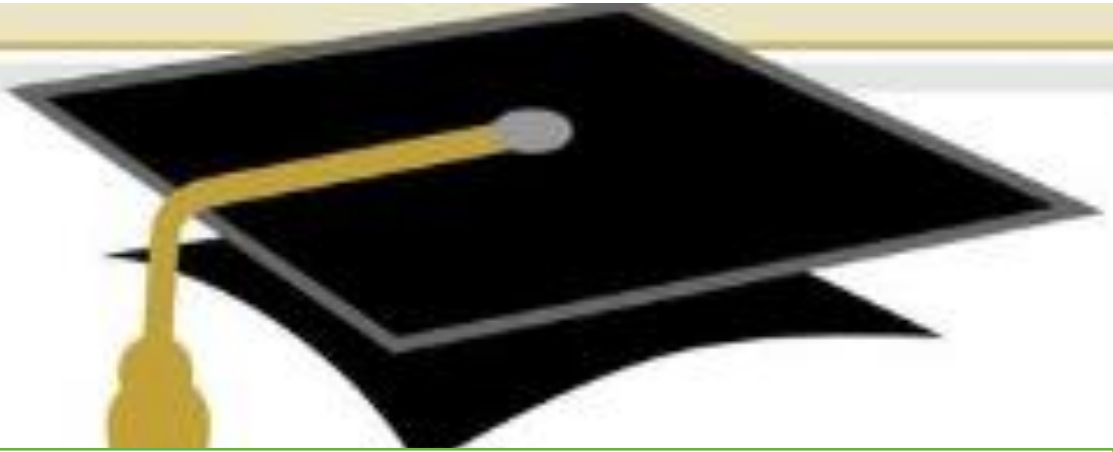
**Soutenu publiquement**

Le : .../06/2022

**Devant le jury :**

<b>Dr.</b>	N.AOUNALLAH	MCA	Président	UKM Ouargla
<b>Dr.</b>	D.BELKABIR	MCA	Examinatrice	UKM Ouargla
<b>Dr.</b>	F.CHARIF	MCA	Encadreur	UKM Ouargla
<b>Mr</b>	H.DIDA	Doctorant	Co-Encadreur	UKM Ouargla

***Année universitaire : 2021/2022***



## Remerciements

*Tout d'abord, nous remercions le Dieu, notre créateur de nos avoir donné les forces, la volonté et le courage afin d'accomplir ce travail .*

*Nous adressons le grand remerciement à notre encadreur Mme FELLA CHARIF pour sa générosité et ses précieux conseils, ses encouragements, ses orientations et sa disponibilité au cours de notre recherche.*

*Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à nos Co-encadreur Monsieur HOUDAIFA DIDA pour ses conseils et ses dirigés du début à la fin de ce travail , et pour l'aide très utile qu'il nous a accordée au cours de ce travail.*

*Nos remerciements s'adressent à tous les membres du jury ; le président Dr.N.AOUNALLAH et l'examinatrice Dr. D.BELKABIR pour la considération qu'ils nous ont accordée afin d'évaluer le résultat de notre travail.*



## *Dédicace*

*Avec l'aide de Dieu Tout-Puissant, mon parcours universitaire a pris fin après l'épuisement, les épreuves et une longue attente de ce moment spécial.*

*A qui je préfère à moi-même, et pourquoi pas ; Il s'est sacrifié pour moi et n'a ménagé aucun effort pour le bien et le bonheur de mon cher père*

*À qui le Seigneur - Gloire à Lui - a placé le Paradis sous ses pieds, et l'a vénéré dans son cher livre, ma mère bien-aimée*

*Au compagnon de la lutte au cours de la vie, mon mari,*

*A celle qui a rempli ma vie, ma fille AMANI, m'a ouvert les yeux,*

*A mes frères et amis, ils ont été mon soutien et mon soutien dans ma carrière.*

*Je ne dois pas oublier mes professeurs qui ont eu le plus grand rôle en me soutenant et en me fournissant des informations précieuses. Aux familles DAOUI et NECIRI*

*Je vous présente mon mémoire de fin d'études.*

*Prier -ALLAH - pour prolonger votre vie et vous bénir de bonté*

**MARIA**



## *Dédicace*

*Le voyage de recherche a traversé de nombreux obstacles, mais j'ai essayé de les surmonter régulièrement, Dieu merci*

*A qui n'a pas hésité à me donner le chemin du bien et du bonheur à celui qui m'a sacrifié le plus précieux pour atteindre un degré supérieur d'éducation et qui nous a quitté avant de voir ce succès, mon père vertueux , que dieu lui fasse miséricorde et le place dans ses paradis.*

*A Quiconque ramasse des épines de mon chemin, pour m'ouvrir le chemin de la connaissance, la prunelle de mes yeux et mon chemin vers le paradis, la propriétaire d'un bon cœur, qui a sacrifié tout ce qu'elle avait pour moi, et n'a pas épargné. Toute sa vie, ma chère mère.*

*À qui je peux compter dans tout grand et petit. Mes frères respectés.*

*À mes amis à qui je témoigne qu'ils sont de bons compagnons, et à tous ceux qui m'ont soutenu et m'ont aidé avec tout ce qu'ils avaient, et à bien des égards .Pour ma famille Mezzar et Arif*

*A tous mes chers professeurs, à tous ceux qui m'ont appris une lettre. Et qui n'a pas hésité à m'aider*

*Je vous dédier mémoire de fin d'études*

**KENZA**







---

## TABLE DES MATIERES

---

Remerciements.....	i
Dédicace.....	ii
Table dse matières .....	iv
Liste des figures .....	vi
Liste des tableaux .....	viii
Nomenclature .....	ix
Introduction générale .....	1
CHAPTRE 1 généralites sur le recalage iconique d’images .....	3
1.Introduction .....	3
2.Définition.....	3
3.Principe du recalage .....	3
3.1. Attributs.....	4
3.1.1.Approche géométrique.....	4
3.1.2.Approche iconique.....	5
3.1.3.Approche hybride .....	6
3.2.Modèle de transformation.....	6
3.2.1.Domaine de la transformation .....	6
3.2.2.Nature de la transformation.....	7
3.2.3.Degré de conservation géométrique (linéaire ou non linéaire) .....	7
3.3. Interpolation .....	9
3.4. Critère de similarité iconique.....	9
3.4.1.Information mutuelle (IM) .....	9
3.4.2.Indice de similarité structurelle SSIM .....	10
3.4.3.Erreur quadratique moyenne MSE .....	11
3.5.Méthodes d'optimisation.....	11
3.5.1.Méthodes directes .....	12
3.5.2.Méthodes exhaustives .....	12
3.5.3.Méthodes numériques itératives .....	12
3.5.4.Méthodes stochastiques .....	12
4.Evaluation du recalage d’images .....	13
4.1. Analyse visuelle.....	13
4.2. Validation sur champs de déformation synthétiques.....	13
5.Types du recalage .....	13
5.1. Recalage monomodal .....	13
5.2. Recalage multimodal.....	13
6.Application de recalage .....	14
7.conclusion.....	14

CHAPITRE 2 Méthodes d'optimisation méta-heuristiques .....	15
1.Introduction .....	15
2.Algorithmes d'optimisation approchée.....	15
2.1. Heuristiques .....	15
2.2. Métaheuristiques .....	15
3.Algorithmes d'optimisation approchée.....	16
3.1. Métaheuristiques à solution unique.....	16
3.2. Métaheuristiques à population de solutions.....	16
4.Caractéristiques des méta-heuristiques .....	17
5.Algorithme d'optimisation des papillons (BOA) .....	17
5.1. Comportement biologique et naturel.....	18
5.2. Parfum.....	18
5.3. Mouvement des papillons.....	19
5.4. Formulation mathématique de BOA .....	19
6.Algorithme de pollinisation des fleurs .....	21
6.1. Les fleurs .....	22
6.2. Pollinisation des fleurs dans la nature .....	22
6.3. Types de pollinisation du fleurs .....	23
6.4. Méthodes de pollinisation.....	24
6.5. Constance florale .....	25
6.6. Description de l'algorithme de pollinisation des fleurs.....	25
7.Conclusion .....	27
CHAPITRE 3 Résultats et interprétations .....	28
1. Introduction.....	28
2. Méthodes de tests .....	28
3. Images de test médical.....	29
3.1. Images de test monomodal .....	29
3.2. Images de test multimodal.....	29
4. validation des méthodes.....	30
5. Choix des paramètres du BOA et FPA.....	30
6. Résultats de recalage monomodal .....	32
7. Résultats de recalage multimodal .....	39
8. Comparaison qualitative entre BOA et FPA.....	43
9. Conclusion .....	44
Conclusion générale .....	46
References .....	48
Résumé.....	51
abstract .....	51
الملخص .....	51



---

## LISTE DSE FIGURES

---

<b>Figure 1-1</b> Définition de recalage d'image.....	3
<b>Figure 1-2</b> Processus de recalage.....	4
<b>Figure 1-3</b> Exemple de recalage géométrique .....	5
<b>Figure 1-4</b> Exemple de recalage iconique.....	5
<b>Figure 1-5</b> Exemple Approche hybride.....	6
<b>Figure 1-6</b> Exemple du domaine de transformation.....	7
<b>Figure 1-7</b> Problème de la transformation géométrique.....	9
<b>Figure 1-8</b> Classification des méthodes d'optimisation.....	12
<b>Figure 1-9</b> Recalage monomodale.....	13
<b>Figure 1-10</b> Recalage multimodales (Settou et al., 2021).....	14
<b>Figure 2-1</b> Classification des méthodes de résolution de problèmes d'optimisation approchée .....	16
<b>Figure 2-2</b> Exemple de classification des techniques méta-heuristiques .....	17
<b>Figure 2-3</b> Inspiration de BOA.....	18
<b>Figure 2-4</b> Organisation sociale et comportement des papillons.....	18
<b>Figure 2-5</b> Etapes de l'algorithme d'optimisation papillon (BOA).....	20
<b>Figure 2-6</b> Diagramme de l'algorithme BOA.....	21
<b>Figure 2-7</b> Inspiration de FPA.....	22
<b>Figure 2-8</b> Quelques images de fleurs.....	22
<b>Figure 2-9</b> Pollinisation des fleurs dans la nature.....	23
<b>Figure 2-10</b> Types de Pollinisation des fleurs.....	24
<b>Figure 2-11</b> Méthodes de pollinisation.....	24
<b>Figure 2-12</b> Organigramme de FPA.....	27
<b>Figure 3-1</b> Schéma du processus de recalage d'image par BOA ou FPA.....	28
<b>Figure 3-2</b> Images de test pour le recalage monomodal.....	29
<b>Figure 3-3</b> Images de test pour le recalage multimodal .....	29
<b>Figure 3-4</b> Influence de certains paramètres sur la convergence du BOA et FPA.....	32
<b>Figure 3-5</b> Résultat visuels du recalage de la modalité IRM PD –IRM-PD.....	33
<b>Figure 3-6</b> Evolution de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image IRM-PD - IRM-PD et pour les deux méthodes.....	34
<b>Figure 3-7</b> Evolution de l'erreur du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image IRM-PD.....	35

**Figure 3-8** Courbe de la convergence de BBO et FPA pour le recalage multimodal IRM-PD/PD. .... 36

**Figure 3-9** Résultats visuels du recalage d'image CT..... 37

**Figure 3-10** Evolution de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image CT-CT et pour les deux méthodes. .... 38

**Figure 3-11** Evolution de l'erreur du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image CT. .... 39

**Figure 3-12** Courbe de la convergence de BBO et FPA pour le recalage multimodal CT-CT. .... 39

**Figure 3-13** Résultats visuels du recalage multimodal PD/T2. .... 41

**Figure 3-14** Evolution de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour le recalage multimodal PD/T2..... 42

**Figure 3-15** Evolution de l'erreur du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour le recalage multimodal IRM PD/T2..... 43

**Figure 3-16** EQM, SSIM et temps de calcul pour le recalage des deux images par la méthode BOA et FPA. .... 44

---

## LISTE DES TABLEAUX

---

<b>Tableau 1-1</b> Exemples de transformations d'images reportées selon le domaine de la transformation et le degré de conservation géométrique. ....	8
<b>Tableau 2-1</b> Equivalence entre les termes d'optimisation et le contexte de la fleur .....	25
<b>Tableau 3-1</b> Paramètres du BOA et FPA .....	31
<b>Tableau 3-2</b> Résultats de recalage monomodal d'image (estimation de la transformation) ...	32
<b>Tableau 3-3</b> Résultats de recalage monomodal d'image (mesure de similarité et temps de calcul .....	33
<b>Tableau 3-4</b> Résultats de recalage multimodal d'image (estimation de la transformation) ...	40
<b>Tableau 3-5</b> Résultats de recalage multimodal (mesure de similarité et temps de calcul).....	40

**Nomenclature**

**BOA** : L'algorithme d'optimisation des papillons (Butterfly Optimization Algorithm)

**CT** : tomographie assistée par ordinateur (Computerized Tomography)

**EQM** : Erreur Quadratique Moyenne

**FPA** : Algorithme de pollinisation des fleurs ( Flower Pollination Algorithm)

**IRM** : Imagerie par Résonance Magnétique

**MI** : L'information mutuelle (Mutual Information)

**MSE** : Erreur quadratique moyenne (Mean Square Error)

**SSIM** : Indice de similarité structurelle (Structural SIMilarity Index)

**TEP** : Tomographie Émission de Positrons

---

## INTRODUCTION GENERALE

---

Recalage d'image, est l'un des nombreux problèmes du traitement d'image moderne. Très souvent, les informations obtenues à partir de plusieurs images apparaissent à des poses différentes et sont de nature complémentaire. Pour combiner de manière adéquate des informations précieuses et utiles provenant de séparées images, l'alignement spatial est essentiel. Ce processus est connu sous le nom de recalage. En d'autres termes, le but est d'identifier une transformation qui fait ressembler le modèle transformé à l'image de référence [1].

Le recalage d'images tiens une place prépondérante dans de nombreux domaines de la recherche tels que l'imagerie médicale, satellitaire ou optique ou essentiellement de tout domaine impliquant de recalage. Des exemples plus spécifiques pris en charge par la journalisation incluent, la télédétection (construire une image globale à partir de différentes micro-vues), la sécurité (comparer des images existantes à une base de données), la robotique (suivi d'objets), en particulier la médecine, l'intégration de différentes modalités, la planification d'interventions des traitements, maladies de suivi, radiothérapie [1].

Les processus de recalage sont extrêmement complexes, diverses et adaptés aux nombreux types de capteurs utilisés. En conséquence, deux techniques de base pour le recalage existent : les approches géométriques et iconiques et une approche qui les combine. Les techniques géométriques sont basées sur l'extraction des primitives géométriques de l'image afin d'estimer la meilleure transformation de recalage. Les techniques iconiques, quant à elles, exploitent pleinement les informations véhiculées par les niveaux d'intensité des images à recaler. Elles consistent essentiellement à optimiser des critères de similarité basée uniquement sur des comparaisons d'intensité [2].

L'application des algorithmes d'optimisation méta-heuristiques dans le problème de recalage iconiques est récente, les résultats de cette application montrant une amélioration et optimisation remarquable [3] [4]. Dans ce contexte, nous proposons d'utiliser deux nouvelles approches pour un recalage iconique rigide, en utilisant deux algorithmes méta-heuristiques ; l'algorithme de pollinisation des fleurs [5] et une méthode d'optimisation relativement nouvelle appelé ' algorithme d'optimisation des papillons' [6].

Le mémoire s'articule autour de trois chapitres :

Dans le premier chapitre, on présente le problème de recalage d'images avec différentes notions caractérisant ce problème comme les approches, les mesures de similarités, les transformations et les stratégies d'optimisation.

Dans le deuxième chapitre, on présente les deux algorithmes méta-heuristiques ; l'algorithme de pollinisation des fleurs et l'algorithme d'optimisation des papillons.

Dans le troisième chapitre, on présente en détail les deux approches proposées et leurs résultats de simulations pour faire une comparaison quantitative et qualitative.

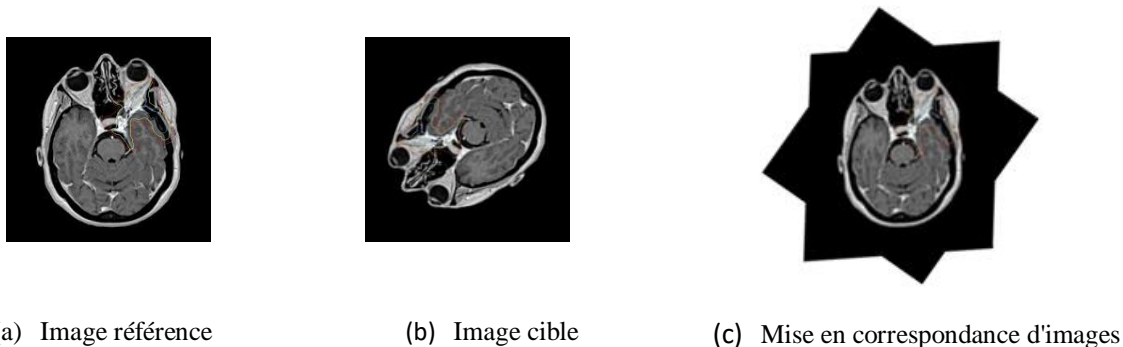
Enfin, on termine ce travail par une conclusion générale.

## 1. INTRODUCTION

Le recalage d'images est largement utilisé dans plusieurs domaines du traitement d'images, c'est une discipline qui a fait des progrès significatifs dans divers secteurs, notamment l'imagerie médicale, satellitaire et optique. L'appariement d'une série de photos pour traiter leurs informations respectives est l'une des tâches les plus difficiles du traitement d'images. Le recalage d'images est une technique qui consiste à calculer des transformations spatiales entre images afin de maximiser les critères de similarité [7]. Dans ce chapitre, on présentera quelques concepts de base sur le recalage d'images, les types de recalage et les domaines d'application.

## 2. DEFINITION

Le recalage est une technique de traitement d'image qui se concentre sur la mise en correspondance d'images afin de comparer ou de combiner leurs informations. Le recalage d'image consiste à trouver une transformation géométrique optimale permettant d'aligner une image  $I_{cib}$  (cible) sur une autre  $I_{ref}$  (référence), en utilisant la même méthode ou des méthodes différentes pour créer le maximum de partie commune possible des images capturées en même temps ou à des moments différents (voir Figure 1.1).



**Figure 1-1** Exemple de recalage d'image.

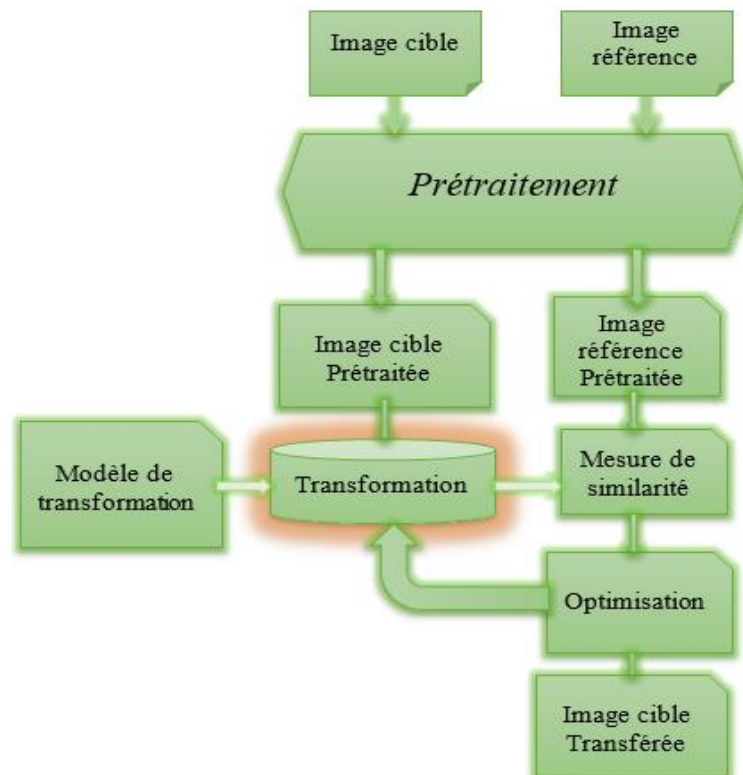
## 3. PRINCIPE DU RECALAGE

Tout système de recalage doit être essentiellement défini par [7] :

- Les attributs ;
- Le modèle de transformation
- L'interpolation : L'interpolation est une opération qui vise à déterminer la valeur inconnue d'un point à partir d'un ou de plusieurs points voisins ;

- Le critère de similarité : devrait théoriquement être minimale (ou maximale) lorsque l'image de référence et l'image à cible sont en parfaite correspondance ;
- Les méthodes d'optimisation : La phase d'optimisation consiste à trouver La transformation optimale  $T$  qui minimise (ou maximise) la fonction de coût  $E$  sur l'espace de recherche entre les deux images  $I_{ref}$  et  $I_{cib}$ [2].

La figure 1.2 présente le principe du recalage.



**Figure 1-2** Processus de recalage.

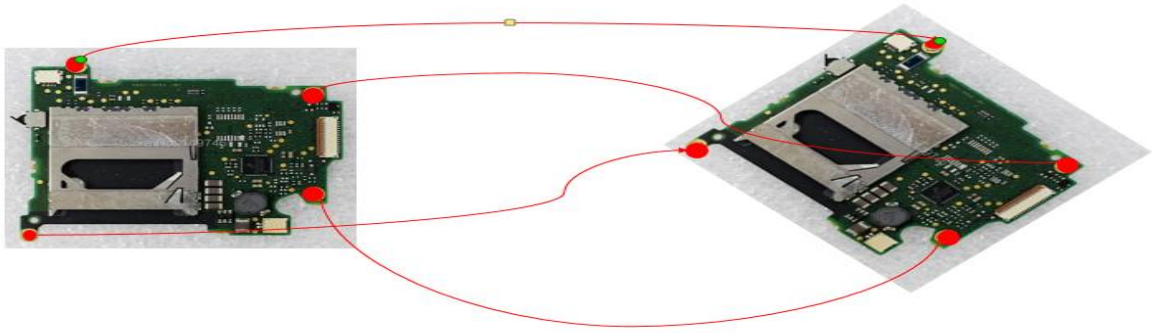
### 3.1. Attributs

Les paramètres utilisés pour le processus de recalage doivent être choisis avec soin. La nature des images à traiter a une grande influence sur celle-ci. Deux voies se distinguent : les approches géométriques qui utilisent les caractéristiques de l'image telles que "coins, marquages..." et les approches iconiques qui utilisent l'intensité des pixels de l'image [8].

#### 3.1.1. Approche géométrique

Les approches géométriques fonctionnent en extrayant des sous-ensembles de points homologues (primitifs) à partir d'images, qui doivent ensuite être mis en correspondance. Le concept principal derrière cette technique est de localiser une transformation dans chaque image qui s'adapte à une paire d'ensembles finis de primitives extraites [2]. La figure 1.3 présente un exemple de recalage géométrique.





**Figure 1-3** Exemple de recalage géométrique

#### Avantages

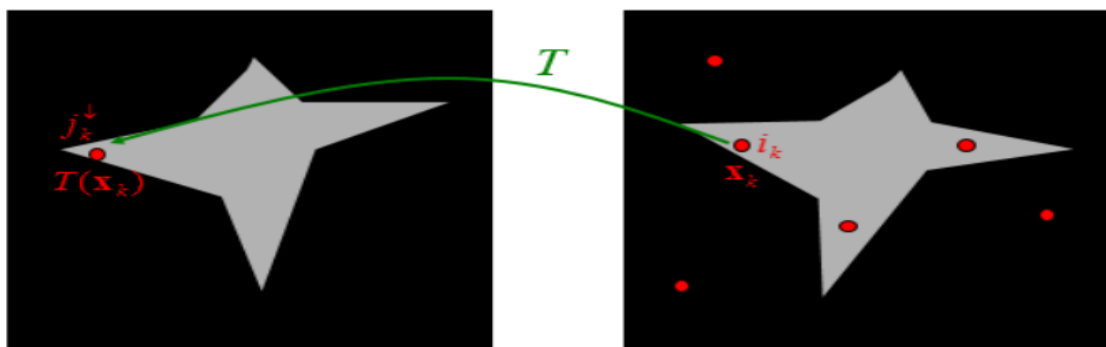
- Coût de calcul minimal.
- Concentration sur un petit ensemble d'attributs plutôt que sur l'image complète.
- Primitives utilisées ; données de haute qualité qui sont souvent résistantes au bruit et aux artefacts [2] .

#### Inconvénients

- Les primitives sont choisies au hasard.
- Le calcul des primitives optimales est difficile.
- L'extraction primitive est souvent manuelle ou semi-automatique, et il n'existe actuellement aucune méthode d'extraction automatique idéale [8].

### 3.1.2. Approche iconique

C'est une méthode permettant de déterminer la similarité de deux images en comparant leur intensité à l'aide de toutes les informations portées par les niveaux de gris de l'image sans tenir compte des informations géométriques. Ces approches reposent sur l'utilisation de critères mathématiques ou statistiques définissant une mesure de similarité entre l'image source et l'image à recaler. La figure 1.4 présente un exemple de recalage iconique.



**Figure 1-4** Exemple de recalage iconique.

### Avantages [8]

- ✓ Méthode automatique.
- ✓ Ces méthodes utilisent toutes les informations brutes contenues dans l'image, ce qui signifie qu'elle ne subit aucun prétraitement pour l'extraction de caractéristiques et la réduction des données, cela nous permet de réduire les erreurs.

### Inconvénients [8], [9]

- ✓ Le calcul nécessite plus de temps et un coût élevé en raison de la nécessité de calculer l'intensité de tous les pixels de l'image.
- ✓ La sensibilité au bruit.
- ✓ La difficulté de déterminer la relation entre les niveaux de gris de deux images de différentes modalités.

### 3.1.3. Approche hybride

Cette stratégie combine les avantages des deux stratégies précédentes.

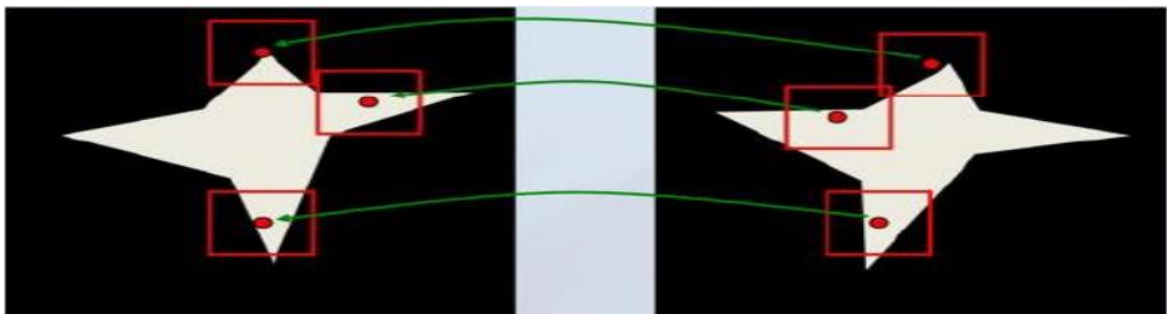


Figure 1-5 Exemple Approche hybride

## 3.2. Modèle de transformation

Le modèle de transformation conditionne la manière dont l'image est géométriquement modifiée. Selon les méthodes du recalage, nous distinguons la nature, le domaine et le degré de conservation géométrique de la transformation.

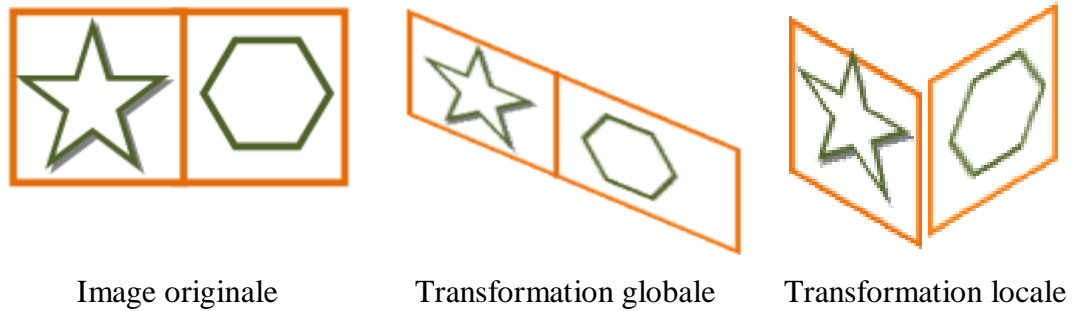
### 3.2.1. Domaine de la transformation

Nous distinguons à ce titre, deux catégories de transformations :

*a) Transformation globale* : Cette transformation s'applique à toute l'image afin qu'elle transforme l'image uniformément.

*b) Transformation locale* : La transformation s'applique à une partie de l'image.

La figure 1.6 présente un exemple du domaine de transformation.



**Figure 1-6** Exemple du domaine de transformation.

### 3.2.2. Nature de la transformation

On distingue généralement les transformations paramétriques et les transformations non paramétriques.

**Transformations non paramétriques** : sont ceux dans lesquels les paramètres de transformation sont calculés directement. [10]

**Transformations paramétriques** : une procédure d'optimisation recherche les paramètres de transformation à partir d'un ensemble de solutions réalisables spécifiques à un modèle de transformation présélectionné. [10]

### 3.2.3. Degré de conservation géométrique (linéaire ou non linéaire)

#### ➤ Modèles linéaires

Dans les transformations linéaires la forme des structures représentées sur les images est conservée ; Les transformations linéaires peuvent être rigides, affines ou projectives [10]. Une transformation linéaire s'écrit :

$$X' = MX \quad (1.1)$$

Où  $X$  les coordonnées d'un point d'une image bidimensionnelle,  $X'$  est les coordonnées du point équivalent dans l'image modifiée, et  $M$  la matrice de transformation  $3 \times 3$ .

**a) Transformation rigide** : c'est une transformation linéaire consiste en une translation  $(tx, ty)$  et une rotation  $\theta$ . Ce type de transformation conserve les distances, les angles et le parallélisme. La matrice de transformation se définit sous la forme suivante [2] :

$$M = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & tx \\ \sin\theta & \cos\theta & ty \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.2)$$

La transformation rigide est utilisée dans le l'imagerie médicale pour recaler des images d'un même individu acquises à des instants différents.

#### **b). Transformation affine**

C'est une transformation qui contient une translation  $(tx, ty)$ , une rotation  $\theta$ , et facteur d'échelle  $K$ . Elle conserve le parallélisme. La matrice de transformation se définit sous la forme suivante [7]. [11] :

$$M = \begin{pmatrix} K.\cos\theta & -K.\sin\theta & tx \\ K.\sin\theta & K.\cos\theta & ty \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{1.3}$$

**c).Transformation projective**

Cette transformation préserve la colinéarité et la distance d'intersection entre les points linéaires sécants, alors qu'elle ne préserve pas le parallélisme, la longueur et l'angle. Elles sont généralement utilisées dans le cadre du recalage 3D/2D. [8]





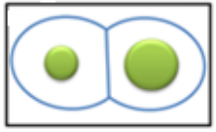




➤ **Modèle non linéaire**

Dans les transformations non linéaires, les distorsions sont fortement variables, c'est-à-dire, chaque sous-région de l'image possède sa propre transformation.

**Transformation non rigide** : Caractérisé par des déformations importantes et complexes [7].

Le Tableau 1.1 illustre des exemples de transformations d'images reportées selon le domaine de la transformation (globale ou locale) et le degré de conservation géométrique (rigide, affine, projective et non rigide).

**Tableau 1-1** Exemples de transformations d'images reportées selon le domaine de la transformation et le degré de conservation géométrique.

Original				
				
Type de recalage	Rigide	Affine	Projective	Non rigide
Globale				
Locale				

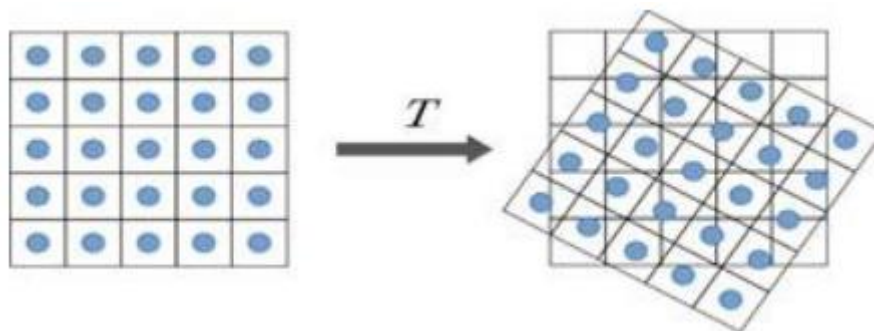
### 3.3. Interpolation

Les pixels de l'image convertie ne correspondent pas nécessairement à un pixel de l'image cible, nécessitant l'utilisation d'une procédure d'interpolation pour déterminer les valeurs de l'image transformée à partir de celles de l'image de initiale méthodes d'interpolations [12] (voir figure 1.7).

**Interpolation par le plus proche voisin (ou d'ordre zéro) :** Cette méthode utilise la valeur numérique du pixel dans l'image d'origine la plus proche de l'emplacement du nouveau pixel dans l'image renvoyée ne modifiez pas la valeur d'origine, bien que cela puisse entraîner une duplication de pixels ou manquer certaines valeurs. Cette procédure entraîne également beaucoup de bruit dans les images.

**L'interpolation bilinéaire (ou de premier ordre) :** Cette méthode utilise une moyenne pondérée par la distance des quatre pixels les plus proches du nouveau pixel dans l'image d'origine. Elle modifie la valeur du pixel d'origine et crée une valeur entièrement nouvelle.

**L'interpolation par convolution cubique (ou de seconde ordre) :** Calcule la distance moyenne pondérée sur un bloc de seize pixels de l'image d'origine entourant l'emplacement du nouveau pixel de sortie.



**Figure 1-7** Problème de la transformation géométrique.

### 3.4. Critère de similarité iconique

Les mesures de similarité iconiques opèrent directement sur les niveaux de gris des images où Il est basé sur une comparaison de toutes les informations obtenues par les niveaux de gris des images à enregistrer. Parmi les critères de similarité les plus couramment utilisés pour mesurer la relation entre l'intensité de deux images : MSE, MI et SSIM.

#### 3.4.1. Information mutuelle (IM)

En anglais " mutual information (MI)" C'est une méthode basée sur l'intensité qui tient compte de la relation spatiale entre les pixels, L'information mutuelle entre deux images est

calculée à partir de l'entropie individuelle et de l'entropie conjointe donnée comme suit [13]. [14] :

$$IM(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (1.4)$$

$$IM(X, Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} P(x, y) \log \frac{P(x, y)}{P(X)P(Y)} \quad (1.5)$$

Où :

$$H(X) = -\sum_x P_X(\mathbf{x}) \log_2 P_X(\mathbf{x}) \quad (1.6)$$

La fonction de distribution de probabilité d'entropie de Shannon et  $H(X, Y)$  l'entropie conjointe :

$$H(X, Y) = -\sum_{x, y} P_{X, Y}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \log_2 P_{X, Y}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (1.7)$$

- Maximiser l'IM revient alors à minimiser l'entropie conjointe

### 3.4.2. Indice de similarité structurelle SSIM

Le SSIM basée sur la similarité structurelle entre deux images Cette métrique combine trois composantes : la luminance, le contraste et la structure de l'image [15]. [16]

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x \mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1} \quad (1.8)$$

Où  $\mu_x$  et  $\mu_y$  sont l'intensité moyenne de pixels d'image x et image y respectivement :

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1.9)$$

$$\mu_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (1.10)$$

**Le contraste  $c(x, y)$  :**

$$c(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{2\sigma_x \sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (1.11)$$

Où  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  l'écart type (la racine carrée de la variance) utilise comme estimation du contraste du signal donnée comme suit :

$$\sigma_x = \left( \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)^{1/2} \quad (1.12)$$

$$\sigma_y = \left( \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_y)^2 \right)^{1/2} \quad (1.13)$$

**La structure :**

$$S(X, Y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x \sigma_y + c_3} \quad (1.14)$$

Où  $c_1, c_2$ , et  $c_3$  sont de petites constantes qui assurent la stabilité numérique lorsque les dénominateurs sont proches de zéro

$$\sigma_{x,y} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \mu_y) \quad (1.15)$$

Où

$$SSIM(X; Y) = [I(\mathbf{x}; \mathbf{y})]^\alpha [s(\mathbf{x}; \mathbf{y})]^\beta [c(\mathbf{x}; \mathbf{y})]^\gamma \quad (1.16)$$

$\alpha, \beta$  et  $\gamma$  sont des paramètres supérieurs à zéro permettant d'ajuster l'importance relative des trois composantes.

### 3.4.3. Erreur quadratique moyenne MSE

(Mean Square Error) est l'estimateur le plus courant de la métrique de mesure de la qualité d'image. Il s'agit d'une métrique de référence complète et les valeurs proches de zéro sont les meilleures.

L'erreur quadratique moyenne (MSE) entre l'image de référence  $I_{ref}$  et l'image recalée  $I_{rec}$  est définie comme [16] :

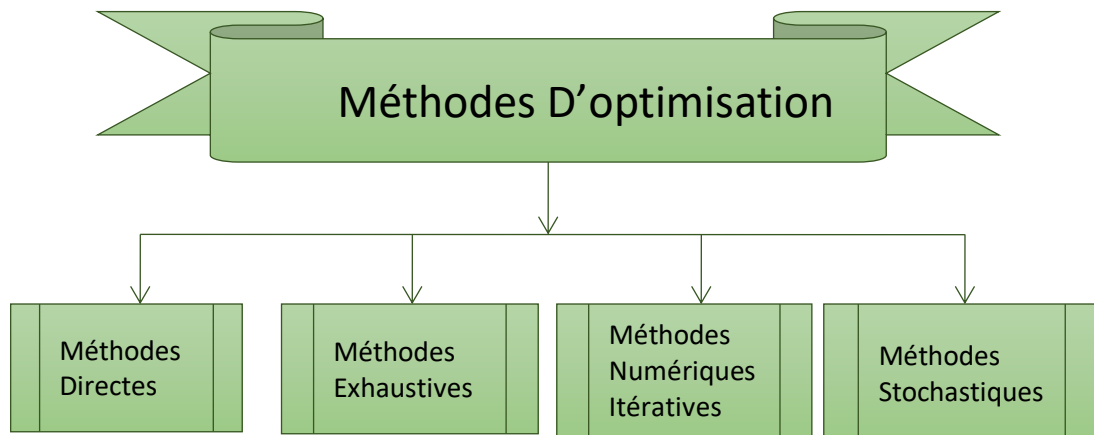
$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{n=0}^M \sum_{m=1}^N [I_{ref} - I_{rec}]^2 \quad (1.17)$$

### 3.5. Méthodes d'optimisation

La phase d'optimisation consiste enfin à trouver la transformation optimale  $\hat{T}$  qui minimise (ou maximise) la fonction d'énergie  $E$  sur l'espace de recherche entre les deux images  $I_{ref}$  et  $I_{cib}$ . Donc l'estimation de la transformation géométrique est de résoudre le problème d'optimisation suivant [2] :

$$\hat{T} = \arg \min_T E(I_{ref}, I_{cib}(T)) \quad (1.18)$$

En général quatre catégories de méthodes d'optimisation peuvent être distinguées qui sont résumées dans la figure 1.8:



**Figure 1-8** Classification des méthodes d'optimisation.

### 3.5.1. Méthodes directes

Ces méthodes peuvent être envisagées lorsque le nombre de paramètres à estimer est faible. Ces méthodes permettent une solution analytique en estimant la transformation rigide ou affine entre deux images d'entités ponctuelles en minimisant la somme des erreurs quadratiques en tous les points [8], [9].

### 3.5.2. Méthodes exhaustives

Méthodes exhaustives consistent à échantillonner l'ensemble de l'espace des paramètres à intervalles réguliers et à conserver les meilleures solutions. Malgré le fait qu'elle donne accès à un minimum global avec une précision déterminée par le pas d'échantillonnage, elle est peu utilisée en pratique du fait trop coûteuse en temps de calcul [8],[9].

### 3.5.3. Méthodes numériques itératives

Lorsque la fonction de coût à réduire est une fonction non linéaire des paramètres à optimiser, ces approches sont explorées. Elles reposent sur le calcul du gradient de la fonction de coût (descente de gradient ou descente de gradient conjugué) ou sur le calcul du gradient et de la matrice Hessienne pour les techniques dites de Newton. Minimum mondial. Les méthodes de descente de gradient sont meilleures pour les initialisations car la vitesse de convergence près de la borne inférieure est faible. [8], [9]

### 3.5.4. Méthodes stochastiques

Ce sont les principales méthodes d'optimisation utilisées dans le cadre du recalage qui tiennent compte théoriquement de la convergence avec le minimum global. En raison de la



vitesse de convergence lente, ces méthodes sont généralement utilisées dans un cadre du recalage rigide ou affine [8], [9]

## 4. EVALUATION DU RECALAGE D'IMAGES

L'évaluation des performances est la dernière tâche à effectuer dans le processus du recalage d'images. Elle a pour but d'analyser et de valider la performance d'une technique particulière. Il existe différentes méthodes d'évaluation de la performance. On cite entre autres :

### 4.1. Analyse visuelle

L'analyse visuelle du résultat de recalage est un outil essentiel, cependant l'information visuelle est inefficace pour estimer la qualité du recalage parce que l'analyse visuelle est facilement influencée par des facteurs psychologiques visuels. D'où la nécessité des critères d'évaluation quantitatifs et objectifs comme le SSIM [8], [9].

### 4.2. Validation sur champs de déformation synthétiques

Générer un champ de déformations synthétiques appliquées à une image et ensuite à effectuer le recalage entre l'image déformée et l'image d'origine, puis de comparer la transformation estimée avec la déformation synthétique utilisé [8], [9]

## 5. TYPES DU RECALAGE

### 5.1. Recalage monomodal

Les images issues d'une même modalité captées avec le même type d'appareil à différents moments (suite temporelle) ou suivant différents angles (analyse multi position).

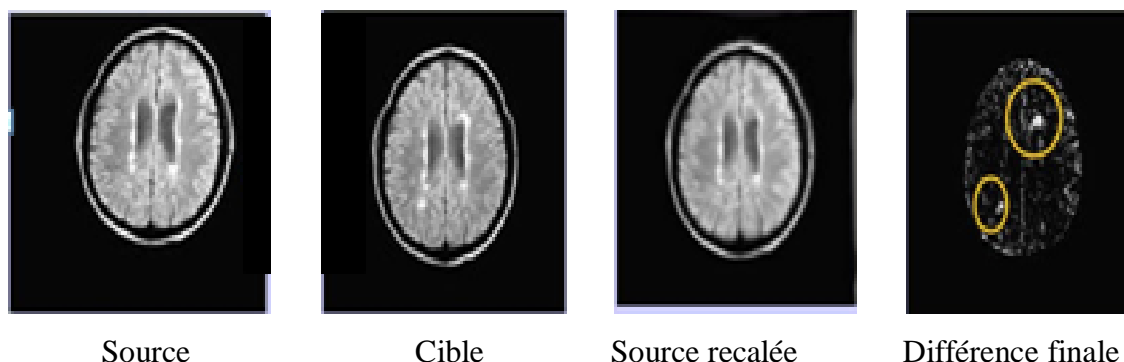
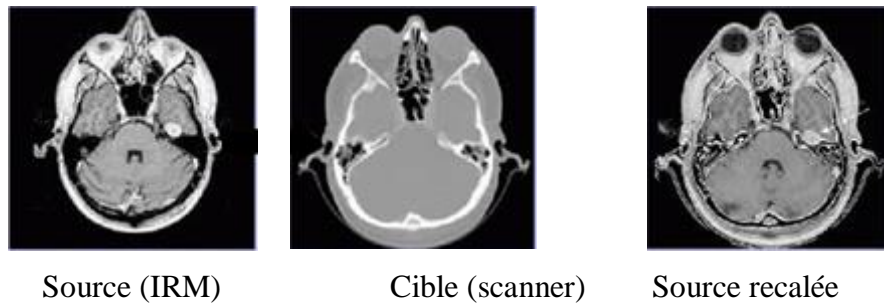


Figure 1-9 Recalage monomodal.

### 5.2. Recalage multimodal

Les images issues de différentes modalités captées avec différents types d'appareils



**Figure 1-10** Recalage multimodales (Settou et al., 2021).

## 6. APPLICATION DE RECALAGE

Lorsque deux images ou plus doivent être comparées et traitées, l'enregistrement ou l'alignement des images est requis. Cette demande se reflète dans la détection de changement de scène, la reconstruction 3D, la fusion de données, la reconnaissance d'objets et le suivi, pour ne citer que quelques exemples, le recalage est requis dans des domaines aussi divers que [17].

- le traitement et l'analyse d'images médicales
- L'inspection d'images aérienne et satellitaires pour des applications civiles ou militaires
- La robotique,
- La biologie moléculaire
- La conception assistée par ordinateur (la chirurgie assistée par ordinateur par exemple).

## 7. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons proposé un tour d'horizon de concept de base de recalage d'image. Une méthode est caractérisée par les attributs utilisés pour guider le recalage, un critère de similarité, le modèle de transformation et une stratégie d'optimisation. Différents choix sont possibles pour chacun de ces éléments, avec pour conséquence un nombre très important de méthodes de recalage différentes. Dans ce chapitre nous nous sommes concentrés sur les méthodes iconiques qui utilisant l'ensemble entier de l'information portée par les niveaux de gris de l'image consistent essentiellement à optimiser un critère de similarité fondé essentiellement sur l'information mutuelle, Indice de similarité structurelle SSIM et l'Erreur quadratique moyenne (MSE). Cette fonction de coût est optimisée grâce aux méthodes méta heuristiques comme le FPA et le BOA qui seront l'objectif du deuxième chapitre.

## **1. INTRODUCTION**

L'optimisation se définit comme la sélection du meilleur élément (appelé optimum) parmi un ensemble d'éléments autorisés (appelé espace de recherche) pour obtenir les meilleurs résultats possibles lors de la résolution d'un problème particulier. Les problèmes d'optimisation sont nombreux et variés, de sorte que le développement de méthodes de résolution de tels problèmes est resté un sujet important depuis de nombreuses années

L'investigation dans le domaine des méthodes approchées a donné naissance à une autre catégorie de méthodes appelées méta heuristiques où une variété de techniques d'optimisation méta heuristiques rivalise pour la meilleure solution. dans Ce chapitre on va présenter deux méthodes méta-heuristiques : méthodes de pollinisation des fleurs FPA pour résoudre des problèmes complexes de différents domaines de recherche et méthodes d'optimisation des papillons (BOA) qui est une méthode d'optimisation relativement nouvelle, moderne et puissante. Ces méthodes ont été empiriquement montrées pour fonctionner bien sur beaucoup des problèmes d'optimisation.

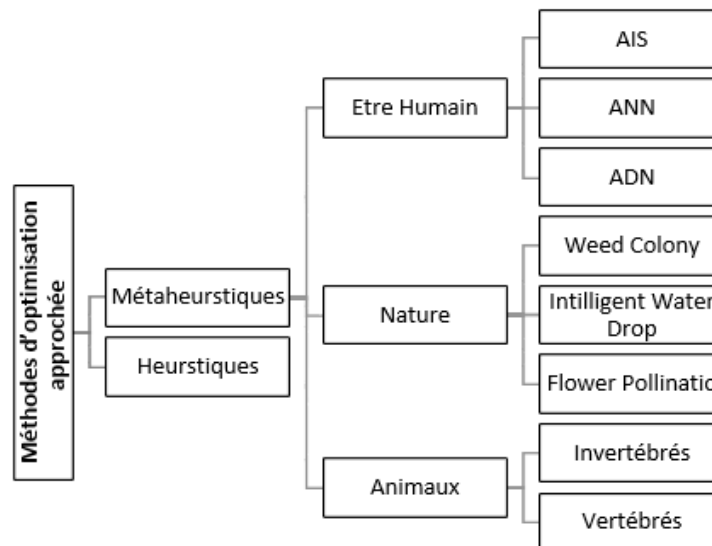
## **2. ALGORITHMES D'OPTIMISATION APPROCHEE**

### **2.1. Heuristiques**

Le terme heuristique dérive du grec ancien heuriskêin et signifie «trouver ». Contrairement à l'algorithme exact qui donne une solution optimale pour un problème donné. L'algorithme heuristique est un algorithme qui fournit rapidement une solution approchée et réalisable, pas nécessairement optimale, pour un problème d'optimisation difficile. [18]

### **2.2. Méta heuristiques**

Ce sont des méthodes inspirées de la nature, s'efforçant de trouver la meilleure solution possible au problème d'optimisation. Généralement plus rapide qu'une recherche exhaustive. , Ces méthodes sont de nature itérative car des itérations successives leur permettent de passer d'une solution de mauvaise qualité à une solution optimale et utilisent souvent des processus stochastiques dans le processus de recherche pour modifier une ou plusieurs solutions candidates initiales, ces méthodes sont basées sur un équilibre entre prospection et exploitation [19].



**Figure 2-1** Classification des méthodes de résolution de problèmes d'optimisation approchée

### 3. ALGORITHMES D'OPTIMISATION APPROCÉE

Les méta heuristiques peuvent être classés de différentes manières. La manière la plus courante de classer les techniques métras heuristiques est basée sur le nombre de solutions initiales qui sont modifiées dans les itérations suivantes.

#### 3.1. Métaheuristiques à solution unique

Les techniques à solution unique sont basées sur l'évolution d'une solution unique dans l'espace de recherche, souvent appelées méthodes de recherche locale ou méthodes de trajectoire. Les stratégies de recherche locale commencent souvent par une solution unique et la déplacent vers un voisinage local à chaque itération dans l'espoir d'améliorer la fonction objectif.

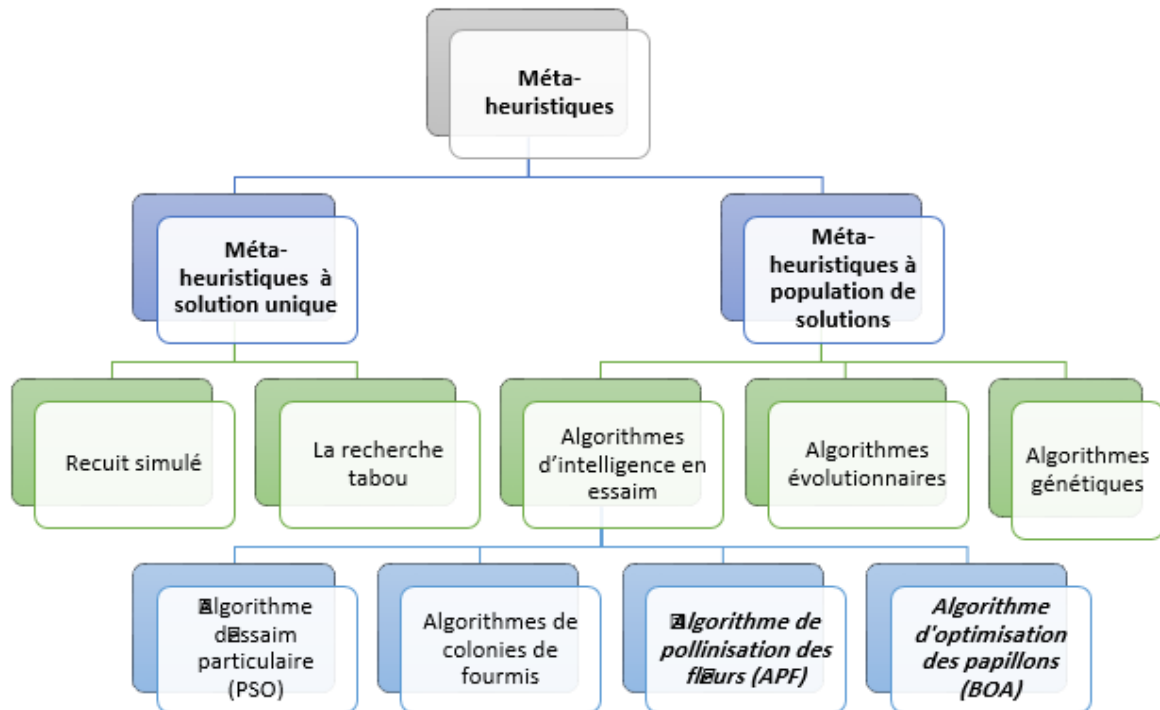
La méthode de descente, la recherche locale itérée, la recherche de voisinage variable, la méthode de recuit simulé et la recherche tabou sont toutes des méthodes à solution unique.

Ces stratégies diffèrent principalement par la manière dont elles exploitent le voisinage local, c'est-à-dire la sélection des candidats et les critères de déplacement [19].

#### 3.2. Métaheuristiques à population de solutions

À l'inverse des méthodes de recherche à solution unique, les métaheuristiques à population de solutions sont des méthodes qui font évoluer simultanément un ensemble d'individus (solutions) dans l'espace de recherche, où chacun profite de l'expérience du groupe, de manière directe ou indirecte. Ces méthodes sont principalement inspirées du vivant.

On peut distinguer deux catégories de méta heuristiques à population : les algorithmes évolutionnaires inspirés de la théorie de l'évolution de " C. Darwin" et les algorithmes d'intelligence en essaim inspirés de l'éthologie et de la biologie [19].



**Figure 2-2** Exemple de classification des techniques méta-heuristiques

#### 4. CARACTERISTIQUES DES META-HEURISTIQUES

- Les métaheuristiques sont des stratégies utilisées pour guider la recherche d'une solution.
- Le but visé par les métaheuristiques est d'explorer l'espace de recherche efficace afin de déterminer des points (presque) optimaux.
- Les techniques qui constituent des algorithmes de type métaheuristique vont de la simple procédure de recherche locale à des processus d'apprentissage complexes.
- Les métaheuristiques peuvent contenir des mécanismes qui permettent d'éviter d'être bloqués dans des régions de l'espace de recherche.
- Contrairement à la plupart des méthodes classiques, la métaheuristique ne nécessite aucune information sur le gradient et peut donc être utilisée avec des fonctions objectives non analytiques, en boîte noire ou base sur la simulation [19].

#### 5. ALGORITHME D'OPTIMISATION DES PAPILLONS (BOA)

L'algorithme d'optimisation des papillons (BOA) est l'un des nouveaux algorithmes d'optimisation métaheuristique inspirés de la nature qui a été proposé par Arora et Singh en

2018, la méthode et le concept de cet algorithme ont été proposés en première lors de la conférence internationale de 2015 ,qui simule les capacités de recherche de nourriture des papillons biologiques et le comportement d'accouplement des papillons [20].

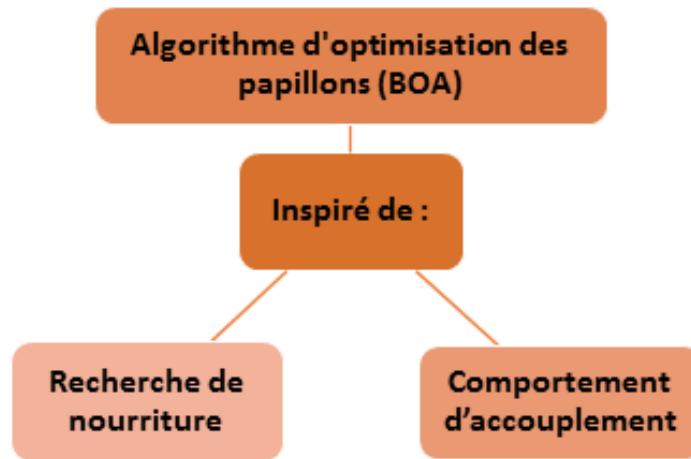


Figure 2-3 Inspiration de BOA.

### 5.1. Comportement biologique et naturels

L'odorat est le sens le plus important d'un papillon, car il aide les papillons à trouver de la nourriture, qui est le nectar. Les papillons utilisent principalement des récepteurs sensoriels qui sont utilisés dans l'odorat pour découvrir les sources de nectar, et ces récepteurs sont répartis dans tout le corps des papillons comme des antennes. Et les jambes et les palpes. Les chimiorécepteurs sont des cellules nerveuses situées à la surface du corps du papillon. Le papillon utilise ces récepteurs chimiques pour trouver le partenaire d'accouplement optimal [21]. La figure 2.4 fournit quelques images de papillons.



(a) un papillon



(b) Recherche de nourriture



(c) Accouplement de papillons

Figure 2-4 Organisation sociale et comportement des papillons

### 5.2. Parfum

Les papillons émettent un parfum qui varie en intensité lorsqu'ils se déplacent d'un endroit à l'autre. Le mouvement des agents de recherche (papillons) dans l'algorithme BOA

est guidé par cette odeur. Si un papillon spécifique ne parvient pas à détecter le parfum d'un autre papillon à l'intérieur de l'espace de recherche, il s'engagera dans l'exploitation (recherche locale) en se déplaçant vers une nouvelle position choisie au hasard. Certains papillons peuvent sentir le parfum du meilleur papillon et se diriger vers lui via un mécanisme de recherche global, connu sous le nom d'exploration [21], [6], [22].

Le parfum est défini en fonction de l'intensité du stimulus comme suit :

$$F = cI^a \quad (2.1)$$

$F$  : est le volume du parfum émis par un papillon donné.

$c$  : est la modalité sensorielle.

$I$  : est l'intensité du stimulus du parfum émis par le papillon

$a$  : est l'exposant de puissance qui dépend de la modalité sensorielle avec ses valeurs sur la plage  $[0, 1]$

Où :

- Si  $a = 1$  : signifie qu'un papillon voisin peut sentir le parfum complet. C'est le cas dans un environnement idéal, il n'y a pas d'absorption de parfum par l'espace environnant.
- Si  $a = 0$  : le parfum généré par un seul papillon ne peut être ressenti par aucun autre papillon.

### 5.3. Mouvement des papillons

Trois étapes sont utilisées pour les mouvements des papillons [6] :

1. Tous les papillons sont censés émettre un parfum qui permet aux papillons de s'attirer les uns les autres.
2. Chaque papillon se déplacera au hasard ou vers le meilleur papillon émettant plus de parfum.
3. L'intensité du stimulus d'un papillon est affectée ou déterminée par le paysage de la fonction objective.

### 5.4. Formulation mathématique de BOA

L'algorithme d'optimisation des papillons (BOA) est un algorithme métaheuristique basé sur la population [6]. Il y a trois étapes qui constituent l'ensemble de l'algorithme BOA et qui sont résumées dans la figure 2.5 et l'organigramme de la figure 2.6.



**Figure 2-5** Etapes de l'algorithme d'optimisation papillon (BOA)

**1) Étape d'initialisation :** l'algorithme définit la fonction objective et son espace de solution sont définis. Les paramètres utilisés dans BOA ont également leurs valeurs assignées. L'algorithme crée ensuite une population initiale de papillons pour l'optimisation après avoir défini les variables. Étant donné que le nombre total de papillons reste constant pendant la simulation BOA, une mémoire de taille fixe est allouée pour stocker leurs informations. Les positions des papillons sont générées au hasard dans l'espace de recherche, et leurs valeurs d'odeur et de fitness sont calculées et stockées.

**2) Étape de répétition :** un certain nombre d'itérations sont effectuées par l'algorithme. La position de chaque papillon est mise à jour en fonction de la taille du parfum selon des équations de recherche globales et locales. L'algorithme calcule d'abord les valeurs de fitness de tous les papillons à différentes positions dans l'espace des solutions. Ensuite, ces papillons généreront un parfum [6].

Les deux principales équations pour mettre à jour les positions des papillons dans BOA :

La recherche globale est représentée par l'équation (2.2) comme suit [21] [6] [22] :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 \times g^* - x_i^t) \times f_i \quad (2.2)$$

$r$  : est un nombre aléatoire dans [0,1]

$g^*$  : représenter la meilleure solution actuelle

$f_i$  : parfum des papillons

$x_i^t$  le  $i$ ème papillon en itération  $t$  (papillon de l'espace des solutions)

La recherche locale est représentée par l'équation (2.3) comme suit :



$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r^2 \times x_j^t - x_k^t) \times f_i \quad (2.3)$$

3) **Étape finale** : l'algorithme se termine lorsque la meilleure solution est trouvée.

Une probabilité de commutation  $p$  est définie pour convertir entre la recherche globale et la recherche locale [21] :

$r < p$  : Effectuera une recherche globale (Equation 2.2).

$r > p$  : Effectuera une recherche locale (Equation 2.3).

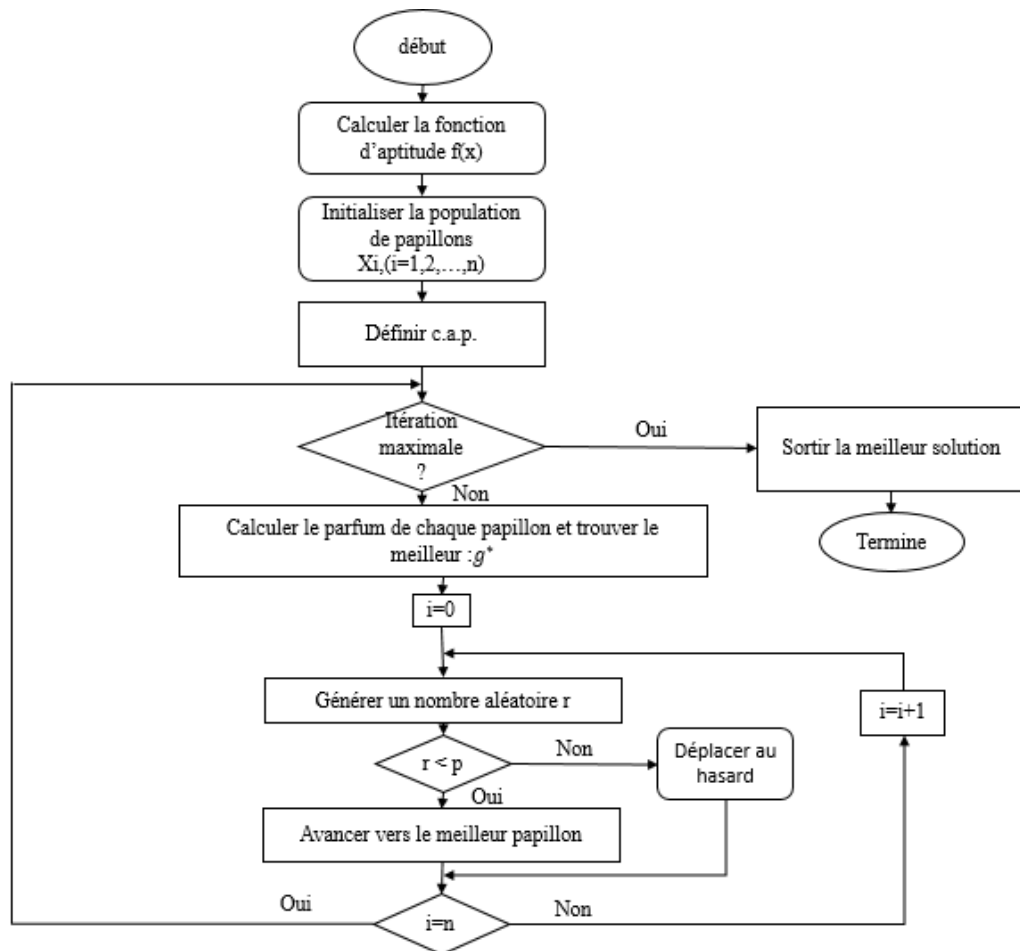
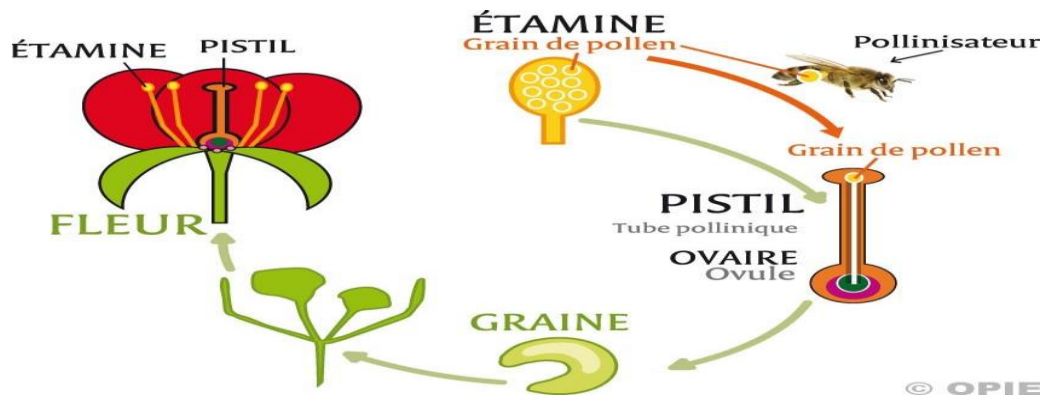


Figure 2-6 Diagramme de l'algorithme BOA.

## 6. ALGORITHME DE POLLINISATION DES FLEURS

L'algorithme de pollinisation des fleurs est un algorithme métaheuristique inspiré de la nature qui imite le comportement de pollinisation des plantes à fleurs (voir figure 2.7). FPA a été créé par Yang en 2012 montrant ses meilleures performances que les autres algorithmes métaheuristiques [23].



**Figure 2-7** Inspiration de FPA.

### 6.1. Les fleurs

Une fleur est l'organe reproducteur des plantes à fleurs et son rôle biologique est de combiner le pollen mâle et l'ovule femelle pour former des graines et des spores. La pollinisation est la première étape, suivie de la fertilisation qui conduit au développement et à la distribution des graines. Les graines sont le principal moyen par lequel les membres du même phylum se sont répandus à travers le monde et représentent la prochaine génération de reproduction des plantes de la classe supérieure.

Les plantes à fleurs sont hétérogènes et produisent deux types de spores reproductrices. Le pollen (spores mâles) et les œufs fécondés (spores femelles) sont produits dans différents organes de la plante, et la fleur typique est une plante diploïde car elle possède à la fois des organes mâles et femelles. La figure 2.8 fournit quelques images de fleurs.



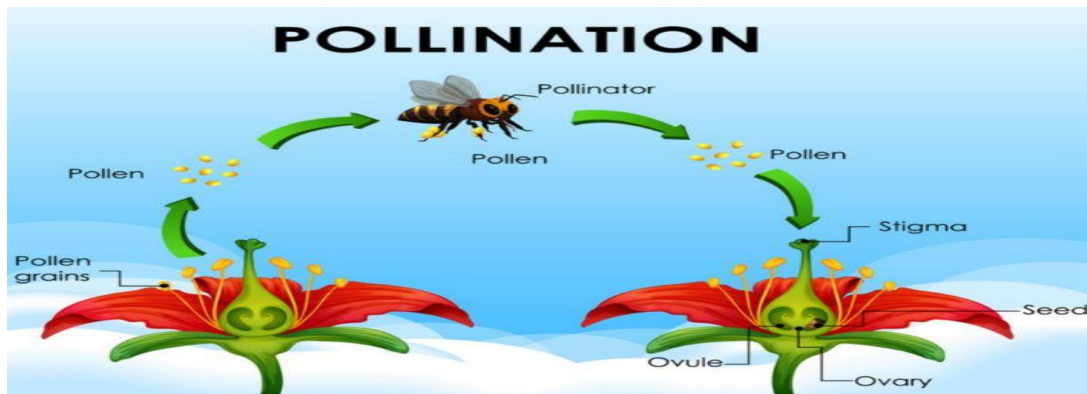
**Figure 2-8** Quelques images de fleurs.

### 6.2. Pollinisation des fleurs dans la nature

La fonction principale des fleurs est la reproduction ; les fleurs combinent le noyau mâle dans le pollen avec les ovules femelles dans l'ovaire puisqu'elles constituent l'organe reproducteur de la plante. Les grains de pollen migrent naturellement d'une plante à l'autre, cependant certaines plantes peuvent s'autopolliniser, et les fleurs ont des morphologies

spécifiques qui permettent aux grains de pollen d'être transférés d'une plante à une autre de même espèce. La pollinisation de la plupart des plantes dépend de forces externes telles que le vent, les animaux et, en particulier, les insectes (voir figure 2.9). Des animaux ordinaires comme les oiseaux, les chauves-souris et les opossums peuvent être employés à cette fin.

Cette étape s'appelle la floraison et c'est la période pendant laquelle le processus de croissance structurelle et fonctionnelle complète de la fleur peut se produire [24].



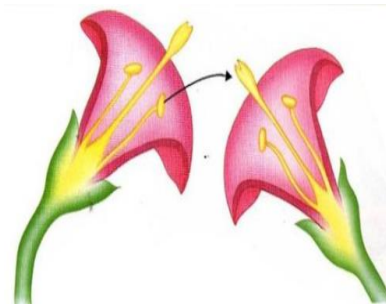
**Figure 2-9** Pollinisation des fleurs dans la nature.

### 6.3. Types de pollinisation des fleurs

Il existe deux types de pollinisation [23] : *L'auto pollinisation et la pollinisation croisée*. Pour qu'il y ait fécondation d'une fleur, il faut qu'un grain de pollen arrive sur le stigmate d'une fleur de même espèce. Les plantes dites autofécondes ont recours à la fécondation directe, ou autopolinisation : dans ce cas comme montre la figure (2.10-a), le pollen d'une plante va féconder les fleurs de la même plante. Bien que la majorité des plantes à fleurs soient hermaphrodites et, par conséquent, aptes à la fécondation directe, bien souvent, le pollen qui va féconder une fleur provient d'une autre plante : on parle de fécondation croisée (voir figure 2.10-b).



(a) Auto-pollinisation

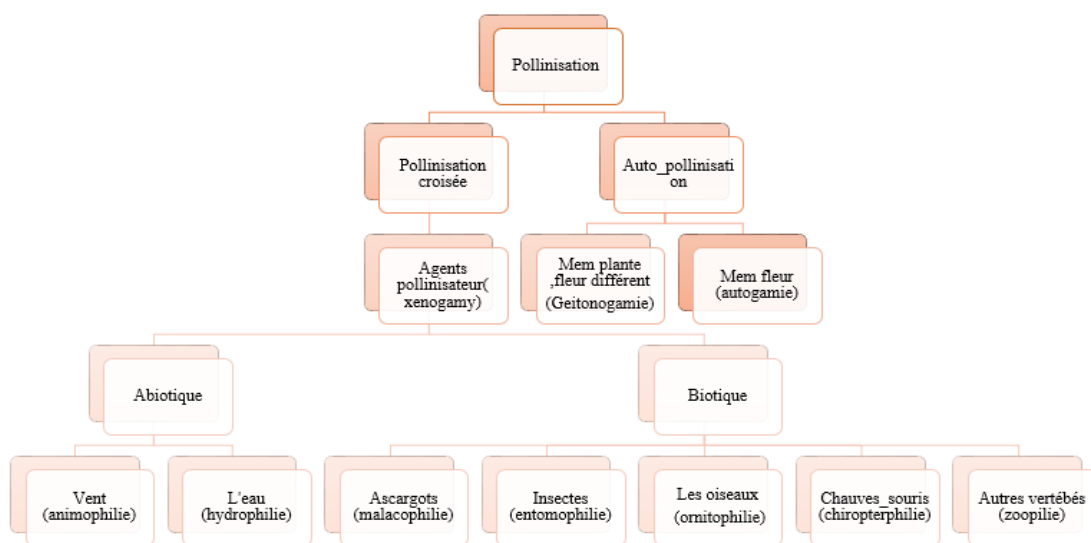


(b) Pollinisation croisée

**Figure 2-10** Types de Pollinisation des fleurs.

**6.4. Méthodes de pollinisation**

La pollinisation peut avoir lieu de manière biotique ou abiotique (voir figure 2.11). Le pollen est déplacé d'une fleur à l'autre par des pollinisateurs vivants lors de la pollinisation biotique. Les plus nombreux sont représentés par les insectes, viennent ensuite les oiseaux, puis les chauves-souris , et, en plus faible proportion, les autres mammifères . Le vent, l'eau et même la pluie sont utilisés pour la pollinisation abiotique [5].



**Figure 2-11** Méthodes de pollinisation.

### 6.5. Constance florale

La constance florale, également connue sous le nom de fidélité florale, est définie comme la tendance d'un pollinisateur à ne visiter que des espèces spécifiques de fleurs ou de formes florales au sein d'une espèce donnée, plutôt que de visiter d'autres types de fleurs qui pourraient être plus fascinantes [5].

Les caractéristiques citées auparavant ont été utilisées pour créer l'algorithme d'optimisation de pollinisation des fleurs.

Les principales caractéristiques et les composants de l'FPA sont issus du contexte de la fleur et sont résumés dans le tableau 2.1 [24].

**Tableau 2-1** Equivalence entre les termes d'optimisation et le contexte de la fleur

Pollinisation des fleurs	Composants d'optimisation
Pollinisateurs (insectes, papillons, oiseaux)	Déplacements / modification de variables
Biotique	Recherche globale
Abiotique	Recherche locale
Vols de Lévy	Taille du pas
Pollen / fleurs	Vecteurs de solution
Constance florale	Similitude dans les vecteurs de solution
Evolution des fleurs	Evolution itérative des solutions
Reproduction optimale des fleurs	Ensemble de solutions optimales

### 6.6. Description de l'algorithme de pollinisation des fleurs

L'algorithme FPA peut être représenté par les quatre règles suivantes, en fonction du processus biologique de pollinisation [5] :

1. Les pollinisateurs suivent le vol Levy et la pollinisation biotique et croisée peut être considérée comme une pollinisation globale.
2. L'autopollinisation abiotique est utilisée pour la pollinisation locale.
3. Les pollinisateurs peuvent atteindre la stabilité des fleurs, ce qui correspond à la probabilité de reproduction. Cette dernière est proportionnelle au degré de similitude entre les deux fleurs en question.
4. L'alternance entre la pollinisation locale et celle globale peut être contrôlée par une probabilité  $p \in [0,1]$ .

Au cours de la bio-pollinisation, les pollinisateurs peuvent déplacer le pollen sur de longues distances, assurant la diversité et la pollinisation les plus adaptées à la reproduction.

La vaccination de masse peut être représentée par (Règle 1) et (Règle 3) comme suit [5] :

$$x_i^{t+1} = x_i^t + L(x_i^t - g_*) \quad (2.4)$$

Où  $x_i^t$  le pollen ou vecteur de solution à l'itération  $t$ ,  $g_*$  la meilleure solution trouvée et  $L$  la force de pollinisation.

Étant donné que les pollinisateurs se déplacent sur de longues distances à des intervalles de temps différents, le vol de Levy peut être une simulation efficace de cette caractéristique, c'est-à-dire qu'une valeur pour  $L$  peut être calculée :

La pollinisation locale (Règle 2) et la stabilité des fleurs (Règle 3) peuvent être représentées comme suit [5]

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \varepsilon(x_j^t - x_k^t) \quad (2.5)$$

$x_j^t$  et  $x_k^t$  : sont des pollens de fleurs différentes du même type de plante

Nous avons simulé la pollinisation biotique et abiotique, à l'exception que le pourcentage et la fréquence de chaque type de pollinisation n'ont pas été pris en compte. Nous utilisons la probabilité de commutation (Règle 4) pour simuler cette fonction, où la valeur  $p$  identifie si un changement dans la solution est causé par une pollinisation croisée locale ou globale.

Les principales étapes du FPA sont représentées par un organigramme dans la figure 2.12.

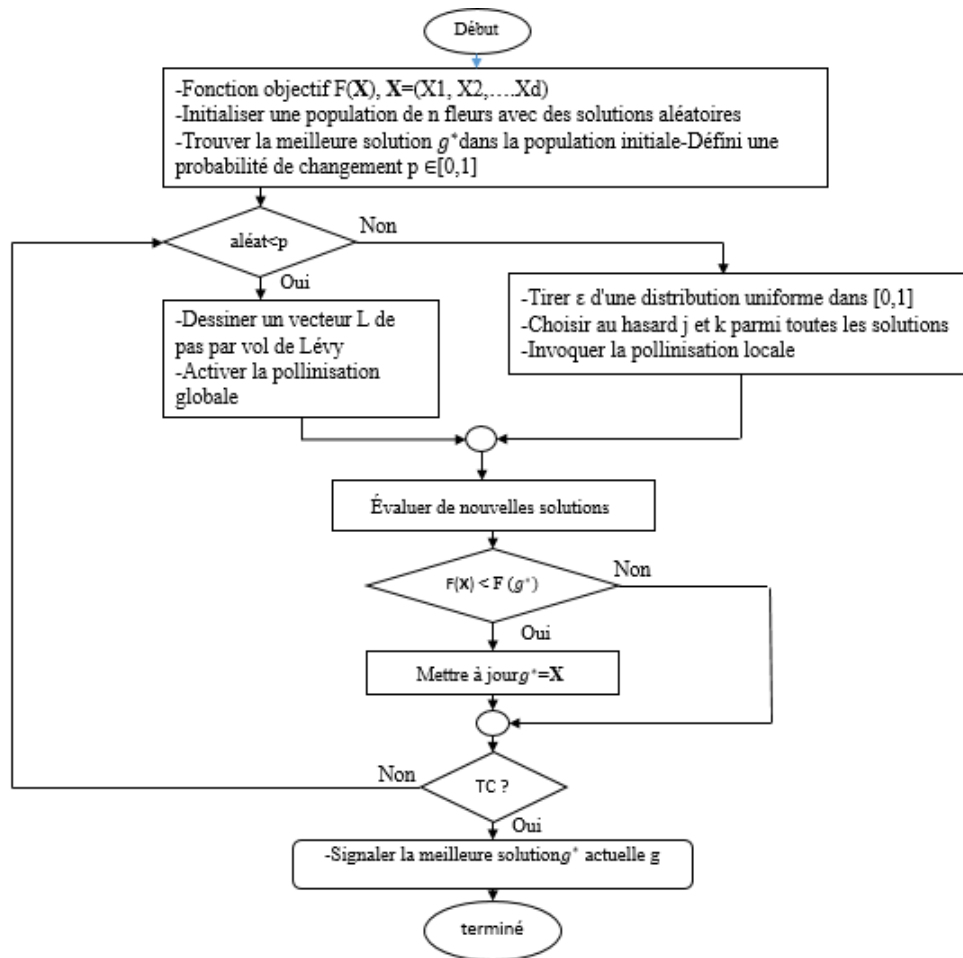


Figure 2-12 Organigramme de FPA.

## 7. CONCLUSION

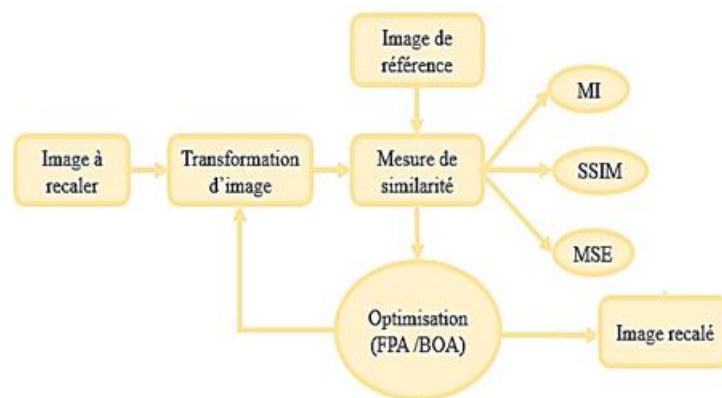
Dans ce chapitre, nous avons introduit le concept d'heuristiques et métaheuristiques, Nous avons abordé certaines des méthodes qui classent la métahéuristique, Puis nous avons détaillé le mécanisme de l'algorithme de pollinisation des fleurs (APF) et l'algorithme d'optimisation papillon (BOA), qui seront utilisés pour le recalage d'image dans le chapitre suivant.

## 1. INTRODUCTION

Après l'étude des deux algorithmes d'optimisation FPA et BOA dans le chapitre précédent, on va maintenant utiliser le logiciel MATLAB pour la simulation de ces deux algorithmes et de tester leur efficacité en cherchant la transformation rigide qui maximise l'information mutuelle entre l'image transformée et l'image référence.

## 2. MÉTHODES DE TESTS

Notre approche est une méthode de recalage iconique rigide basée sur les deux méthodes d'optimisation FPA et BOA. La figure (3.1) illustre les différentes étapes de notre approche et qui sont résumées comme suit.



**Figure 3-1** Schéma du processus de recalage d'image par BOA ou FPA.

➤ La première étape de cette section décrit l'ensemble des images que nous avons utilisé dans le processus de recalage : Nous allons effectuer une série de processus de recalage d'images médicales mono et multimodal.

➤ L'approche que nous avons proposée vise à calculer la meilleure transformation rigide  $(Tx, Ty, \theta)$  qui permet d'aligner correctement les deux images  $I_{ref}$  et  $I_{cib}$ .

➤ Sélection de la meilleure solution à l'aide de l'optimiseur BOA et FPA : Après l'exécution des algorithmes pendant un certain nombre des itérations ; on obtient les meilleures solutions obtenues par chaque algorithme.

➤ Pour mesurer la correspondance entre images. Nous avons, utilisé les mesures de similarité "Erreur quadratique moyenne" (EQM), « l'Informations mutuelles » (MI) et "Indice de similarité structurelle" (SSIM).



➤ Dans la dernière étape on va comparer les résultats obtenus par l'algorithme BOA avec des résultats obtenus par l'algorithme FPA.

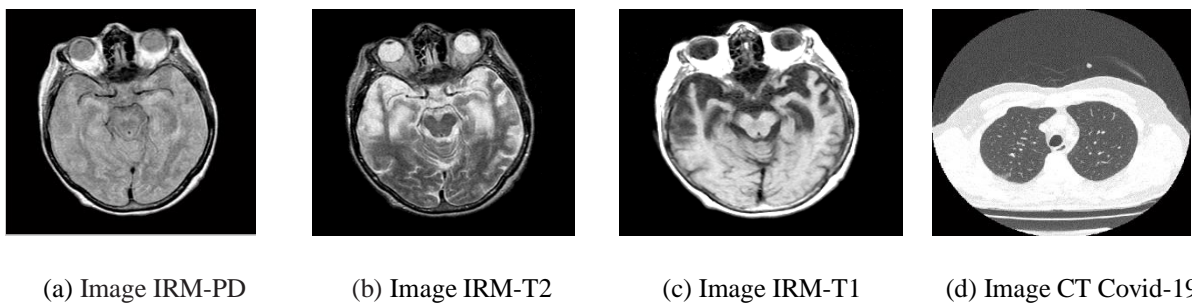
### 3. IMAGES DE TEST MEDICAL

Le recalage multimodal est une procédure permet de collecter les informations et les données des images de différentes modalités telle que : IRM T1-IRM T2 ou IRM PD-IRM T2 et le recalage monomodale permet au collecte les informations et les données des images de la même modalité telle que image IRM T1-IRMT1 ou CT-CT.

Pour évaluer les algorithmes d'optimisation FPA et BOA, nous avons utilisé deux bases de données ; une base pour le recalage monomodale et l'autre pour le recalage multimodal.

#### 3.1. Images de test monomodale

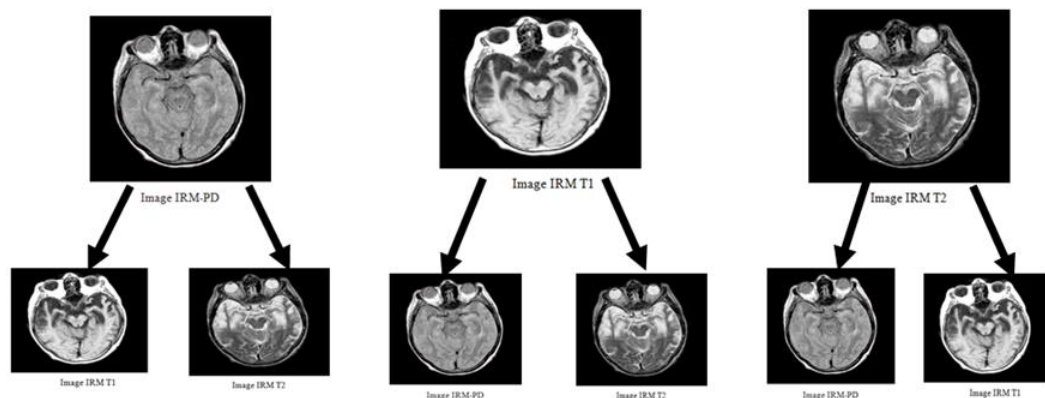
Nous avons utilisé une base de données contenant des images de la même modalité c.-à-d. des images médicales provenant de même modalités IRM-IRM ou scanner-scanner (voir figure.3.2).



**Figure 3-2** Images de test pour le recalage monomodale

#### 3.2. Images de test multimodal

Nous avons utilisé une base de données contenant des images de différentes modalités IRM-T1, IRM-T2 et IRM-PD (voir figure.3.3).



**Figure 3-3** Images de test pour le recalage multimodal

#### 4. VALIDATION DES METHODES

Pour valider l'optimisateur BOA et FPA on a calculé :

- Le taux d'erreur au niveau de l'angle  $d\theta$  :

$$EA_{\theta} = / \theta - \widehat{\theta} / \quad (3.1)$$

- Le taux d'erreur au niveau de translation horizontale :

$$EA_x = /Tx - \widehat{T}_x/ \quad (3.2)$$

- Le taux d'erreur au niveau de translation verticale :

$$EA_y = /Ty - \widehat{T}_y / \quad (3.3)$$

Où  $(\theta, Tx, Ty)$  sont les paramètres de la transformation réelle et  $(\widehat{\theta}, \widehat{T}_x, \widehat{T}_y)$  sont les paramètres de la transformation estimées.

#### 5. CHOIX DES PARAMETRES DU BOA ET FPA

Nous avons réalisé une série de simulations sur les algorithmes BOA et FPA afin de choisir les paramètres appropriés pour que les deux algorithmes atteignent la solution optimale et le temps le plus court.

La figure (3.4) montre les courbes de convergence de BOA et FPA en fonction du nombre de papillons ou fleurs  $N$ , probabilité de commutation  $p$ , exposant de puissance  $a$  et la modalité sensorielle  $c$ .

D'après ces courbes, il ressort que :

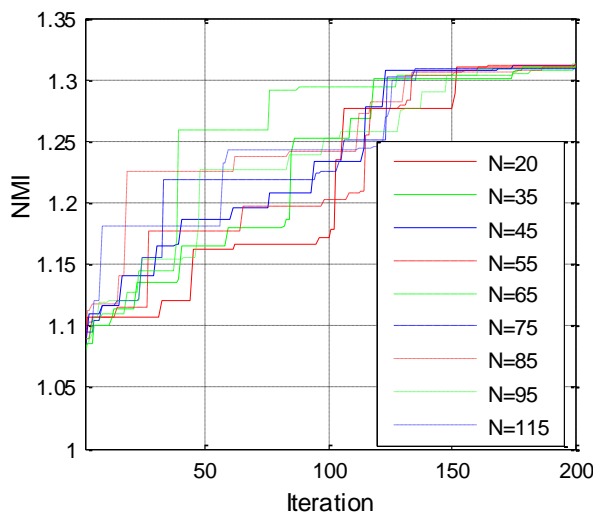
- D'après les figures (3.4-a et b), on voit que la combinaison de 20 agents a donné les meilleurs résultats dans les deux algorithmes, même s'ils n'étaient pas au début des meilleurs, contrairement aux deux combinaisons qui comprenaient 155 pour BOA et 65 pour FPA qui étaient les meilleures à au début puis tenues à des valeurs inférieures à celles données par la composition de 20 agents.

- La méthode BOA converge rapidement pour  $p=0.7$ , puis pour  $P=0.6$ ,  $P=0.5$ ,  $P=0.8$ ,  $P=0.2$  et  $P=0.4$
- La méthode FPA converge rapidement pour  $p=0.7$ , puis pour  $P=0.8$ ,  $P=0.6$ ,  $P=0.5$ ,  $P=0.2$ ,  $P=0.3$  et  $P=0.9$
- les deux méthodes BOA et FPA convergent très lente pour  $P=0.1$
- L'algorithme BOA se distingue par deux autre paramètres, qui sont  $a$  etc. Grâce à notre étude (résumée dans les figures 3.4.e-f), nous avons constaté que  $a = 0.1$  et  $c = 0.3$  sont les paramètres idéals.

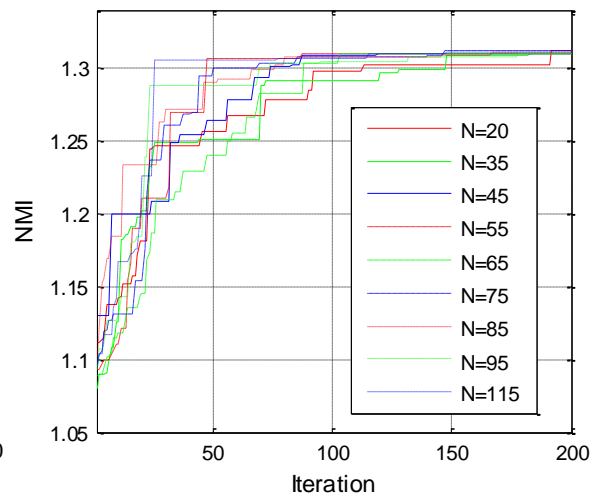
D'après les simulations réalisées, il semble que les paramètres optimaux sont présentés dans le tableau 3.1.

**Table 3-1** Paramètres optimaux du BOA et FPA

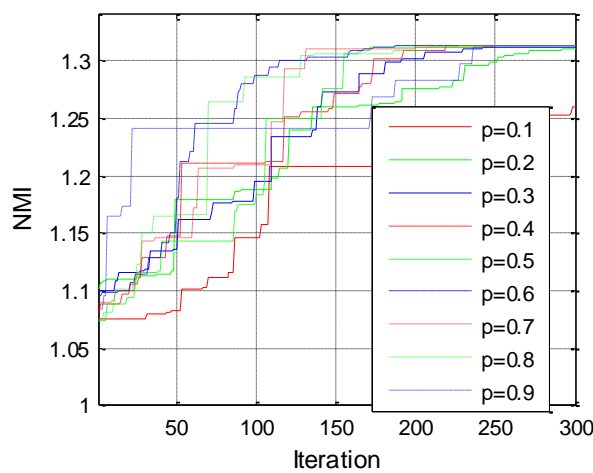
Définition	Notation	Valeur BOA	Valeur FPA
la taille de population	$N$	20	20
Probabilité de commutation	$P$	0.7	0.7
Modalité sensorielle	$C$	0.3	
Exposant de puissance	$\alpha$	0.1	



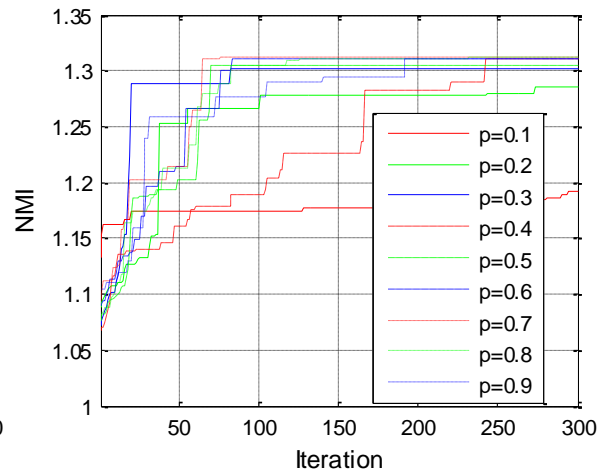
(a) Influence de  $N$  de FPA



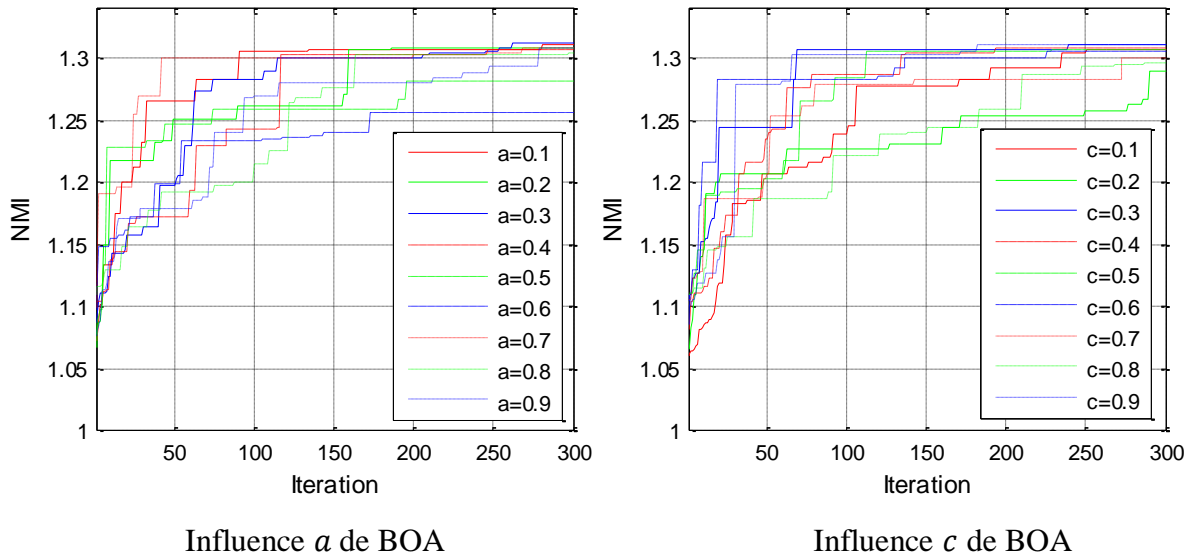
(b) Influence de  $N$  de BOA



(c) Influence de  $p$  de FPA



(d) Influence de  $p$  de BOA



**Figure 3-4** Influence de certains paramètres sur la convergence du BOA et FPA.

### 6. RESULTANTS DE RECALAGE MONOMODAL

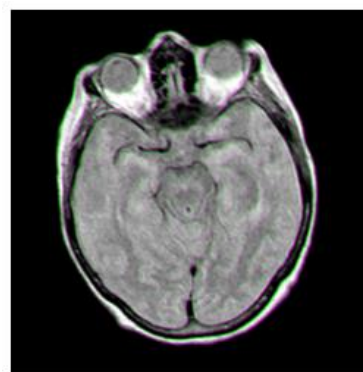
Pour le recalage monomodal, nous considérerons des images prises d'une manière aléatoire de la base des données de Harvard (IRM-T1/IRM-T1, IRM-T2/IRM-T2, IRM-PD/IRM-PD et CT/CT). Ces images ont subi une transformation rigide de  $(\Theta, Tx, Ty) = (5, 10, -10)$ . Les résultats des différentes expériences sont résumés dans les Tableaux 3.2 et 3.3. Les meilleurs résultats sont représentés par la couleur rouge. D'après ces résultats, on constate que la méthode BOA offre des bons résultats que FPA.

**Table 3-2** Résultats de recalage monomodal d'image (estimation de la transformation)

		Transformation estimées			Taux d'erreur		
Images		$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{\Theta}$	$EA_x$	$EA_y$	$EA_\theta$
BOA	T2-T2	-10.0254	<b>10.0064</b>	<b>-4.9720</b>	0.0254	<b>0.0064</b>	<b>0.0280</b>
	T1-T1	<b>-9.9658</b>	<b>9.9831</b>	<b>-5.0234</b>	<b>0.0342</b>	<b>0.0169</b>	<b>0.0234</b>
	PD-PD	<b>9.9921</b>	9.9530	<b>-4.9992</b>	<b>0.0079</b>	0.0470	<b>0.0008</b>
	CT-CT	<b>-10.1702</b>	10.3448	-4.9899	<b>0.2838</b>	0.1702	0.0101
FPA	T2-T2	<b>-10.0158</b>	10.1568	-4.9684	<b>0.0158</b>	0.1568	0.0316
	T1-T1	-9.9281	9.9819	-5.0900	0.0719	0.0181	0.0900
	PD-PD	-9.9906	<b>9.9644</b>	-4.9972	0.0094	<b>0.0356</b>	0.0028
	CT-CT	-9.6496	<b>10.1284</b>	<b>-5.0093</b>	0.3504	<b>0.1284</b>	<b>0.0093</b>

**Table 3-3** Résultats de recalage monomodal d'image (mesure de similarité et temps de calcul)

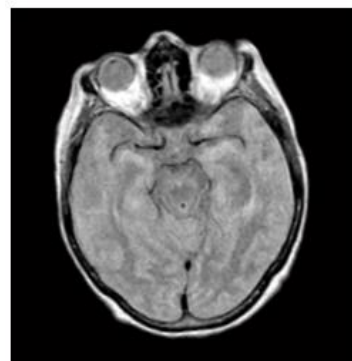
Images	BOA				FPA			
	SSIM	EQM	MI	Temps	SSIM	EQM	MI	Temps
T2-T2	<b>0.9604</b>	<b>0.0002</b>	<b>1.3060</b>	267.5600	0.9574	0.0004	1.3005	<b>135.7105</b>
T1-T1	<b>0.9718</b>	<b>0.0026</b>	<b>1.3397</b>	264.0453	0.9702	0.0032	1.3360	<b>132.5687</b>
PD-PD	<b>0.9613</b>	<b>0.0013</b>	1.3108	269.2868	0.9606	0.0017	<b>1.3218</b>	<b>137.0041</b>
CT-CT	<b>0.9613</b>	<b>0.0010</b>	<b>1.3037</b>	1250.2	0.9606	0.0017	1.3034	624.6

(c) Superposition de  $I_{ref}$  et  $I_{rec}$ 

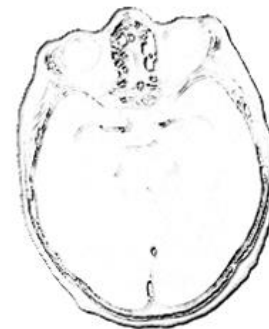
BOA



(d) Image SSIM

(e) Superposition de  $I_{ref}$  et  $I_{rec}$ 

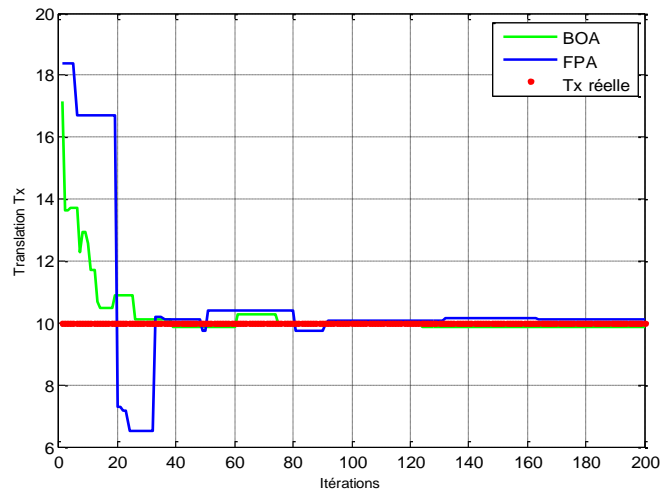
FPA



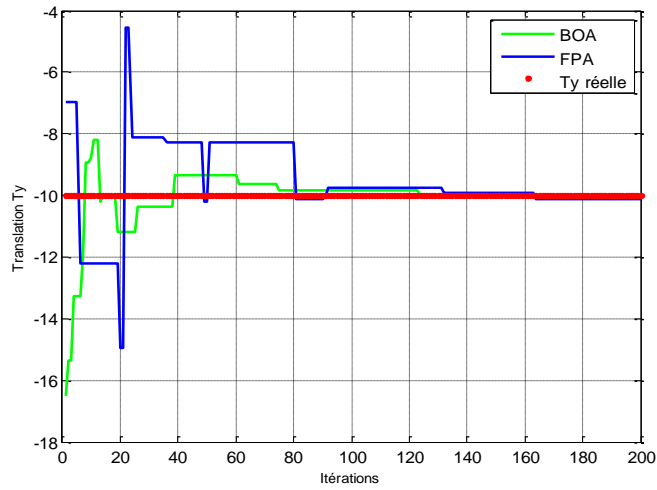
(f) Image SSIM

**Figure 3-5** Résultat visuels du recalage de la modalité IRM PD –IRM-PD.

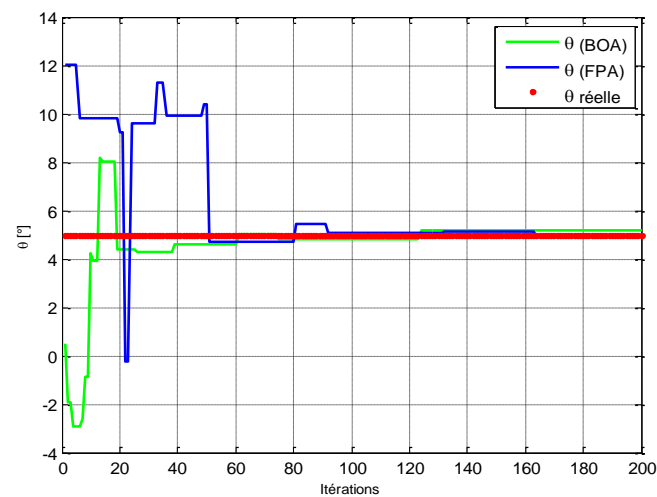
La figure (3. 6) illustre l'évolution de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour les deux méthodes, ainsi que la figure (3.7) illustre l'évolution de l'erreur de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour ces méthodes.



(a) Translation réelle et estimée ( $T_x, \hat{T}_x$ )

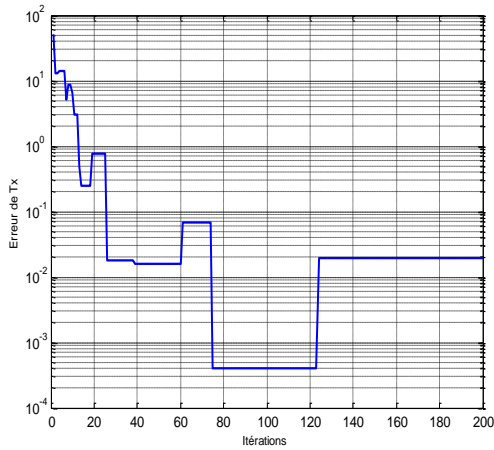


(b) Translation réelle et estimée ( $T_y, \hat{T}_y$ )

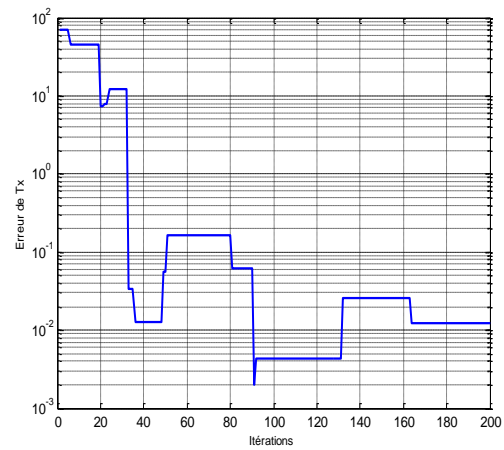


(c) Rotation réelle et estimée ( $\Theta, \hat{\Theta}$ )

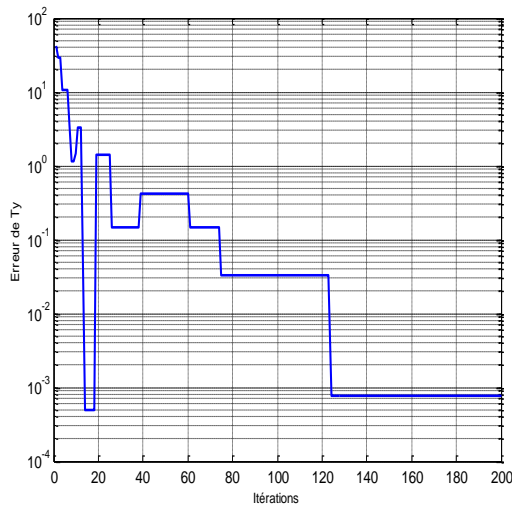
**Figure 3-6** Evolution de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image IRM-PD - IRM-PD et pour les deux méthodes.



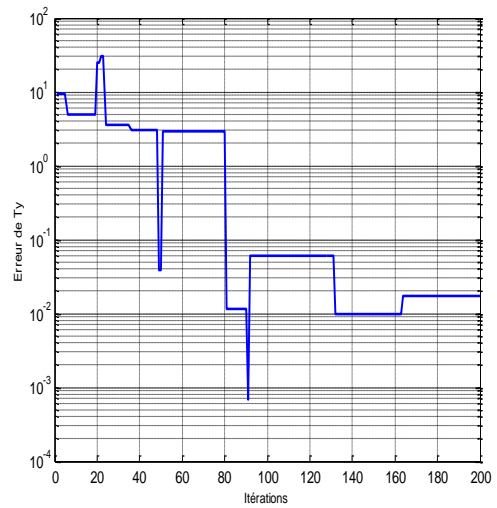
(a) Taux d'erreur  $EA_x$  pour BOA



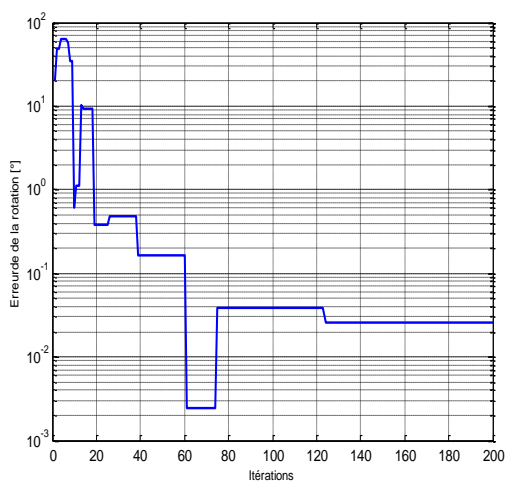
(b) Taux d'erreur  $EA_x$  pour FPA



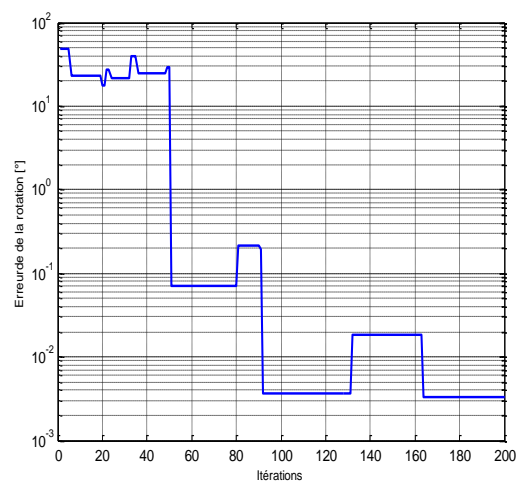
(c) Taux d'erreur  $EA_y$  BOA



(d) Taux d'erreur  $EA_y$  FPA



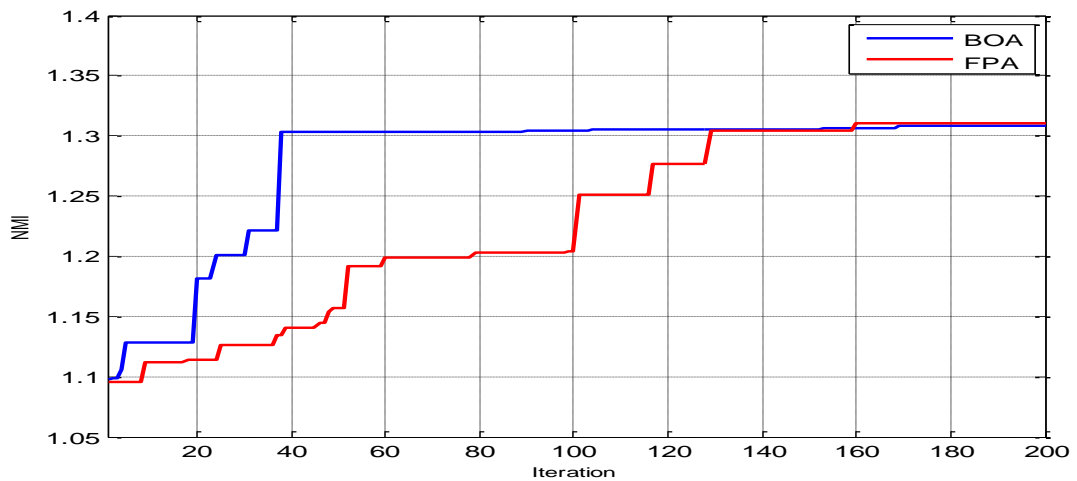
(e) Taux d'erreur  $EA_\theta$  de BOA



(f) Taux d'erreur  $EA_\theta$  de FPA

**Figure 3-7** Evolution de l'erreur du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image IRM-PD.

D'après les simulations effectuées, il est évident que les algorithmes BOA et FPA optimisent bien l'information mutuelle car les valeurs optimales des paramètres de translation et de rotation sont proches de la transformation parfaite et les images résultantes sont identiques aux images réelles. Mais l'algorithme BOA a donné de meilleurs résultats dans le nombre d'itération qui ne dépasse pas 40 itérations, contrairement à l'algorithme FPA qui a prouvé ses résultats après 140 itérations. C'est ce que montrent les courbes de convergences des deux méthodes de la figure 3.8.



**Figure 3-8** Courbe de la convergence de BOA et FPA pour le recalage monomodal IRM-PD/PD.

On refait le même travail avec l'image CT (pulmonaire de la COVID-19). Les résultats obtenus sont représentés sur les figures (3.9, 3.10 et 3.11).

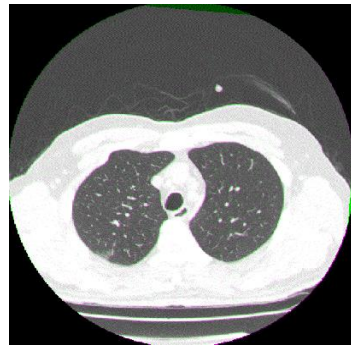


(a) Image référence  $I_{ref}$

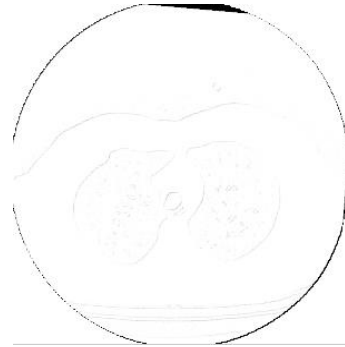


(b) Superposition de  $I_{ref}$  et l'image à recaler  $I_f$



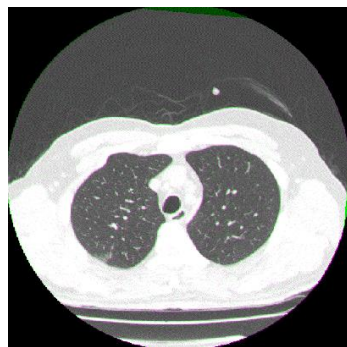


BOA



(c) Superposition de  $I_{ref}$  et l'image recalée  $I_{rec}$

(d) Image SSIM



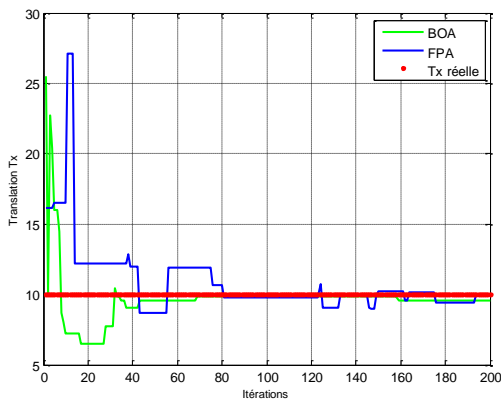
FPA



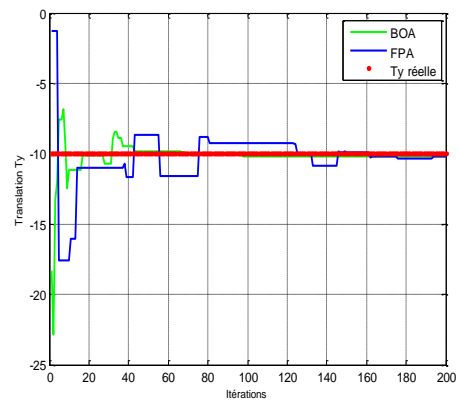
(e) Superposition de  $I_{ref}$  et  $I_{rec}$

(f) Image SSIM

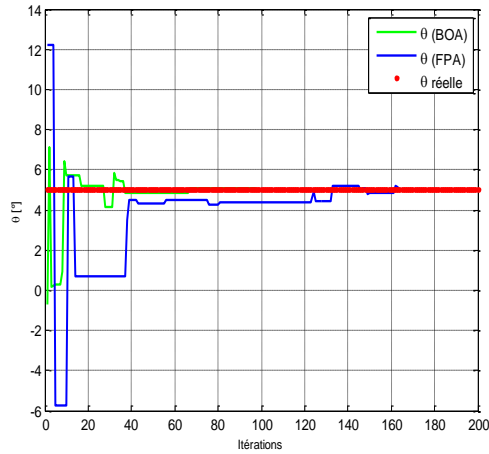
**Figure 3-9** Résultats visuels du recalage d'image CT.



a) Translation réelle et estimée ( $T_x, \widehat{T}_x$ )

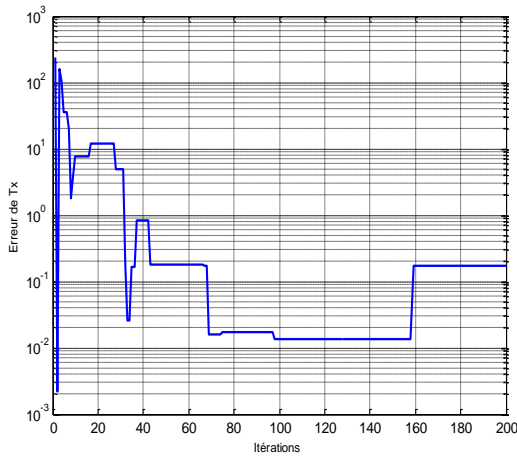


b) Translation réelle et estimée ( $T_y, \widehat{T}_y$ )

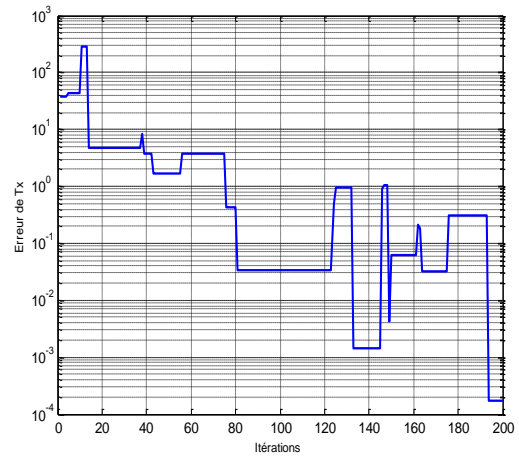


c) Rotation réelle et estimée ( $\Theta, \hat{\Theta}$ )

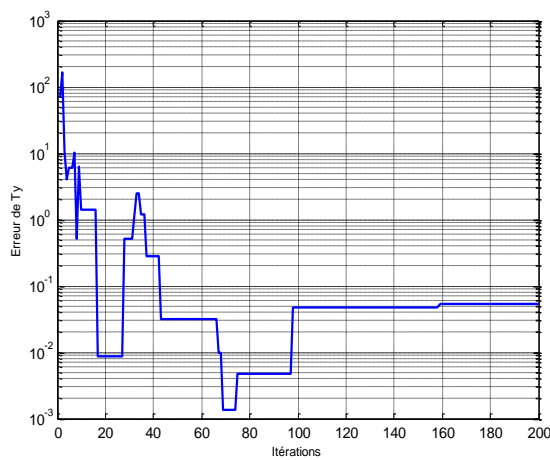
**Figure 3-10** Evolution de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image CT-CT et pour les deux méthodes.



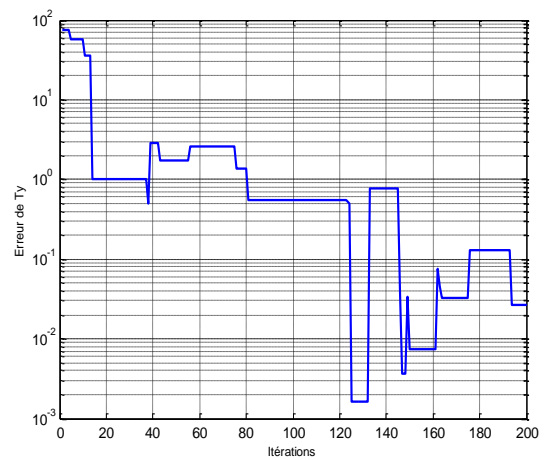
(a) Taux d'erreur  $EA_x$  pour BOA



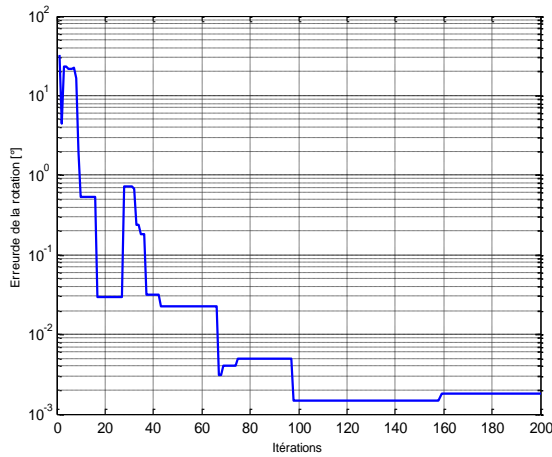
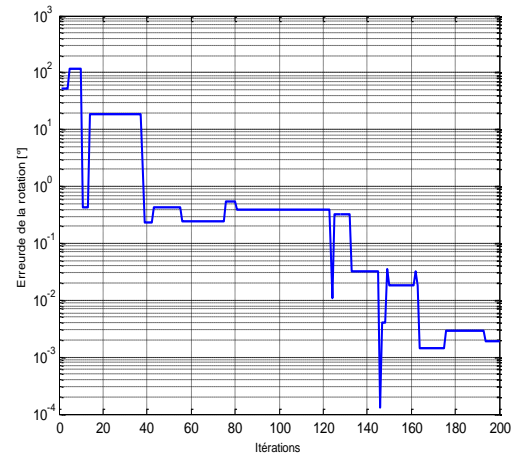
(b) Taux d'erreur  $EA_x$  pour FPA



(c) Taux d'erreur  $EA_y$  BOA

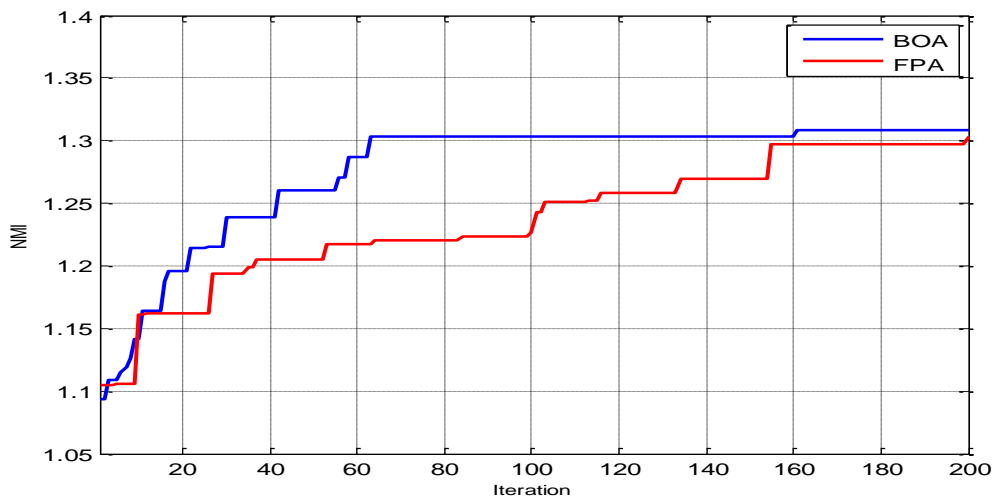


(d) Taux d'erreur  $EA_y$  FPA

(e) Taux d'erreur  $EA_{\theta}$  de BOA(e) Taux d'erreur  $EA_{\theta}$  de FPA

**Figure 3-11** Evolution de l'erreur du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour l'image CT.

Les algorithmes BOA et FPA optimisent clairement l'information mutuelle car les valeurs optimales des paramètres de translation et de rotation sont proches de la transformation idéale, et les images générées sont identiques aux images réelles, selon les simulations. Mais, contrairement à la méthode FBA, qui montrait ses résultats après 160 procédures, l'algorithme BOA offrait de meilleurs résultats dans le nombre d'opérations qui ne dépassaient pas 60. Les courbes de la figure 3.12 illustrent ce point.



**Figure 3-12** Courbe de la convergence de BBO et FPA pour le recalage monomodal CT-CT.

## 7. RESULTANTS DE RECALAGE MULTIMODAL

Au deuxième niveau, nous avons testé les performances des deux algorithmes, FPA et BOA, sur trois images IRM (T1, T2 et PD) présent par différentes modalités comme montre la figure 3.3. Les résultats obtenus sont résumés dans les tableaux 3.4 et 3.5.

D'après ces résultats, on constate que la méthode BOA offre des bons résultats par rapport à la méthode FPA.

**Tableau 3-4** Résultats de recalage multimodal d'image (estimation de la transformation).

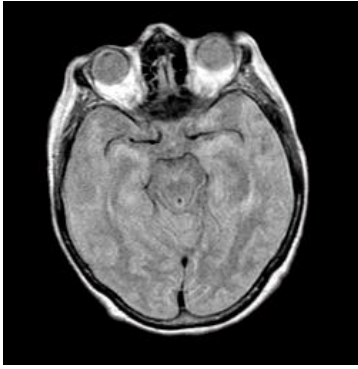
		Transformation estimées			Taux d'erreur		
Images		$\hat{T}_x$	$\hat{T}_y$	$\hat{\Theta}$	$EA_x$	$EA_y$	$EA_\theta$
BOA	T1__T2	<b>-9.9743</b>	<b>9.5360</b>	<b>-4.6387</b>	0.0257	0.4640	0.3613
	T1_PD	-9.9849	<b>9.6203</b>	-4.7679	0.0151	<b>0.3797</b>	0.2321
	T2__T1	<b>-9.9610</b>	<b>10.5232</b>	<b>-5.2406</b>	0.0390	0.5232	0.2406
	T2_PD	<b>-9.9755</b>	<b>10.0056</b>	-5.0672	0.0245	<b>0.0056</b>	0.0672
	PD__T1	<b>-9.9522</b>	<b>10.3069</b>	<b>-5.0984</b>	0.0478	<b>0.3069</b>	<b>0.0984</b>
	PD__T2	-9.9916	9.8317	-4.7882	0.0684	0.1683	0.2118
FPA	T1__T2	-10.0532	9.4241	-4.5805	0.0532	0.5759	0.4195
	T1_PD	<b>-10.0038</b>	9.5845	<b>-4.7872</b>	0.0038	0.4155	<b>0.2128</b>
	T2__T1	-9.9260	10.6102	-5.3415	0.0740	0.6102	0.3415
	T2_PD	-9.9440	10.0663	<b>-5.0260</b>	0.0560	0.0663	<b>0.0260</b>
	PD__T1	-9.7530	10.4234	-5.1264	0.2476	0.4234	0.1264
	PD__T2	<b>-10.0308</b>	<b>9.8451</b>	<b>-4.8985</b>	0.0308	0.1549	0.1015

**Tableau 3-5** Résultats de recalage multimodal (mesure de similarité et temps de calcul).

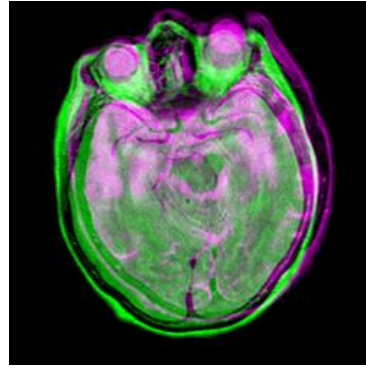
Images	BOA				FPA			
	SSIM	EQM	MI	Temps	SSIM	EQM	MI	Temps
T1_T2	0.9696	<b>0.00007</b>	1.1625	271.7601	0.9727	<b>0.00007</b>	1.1625	134.5160
T1_PD	0.9681	0.0005	<b>1.1621</b>	264.6177	0.9690	<b>0.0003</b>	1.1620	133.4581
T2_T1	<b>0.9618</b>	<b>0.0061</b>	1.1560	280.2077	0.9591	0.0071	1.1560	167.7060
T2_PD	<b>0.9588</b>	<b>0.0018</b>	1.1640	270.4537	0.9576	0.0021	1.1640	137.2494
PD_T1	<b>0.9661</b>	<b>0.0045</b>	<b>1.1531</b>	272.2843	0.9610	0.0063	1.1529	139.2457
PD_T2	<b>0.9648</b>	<b>0.00009</b>	<b>1.1646</b>	266.6783	0.9644	0.0001	1.1615	132.5016

Les résultats visuels obtenus sur le recalage (PD/T2) sont représentés sur la Figure (3.13).

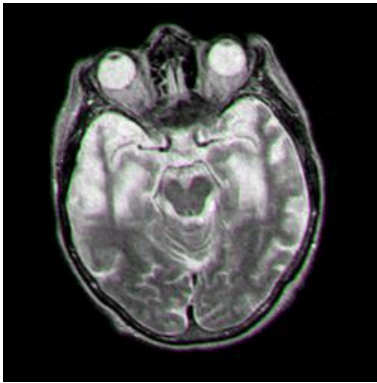
Les figures (3.14-15) illustrent l'évolution de la position et l'erreur du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour le recalage multimodal PD/T2.



(a) Image référence  $I_{ref}$

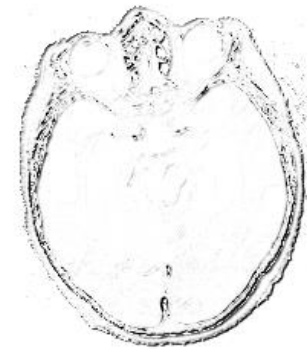


(b) Superposition de  $I_{ref}$  et l'image à recaler  $I_f$

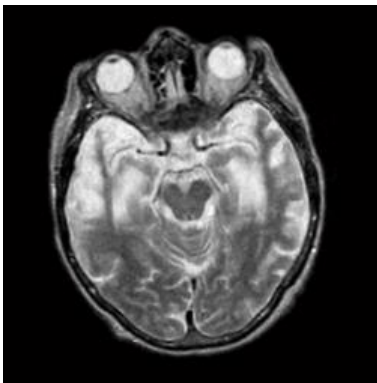


(c) Superposition de  $I_{ref}$  et l'image recalée  $I_{rec}$

BOA



(d) Image SSIM



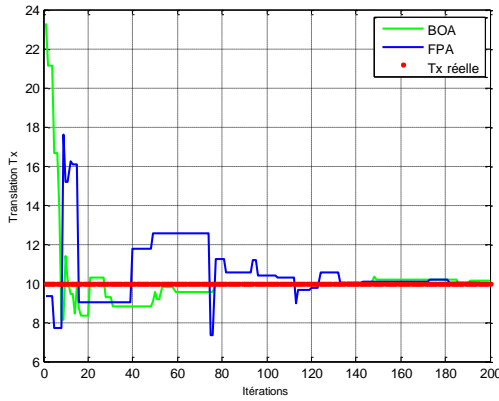
(e) Superposition de  $I_{ref}$  et  $I_{rec}$

FPA

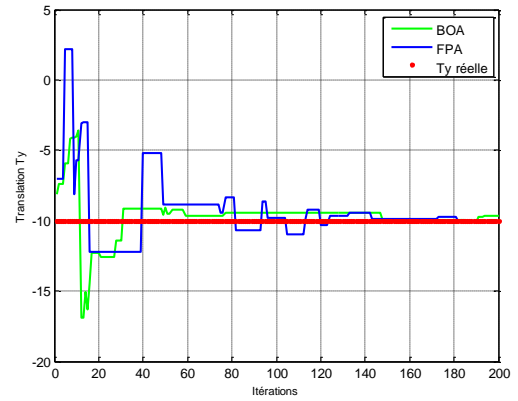


(f) Image SSIM

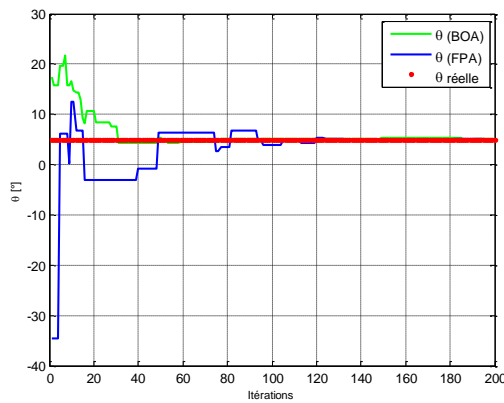
**Figure 3-13** Résultats visuels du recalage multimodal PD/T2.



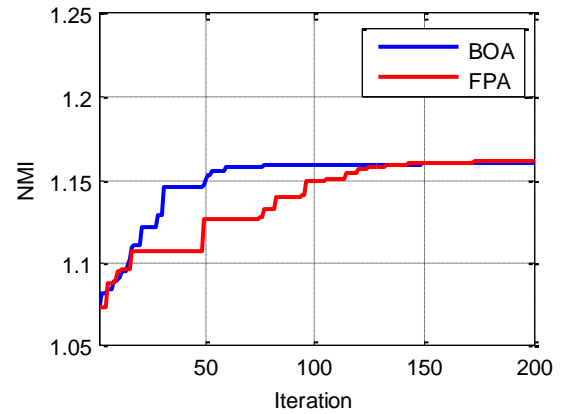
(a) Translation réelle et estimée ( $T_x, \hat{T}_x$ )



(b) Translation réelle et estimée ( $T_y, \hat{T}_y$ )

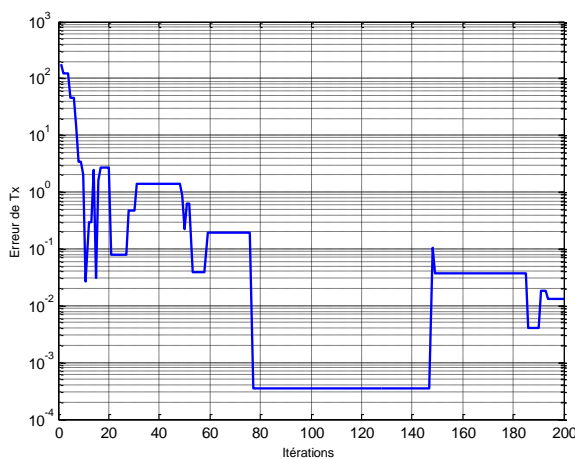


(c) Rotation réelle et estimée ( $\Theta, \hat{\Theta}$ )

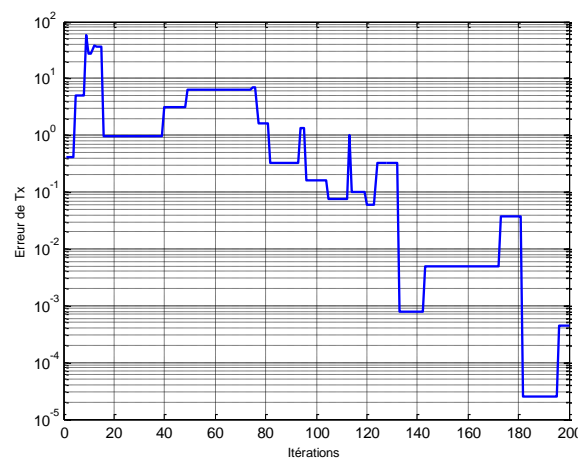


(d) Courbes de convergence

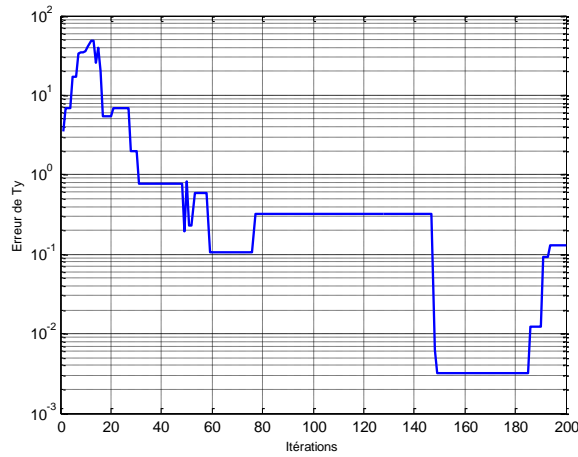
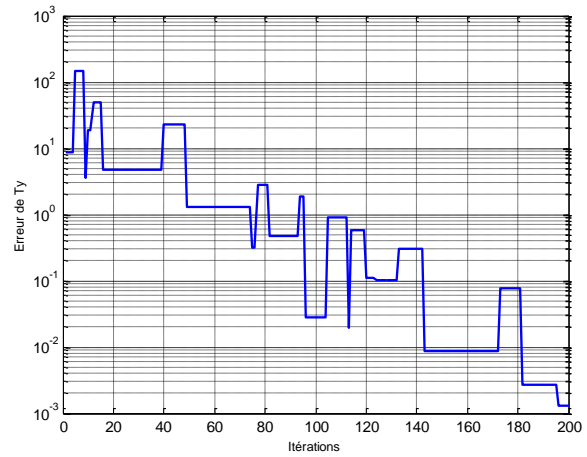
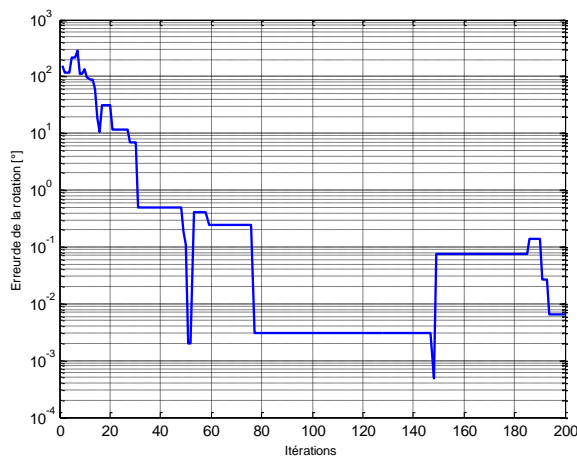
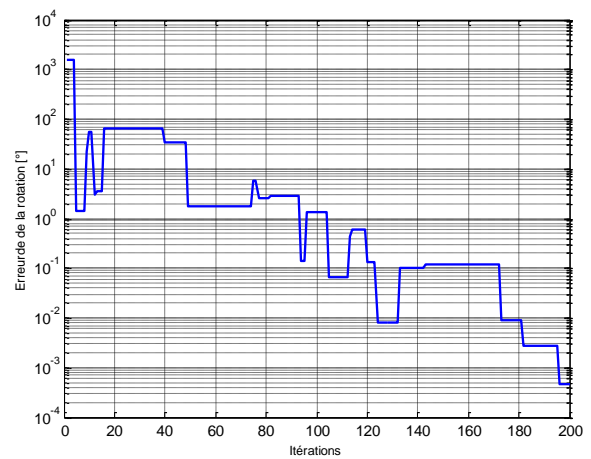
**Figure 3-14** Evolution de la position du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour le recalage multimodal PD/T2.



a) Taux d'erreur  $EA_x$  pour BOA



b) Taux d'erreur  $EA_x$  pour FPA

(c) Taux d'erreur  $EA_y$  BOA(d) Taux d'erreur  $EA_y$  FPA(e) Taux d'erreur  $EA_\theta$  de BOA(f) Taux d'erreur  $EA_\theta$  de FPA

**Figure 3-15** Evolution de l'erreur du meilleur agent en fonction du nombre d'itérations pour le recalage multimodal IRM PD/T2.

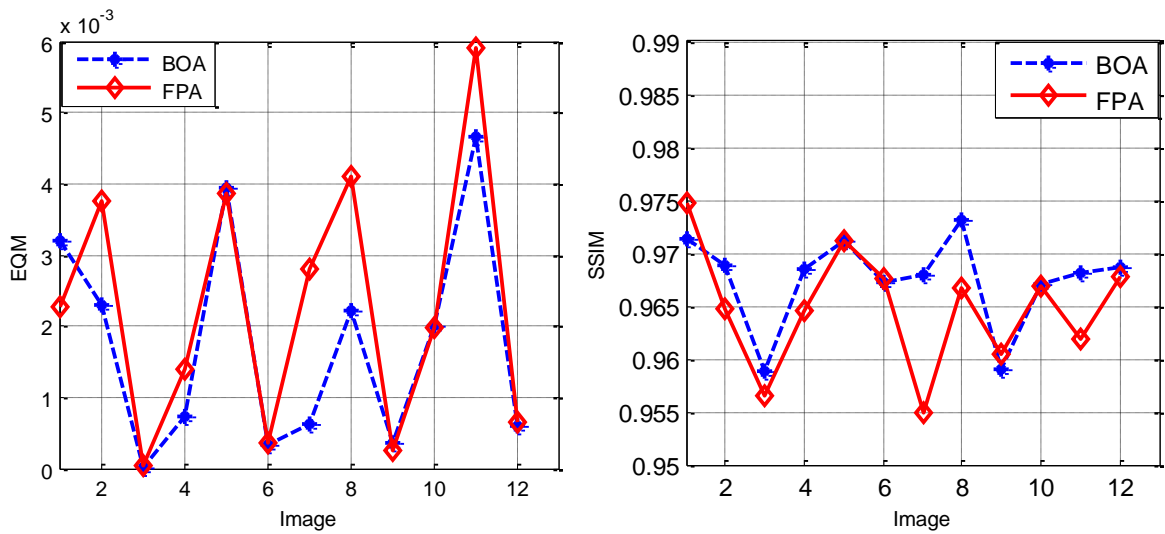
D'après les résultats de simulation de cette section on remarque que :

- Les résultats sont encourageants pour la méthode BOA sur le recalage multimodal et surtout pour les modalités T2/PD (voir figure 3.14-15).
- Les deux méthodes n'estiment pas d'une manière efficace la transformation des modalités PD/T1
- Les deux méthodes estiment la translation  $T_x$  mieux que les autres paramètres ( $T_y$  et  $\theta$ )

## 8. COMPARAISON QUALITATIVE ENTRE BOA ET FPA

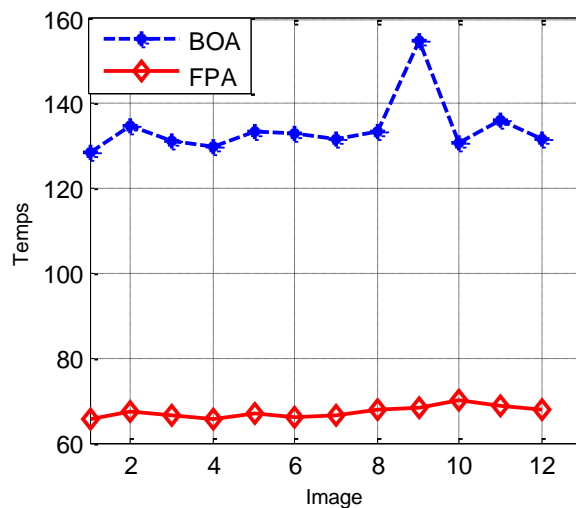
Maintenant on teste les deux approches sur douze images médicales prises par différentes sondes IRM et CT. Les courbes de la figure 3.15 représentent les EQMs les SSIMs et le temps de l'exécution pour le recalage de ces images par les deux algorithmes. On remarque que la

méthode BOA présente des bons résultats pour la plus part des images sauf la première image. On remarque aussi que la méthode FPA est très rapide par rapport à la méthode BOA.



(a) EQM

(b) SSIM



(c) Temps de l'exécution du recalage

**Figure 3-16** EQM, SSIM et temps de calcul pour le recalage des deux images par la méthode BOA et FPA.

## 9. CONCLUSION

Dans ce chapitre, la première partie représente une description générale de notre travail. La deuxième partie, a été consacrée à la discussion des résultats obtenus après simulation ou nous avons appliqué l'optimisation basée sur les méthodes d'optimisations BOA et FPA pour le recalage monomodale et multimodal. Ces méthodes donnent des bons résultats pour des d'images médicales IRM et CT pour le recalage monomodal et IRMT1/T2/PD pour le



recalage multimodal. Nous pouvons dire en général que les deux algorithmes convergent presque vers les mêmes résultats. Cependant l'algorithme BOA dépasse l'algorithme FPA dans certains cas.

---

## CONCLUSION GENERALE

---

Le recalage d'images est une technique qui consiste à la mise en correspondance de deux ou plusieurs images prises à différents moments, depuis différents capteurs ou à partir de différents points de vue [1]. Ceci afin de pouvoir comparer ou combiner leurs informations respectives [12]. Cette mise en correspondance se fait par la recherche de la meilleure transformation géométrique qui appliquée à une image source, permet de la rendre en correspondance avec l'image référence. Il existe trois méthodes de recalage ; les méthodes géométriques, les méthodes iconiques et les méthodes hybrides. Le recalage géométrique consiste à extraire les primitives géométrique de l'image, le recalage iconique s'appuie sur les intensités des images à recaler et le recalage hybride qui combine les deux approches précédentes [10]. La stratégie d'optimisation permet de déterminer la meilleure transformation en fonction du critère de similarité dans l'espace de recherche défini par le modèle de transformation. Pour trouver la meilleure solution possible au problème d'optimisation, des algorithmes méta heuristiques inspirés de la nature ont été utilisés.

Dans le cadre de notre étude, nous nous sommes intéressés au recalage iconique rigide, appliqué aux images médicales monomodales et multimodales en utilisant l'information mutuelle comme critère de similarité et de deux algorithmes méta heuristiques ; BOA et FPA pour l'optimisation.

- L'algorithme d'optimisation des papillons (BOA) est l'un des nouveaux algorithmes d'optimisation méta heuristique inspiré de la nature, qui simule les capacités de recherche de nourriture des papillons biologiques et le comportement d'accouplement des papillons [20].
- L'algorithme de pollinisation des fleurs (FPA) est un algorithme méta heuristique inspiré de la nature qui imite le comportement de pollinisation des plantes à fleurs [5].

Ces deux méthodes constituant une classe de méthodes approchées adaptables à un grand nombre de problèmes d'optimisation, semblent très prometteuses pour le recalage d'images médicales. Le travail effectué concerne une étude comparative entre ces deux méthodes.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de ces méthodes (FPA et BOA). L'étude comparative la ressemblance de ces deux algorithmes avec de légères différences.

De plus la qualité des solutions trouvées par ces deux méthodes dépend de leur paramétrage, il faut éviter que les algorithmes ne convergent trop rapidement vers un

Optimum local, et de l'équilibre à trouver entre un balayage de tout l'espace des solutions et une exploration locale poussée.

On verra que certains paramètres ont une très grande influence sur la qualité du résultat, tandis que d'autres ne semblent pas l'affecter de manière excessive.

Effets sur l'évolution si on change la taille de la population

La modification de la taille de la population a une très grande influence sur le résultat final : en effet d'après l'observation faites, plus la population est grande, plus le résultat est proche de l'optimum et plus la vitesse de convergence est élevée (en terme de nombre de générations).

## Références

- [1] B.Fischer, J. Modersitzki, “Ill-posed medicine - An introduction to image registration”, Institute of Mathematics, University of Lubeck, Germany *Inverse Problems*, 24(3).2008.
- [2] A. Kharrat, S. Belhassani, M.Bousselmi, M.Abid, “Recalage rigide robuste d’images médicales mono-modal intra-patient par appariement de regions: block matching,” *second int. conf. e-medisys Sfax*, pp. 1–8, Tunisia .2008 .
- [3] H. Dida , F. Charif , A. Benchabane , “ Registration of computed tomography images of a lung infected with COVID-19 based in the new meta-heuristic algorithm HPSGWO”,. *Multimed Tools Appl.* 81(13), p:18955-18976.2022.
- [4] F. Charif, A. Benchabane, Z. Bebboukha, "Multimodal Medical Images Registration Using Biogeography-Based Optimization Algorithm," *2019 6th International Conference on Image and Signal Processing and their Applications (ISPA)*, 2019, pp. 1-5
- [5] Yang, X. S. “ Flower pollination algorithm for global optimization”. *In international conference on unconventional computing and natural computation*, pp : 240-249. Springer,Berlin, Heidelberg, 2012.
- [6] S. Arora, S. Singh, “Butterfly optimization algorithm : a novel approach for global optimization,” *Soft Comput.*, vol. 23, no. 3, pp. 715–734, 2019.
- [7] S. Mambo, “Optimisation and performance evaluation in image registration techniques,” Thèse de Doctorat en Sciences, Signal and Image Processing. Université Paris-Est ; Tshwane University of Technology, 2018
- [8] A.Zegdou, G. kafi, “Recalage automatique rigide d’images pcb par la méthode méta-heuristique CSA,” Mémoire de master en électronique de l’Université Kasdi Merbah,Oargla, 2020.
- [9] Z. Bebboukha, “Recalage d’images multimodales avec les méthodes métha-heuristiques,” Mémoire de master en électronique de l’Université Kasdi Merbah,Oargla, 2019.
- [10] N.Boufar , A.Taghribet, “L’utilisation des systèmes auto-organisés pour analyser les images médicales” Mémoire de master en informatique de l’université Larbi Ben M’hidi,Oum el Bouaghi ,2016.

- [11] G. Hassina , “Recalage des images médicales : application aux images rétiniennes,” Mémoire de master en génie biomédical de l'université Abou Bakr Belkaïd ,Tlemcen , 2017.
- [12] M.Oubadja ,S .Fedila ,“Recalage d ’ image par la transformée de fourier,” Mémoire de master en automatique de l'Université Mouloud Mammeri , Tizi Ouzou, 2017.
- [13] G.Erik , L.Miller, “Entropy and mutual information,” University of Massachusetts, Amherst” *theory inf. coding*, pp. 17–49, 2013
- [14] A.Boucher, “Recalage et analyse d’un couple d’images : application aux mammographies,” Thèse de doctorat en informatique de l'Université Paris, 2013.
- [15] Z. Wang, A.Bovik, H.Sheikh, E.Ssimoncelli, “Image quality assessment: from error visibility to structural similarity,” *IEEE Trans. image process.*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [16] U.Sara, M. Akter, M.Suddin, “Image quality assessment through fsim, ssim, mse and psnr—a comparative study,” *Journal of computer and communications*.vol. 07, no. 03, pp. 8–18, 2019
- [17] T. Hammia , M.Gemaz, “Recalage d ’ image rigide par la technique de transformée de F ourier-Mellin,”Mémoire de master en génie électrique de l'Université Kasdi Merbah,Ouargla, 2017.
- [18] A. El Dor, “Perfectionnement des algorithmes d’optimisation par essaim particulière. Applications en segmentation d’images et en électronique,” Thèse de Doctorat en informatique de l'Université Paris-Est .Français. 2012.
- [19] M. Mihoubi ,“*Une métaheuristique hybride pour le problème d’optimisation dans les réseaux de capteurs sans fils*“ .Thèse de Doctorat en Sciences , Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès ,2021.
- [20] M. Zhang, D. Long, T. Qin, and J. Yang, “A chaotic hybrid butterfly optimization algorithm with particle swarm optimization for high-dimensional optimization problems,” *Symmetry (Basel)*., vol. 12, no. 11, pp. 1–27, 2020
- [21] M. Tubishat, M. Alswaitti, S. Mirjalili, M. A. Al-Garadi, M. T. Alrashdan, and T. A. Rana, “Dynamic butterfly optimization algorithm for feature selection,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 194303–194314, 2020.
- [22] S. Arora and S. Singh, “An improved butterfly optimization algorithm with chaos,” *J. Intell. Fuzzy Syst.*, vol. 32, no. 1, pp. 1079–1088, 2017.
- [23] H. Saadia, Chitour , “Introduction à L’optimisation par des Algorithmes Inspirés de la

Nature” Mémoire de Master en Mathématiques de l'Université Mohamed Khider, Biskra,2019.

- [24] D. Bennadji,“ *L’algorithme de Pollinisation des Fleurs*” Mémoire de Master en Mathématiques de l' Université Mohamed khider, Biskra,2020.

---

## RESUME

---

Le recalage d'images joue aujourd'hui un rôle important dans de nombreux domaines dont le plus important est l'imagerie médicale, en particulier après l'émergence du COVID -19. Le recalage d'image est une technique essentielle dans le traitement et l'analyse d'images médicales. Le recalage d'images fait référence à la procédure ayant pour but de trouver une transformation spatiale reliant deux ou plusieurs images. Dans ce travail, nous avons présenté l'optimisation par deux algorithmes méta heuristique : l'algorithme d'optimisation des papillons (BOA) et l'algorithme de pollinisation des fleurs (FPA) comme stratégie de recherche et l'information mutuelles (MI) comme mesures de similarité. Les résultats de simulation obtenus après l'application de ces deux algorithmes aux images médicales monomodales et multimodales montrent la présence de nombreux points de congruence entre les deux algorithmes avec de légères différences.

**Mots clés :** Recalage d'images médicales, COVID -19, information mutuelle (MI), indice de similarité structurelle (SSIM), L'algorithme d'optimisation des papillons (BOA), l'algorithme de pollinisation des fleurs (FPA).

---

## ABSTRACT

---

Image registration today plays an important role in many fields, the most important of which is medical imaging, especially after the emergence of COVID - 19. Image registration is an essential technique in the processing and analysis of medical images. Image registration refers to the procedure aimed at finding a spatial transformation connecting two or more images. In this work, we presented optimization by the butterfly optimization algorithm (BOA) and the flower pollination algorithm (FPA) as a search strategy and mutual information (MI) as similarity measure. The simulation results obtained after the application of these two algorithms to monomodal and multimodal medical images show the presence of many points of congruence between the two algorithms with slight differences.

**Keywords:** Medical image registration, COVID -19, Mutual information, Structural similarity index, Butterfly optimization algorithm (BOA), Flower pollination algorithm (FPA).

---

## الملخص

---

يلعب تسجيل الصور اليوم دورًا مهمًا في العديد من المجالات، أهمها التصوير الطبي، خاصة بعد ظهور مرض كوفيد -19. يعد تسجيل الصور تقنية أساسية في معالجة الصور الطبية وتحليلها. يشير تسجيل الصورة إلى الإجراء الذي يهدف إلى إيجاد تحويل مكاني يربط بين صورتين أو أكثر. في هذا العمل، قدمنا التحسين من خلال خوارزمية تحسين الفراشة (BOA) وخوارزمية تلقيح الأزهار (FPA) كاستراتيجية بحث والمعلومات المتبادلة (MI) كمقياس للتشابه. تظهر نتائج المحاكاة التي تم الحصول عليها بعد تطبيق هاتين الخوارزميتين على الصور الطبية أحادية الوسائط ومتعددة الوسائط وجود العديد من نقاط التطابق بين الخوارزميتين مع وجود اختلافات طفيفة.

**الكلمات الرئيسية:** تسجيل الصور الطبية، كوفيد-19، المعلومات المتبادلة، مؤشر التشابه الهيكلي، خوارزمية تحسين الفراشة (BOA)، خوارزمية التلقيح بالزهور (FPA).