

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

**MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

**Faculté des Nouvelles technologies de l'information et de la communication
Département D'électronique**



MEMOIRE MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et Techniques.

Filière : Électronique.

Spécialité : Système Télécommunication.

Présenté par :

LABED Chahira

BRAHIMI Bedra

THEME

Recalage d'images utilisant la technique

PSO

Soutenu publiquement

Le : 24/06/2018

Devant le jury :

Mr.	D.SAMAI	MCB	Président	UKM Ouargla
Mme.	N.DAHRAOUI	MAA	Examinatrice	UKM Ouargla
Mme.	F.CHARIF	MCB	Encadreur	UKM Ouargla
Mr.	A.BENCHABANE	MCB	Co-Encadreur	UKM Ouargla

Année Universitaire : 2017/2018



Remerciements



*Nous tenons tout d'abord à remercier ALLAH le tout puissant et
miséricordieux, qui nous a donné la force et la
patience d'accomplir ce modeste travail.*

*Tous nos infinis remerciements à notre encadreur **Mme: FELLA CHARIF**
pour son aide, conseils et remarques qui nous ont permis de présenter notre
travail dans sa meilleure forme.*


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

*Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à tous les professeurs qui
nous ont Enseigné et qui par leurs compétences nous ont soutenu dans la
poursuite de nos études.*

*Enfin nous remercions tous ceux qui ont contribués de près ou de loin à
l'élaboration de Ce modeste travail, trouvant ici l'expression de notre
profonde gratitude et profonds respects.*

Merci à tous et à toutes.

CHAHIRA ET BEDRA



Dédicace

*Je dédie ce mémoire à mes chers parents
pour leur patience, leur amour, leur
soutien et leurs encouragements*

À mes frères et soeurs Nassima,

Karima, Salima, Abdessamad,

Nabila et Abdelhakim

*À tous mes amis qui m'ont soutenu
dans l'accomplissement de ce travail*

*À tous mes professeurs et à tous ceux
qui se sont engagés dans ces modestes
travaux.*

CHAHIRA.

Dédicace

*Je dédie ce mémoire à mes chers
parents pour leur patience, leur
amour, leur soutien et leurs
encouragements*

À mes frères et Mes sœurs

*À tous mes amis qui m'ont soutenu
dans l'accomplissement de ce travail*

*À tous mes professeurs et à tous ceux
qui se sont engagés dans ces modestes
travaux.*

Bedra

Table des matières

Remerciements	i
Dédicace	ii
Table des matières	iv
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	ix
Glossaire	x
Introduction générale	01
<hr/> <i>Chapitre 1 : Généralités sur le recalage d'images</i> <hr/>	
1.1. Introduction	03
1.2. Définition du recalage d'images	03
1.2.1. Définition méthodologique	03
1.2.2. Définition formelle	04
1.3. Principes de recalage.	04
1.3.1. Relation entre les images et nature des primitives	05
1.3.1.1. Relation entre les images	05
1.3.1.2. Nature des primitives	06
1.3.2. Espace et Nature des transformations	06
1.3.2.1. Nature de transformation	07
1.3.2.2. Domaine de transformation	08
1.3.3. Critères de similarité	09
1.3.3.1. Erreur quadratique moyenne (MSE)	09
1.3.3.1. Information mutuelle	10
1.3.3.2. Indice de similarité structurelle SSIM	11
1.3.4. Méthode d'optimisation	13
1.3.4.1. Méthodes directes	13
1.3.4.2. Méthodes exhaustives	14
1.3.4.3. Méthodes numériques itératives	14
1.3.4.4. Méthodes stochastiques	14
1.4. Approches de recalage	14
1.4.1. Recalage géométrique	15
1.4.1.1 Avantage	15

1.4.1.2. Inconvénients	15
1.4.2. Recalage iconique	16
1.4.2.1 Avantage	16
1.4.2.2. Inconvénients	16
1.4.3. Méthodes hybrides	16
1.5. Validation de recalage	17
1.5.1. Validation par inspection visuelle	17
1.5.2. Influence de la base d'images	17
1.5.3. Validation sur champs de déformation synthétiques	17
1.6. Domain d'applications	17
1.6.1. Vision numérique et reconnaissance de motifs	17
1.6.2. Télédétection	18
1.6.3. Imagerie médicale	18
1.7. Conclusion	19
<i>Chapitre 2 : Méthode d'optimisation par essaim particulière</i>	
2.1. Introduction	20
2.2. Problème d'optimisation	20
2.2.1. Optimisation mono-objectif	20
2.2.2. Classification des problèmes d'optimisation	21
2.3. Optimisation de l'essaim de particules (PSO)	22
2.3.1. Principe de la PSO	23
2.3.2. Composantes de la PSO	23
2.3.3. Formulation	24
2.4. Notion de voisinage	26
2.4.1. Voisinages sociaux	26
2.4.2. Voisinage géographique	27
2.5. Modèle de PSO	28
2.5.1. PSO version globale	28
2.5.2. PSO version locale	29
2.6. Présentation de l'algorithme PSO	29
2.6.1. Algorithme de base du PSO	29
2.6.2. Critères d'arrêt	30
2.7. Configuration des paramètres	30

2.7.1. Nombre de particules	31
2.7.2. Vitesse maximale	31
2.7.3. Coefficients de confiance et coefficient d'inertie	31
2.8. Amélioration des algorithmes PSO	32
2.8.1. Coefficient d'inertie	32
2.8.2. Coefficient de constriction	32
2.8.3. Confinement des particules	33
2.9. Avantages et Inconvénients de PSO	33
2.10. Conclusion	34
<i>Chapitre 3 : Résultats et interprétations</i>	
3.1. Introduction	35
3.2. Méthodes de tests	35
3.3. Images de tests	36
3.4. Validation des méthodes	37
3.5. Choix des paramètres du PSO	37
3.6. Recalage monomodal : Evaluation et Discussions	39
3.7. Recalage multimodal: Evaluation et Discussions	47
3.8. Conclusion	50
Conclusion générale	51
Bibliographie	52

Liste des figures

<i>Figure</i>	<i>Titre</i>	<i>Page</i>
Figure 1.1	<i>Définition de recalage d'image</i>	03
Figure 1.2	<i>Schéma du principe général du recalage de l'image cible sur image de référence</i>	04
Figure 1.3	<i>Exemple de deux capteurs différents</i>	06
Figure 1.4	<i>Exemple d'images médicales prises par différentes modalités.</i>	06
Figure 1.5	<i>Exemples de transformation géométriques</i>	07
Figure 1.6	<i>Information mutuelle</i>	10
Figure 1.7	<i>Diagramme du système de mesure de la similarité structurelle (SSIM)</i>	13
Figure 1.8	<i>Approche géométrique pour faire apparier les caractéristiques d'une image Cette méthode possède évidemment un certain nombre d'avantages et d'inconvénients</i>	15
Figure 1.9	<i>Exemple de recalage iconique</i>	16
Figure 1.10	<i>Reconstruction 3D à partir d'images 2D</i>	18
Figure 1.11	<i>Exemple d'application du recalage avec des images satellitaires (mosaïque d'images)</i>	18
Figure 1.12	<i>Exemple de fusion de deux images rétiniennes de différente modalité</i>	18
Figure 2.1	<i>Classification des méthodes de résolution de problèmes d'optimisation</i>	22
Figure 2.2	<i>Volée d'Anser en formation en V [21]</i>	23
Figure 2.3	<i>Compromis entre deux déplacements possibles</i>	24
Figure 2.4	<i>Déplacement d'une particule</i>	25
Figure 2.5	<i>Voisinage social en anneau</i>	26
Figure 2.6	<i>Voisinage social en rayon</i>	26
Figure 2.7	<i>Voisinage social en étoile</i>	27

Figure 2.8	<i>Voisinage social en quatre groupes</i>	27
Figure 2.9	<i>Exemple de voisinage géographique</i>	28
Figure 2.10	<i>Le modèle d'optimum global de la PSO</i>	28
Figure 2.11	<i>Le modèle d'optimum local de la PSO</i>	29
Figure 2.12	<i>Algorithme de la méthode du PSO</i>	30
Figure 3.1	<i>Principe de la simulation de recalage d'images</i>	36
Figure 3.2	<i>Images de test pour le recalage monomodal.</i>	36
Figure 3.3	<i>Images médicales de test pour le recalage multimodal</i>	37
Figure 3.4	<i>Courbes de convergence du PSO en fonction du nombre de particules pour les trois méthodes de recalage.</i>	38
Figure 3.5	<i>Courbes de convergence du PSO en fonction des coefficients de construction ρ_1 et ρ_2 pour les trois méthodes de recalage</i>	38
Figure 3.6	<i>Résultat du recalage monomodal de l'image Pole3 pour la méthode de MI et ses variantes.</i>	40
Figure 3.7	<i>Evolution de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image Pole3.</i>	41
Figure 3.8	<i>Evolution de l'erreur de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image Pole3.</i>	41
Figure 3.9	<i>Résultat du recalage monomodal de l'image satellitaire pour la méthode MNMI-PSO.</i>	41
Figure 3.10	<i>Evolution de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image satellitaire.</i>	42
Figure 3.11	<i>Evolution de l'erreur de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image satellitaire.</i>	42
Figure 3.12	<i>Graphe de la convergence de la méthode MNMI-PSO pendant le processus de recalage</i>	43
Figure 3.13	<i>Résultat du recalage multimodal de deux images IRMT2/IRMPd pour la méthode MNMIPSO,</i>	49

Liste des tableaux

<i>Tableau</i>	<i>Titre</i>	<i>Page</i>
Tableau 1.1	<i>Exemples de recalage selon la nature et le domaine de transformation</i>	09
Tableau 2.1	<i>Avantages et Inconvénients du PSO</i>	33
Tableau 3.1	<i>Schéma du principe général du recalage de l'image cible sur image de référence</i>	39
Tableau 3.2	<i>Exemple de deux capteurs différents</i>	43
Tableau .3.3	<i>Performances de la méthode NMI-PSO pour le recalage monomodal pixéllique.</i>	44
Tableau .3.4	<i>Performances de la méthode MNMI-PSO pour le recalage monomodal pixéllique.</i>	44
Tableau .3.5	<i>Performances de la méthode SSIM-PSO pour le recalage monomodal pixéllique.</i>	45
Tableau .3.6	<i>Performances de la méthode MI-PSO pour le recalage monomodal sous-pixéllique.</i>	45
Tableau .3.7	<i>Performances de la méthode NMI-PSO pour le recalage monomodal sous-pixéllique.</i>	46
Tableau .3.8	<i>Performances de la méthode MNMI-PSO pour le recalage monomodal sous-pixéllique.</i>	46
Tableau .3.9	<i>Performances de la méthode SSIM pour le recalage monomodal sous-pixéllique.</i>	47
Tableau .3.10	<i>Performances de la méthode MI-PSO pour le recalage multimodal .</i>	47
Tableau .3.11	<i>Performances de la méthode MNMI-PSO pour le recalage multimodal.</i>	48
Tableau .3.12	<i>Performances de la méthode SSIM-PSO pour le recalage multimodal.</i>	48
Tableau .3.13	<i>Performances de la méthode NMI-PSO pour le recalage multimodal .</i>	48
Tableau .3.14	<i>Performances du recalage multimodal pour des images prises par différents capteurs</i>	49

Glossaire

- EQM** : Erreur quadratique moyenne
- CT** : Computerized tomography
- IRM** : Imagerie par résonance magnétique
- LNMI** : Information mutuelle normalisée logarithmique
- MI** : L'information mutuelle
- MNMI** : Information mutuelle normalisée modifiée
- MSE** : Erreur quadratique moyenne (Mean Square Error)
- NMI** : L'information mutuelle normalisée
- OEP** : d'Optimisation par Essaim Particulaire
- PSO** : particul swarm d'optimization
- SSD** : sum of square differences
- SSIM** : Indice de similarité structurelle
- TEP** : Tomographie Émission de Positrons

The background of the page is a light beige color with a faint, repeating pattern of circuit board traces. The traces are thin, dark brown lines that form a complex, interconnected network. The pattern is most prominent in the top-left and bottom-right corners, where it appears as a dense, dark brown graphic. In the center, the title is written in a large, elegant, black serif font. The title is split into two lines: the first line is "Introduction" and the second line is "générale".

Introduction

générale

Introduction générale

Le traitement d'images joue désormais un rôle prépondérant dans un grand nombre de domaines tels que l'imagerie médicale, satellitaire ou optique. La quantité de données, souvent importante, peut être allégée grâce à une automatisation de l'analyse et de l'interprétation des images. Une des problématiques principales est de mettre en correspondance un ensemble d'images pour regrouper ou comparer leurs informations respectives. Cette technique, appelée recalage d'image, repose sur le calcul d'une fonction de transformation spatiale entre les images au lieu de les superposer à l'optimum de leurs critères de ressemblance [2].

Bien que ce sujet de recherche soit un problème remontant aux années 1980 a été largement pris en compte par la communauté scientifique, n'a pas encore été complètement résolu en raison de la complexité des nouvelles images, leur diversité et l'émergence de nouvelles restrictions. Les techniques de recalage sont très complexes, diverses et très pertinentes pour les types de capteurs utilisés. Par conséquent, on distingue deux grandes approches de recalage : les approches géométriques et les approches iconiques [2].

Les approches géométriques sont basées sur l'extraction des primitives géométriques de l'image afin de pouvoir estimer la transformation optimale pour le recalage. Cependant les approches iconiques utilisent l'ensemble de l'information portée par les valeurs d'intensités des images à recaler. Elles consistent essentiellement à optimiser un critère de similarité fondé uniquement sur des comparaisons d'intensités [12].

Nous allons axer ce travail de recherche sur l'utilisation de l'approche iconique sur des images de différentes modalités et ce par la combinaison de l'information mutuelle (MI) ou l'indice de similarité structurelle (SSIM) et d'un algorithme d'optimisation qui est issue d'une analogie avec les comportements collectifs de déplacements d'animaux nommé optimisation par essaim de particules (Particule Swarm Optimization) ou PSO[13,16,21]. Pour le recalage, le choix s'est porté sur l'utilisation de la transformation rigide.

Le manuscrit se compose de trois chapitres organisés comme suit :

Chapitre 1 : Généralités sur le recalage d'images

Dans ce chapitre nous allons présenter quelques concepts de base sur le recalage d'images.

Chapitre 2 : Méthode d'optimisation par essaim particulière

Ce chapitre va être consacré à la présentation de l'optimisation par essaim particulière avec ses différentes améliorations.

Chapitre 3 : Résultats et interprétations

Ce dernier chapitre nous permettra d'évaluer et de comparer les algorithmes étudiés à travers une série de tests qui comporte des images issues de différentes modalités. .

Enfin, nous clôturons ce mémoire par une conclusion générale qui résume notre contribution.

The background of the page is a light beige color with a faint, repeating pattern of circuit board traces. The traces are thin, dark lines that form a complex network of paths, some straight and some curved, with small circular nodes at various points. The pattern is most prominent in the corners and fades slightly towards the center.

Chapitre 1

Généralités sur le recalage d'images

Chapitre 1

Généralités sur le recalage d'images

1.1. Introduction

Le recalage d'images est un sujet important pour plusieurs applications comme l'analyse d'images médicales, la télédétection et la cartographie. Il s'agit d'aligner géométriquement deux images d'une même scène, prises à des instants différents, à partir de différents points de vue, ou par différents capteurs [2]. Ce chapitre est consacré d'abord à une définition méthodologique et autre formelle du recalage puis présente différentes notions (mesures de similarités, stratégies, ...) caractérisant le recalage d'images ainsi qu'un état de l'art des différentes approches de recalages. Nous clôturons ce chapitre par quelques applications nécessitant cet outil : le recalage.

1.2. Définition du recalage d'images

1.2.1. Définition méthodologique

Le recalage d'image consiste à trouver la meilleure transformation géométrique qui appliquée à une des images que nous appellerons image source I, permet de la rendre en correspondance avec l'autre image que nous appellerons image référence ou cible J (voir figure1.1).

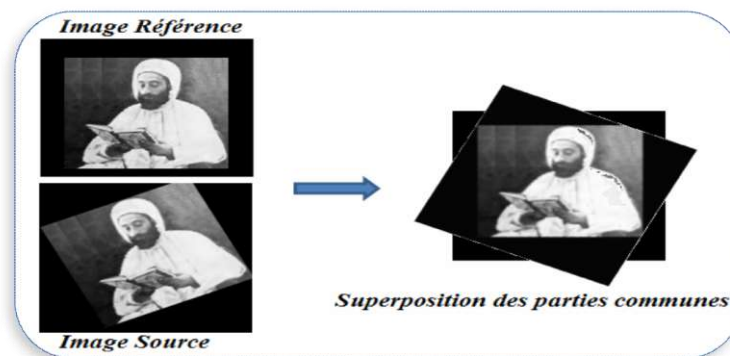


Figure 1.1. Définition de recalage d'image.

1.2.2. Définition formelle

Trouver une transformation T telle que $T(I)$ soit similaire à J au sens d'un certain critère prédéfini [12].

$$T = \min_{T \in E} C(T(I), J) \quad (1.1)$$

Avec

C : Critère de dissimilarité (min) ou de similarité (max),

E : Espace des transformations (rigide-élastique....)

min : Méthodes d'optimisation.

1.3. Principes de recalage

Le processus de recalage revient à se donner une transformation, un ensemble de transformations possibles, deux images (ou des informations extraites de ces images), puis un critère de dissimilarité (min) ou similarité (max) que l'on optimise. Donc tout processus de recalage comme le montre la figure (I.2) doit être essentiellement définie par quatre critères principaux [14]:

1. Relation entre les images et nature des primitives
2. Espace et nature des transformations
3. Critères de similarité
4. Méthodes d'optimisation.

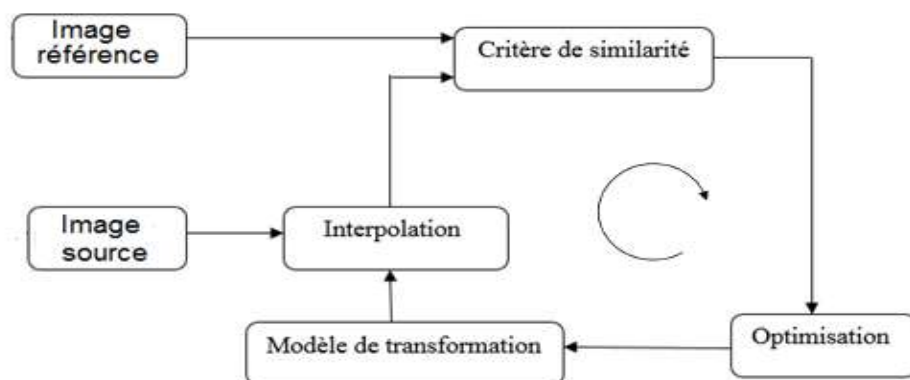


Figure 1.2. Schéma du principe général du recalage de l'image cible sur image de référence.

1.3.1. Relation entre les images et nature des primitives

Le premier critère qui guide le recalage repose sur les caractéristiques des images traitées ainsi que sur le type de relations qui existent entre les images. Ce critère conditionne le type de traitement qui permettra de superposer les éléments à recalcr.

1.3.1.1. Relation entre les images

On présente les différences de modalités et/ou de dimensions (espace et temps) qui existent entre les images.

A. Dimension des images utilisées : Une procédure de recalage peut s'effectuer entre des images de différentes dimensionnalités.

✓ *En dimension spatiale* : on a des images : 2D/2D, 3D/3D.

✓ *En dimension spatio-temporelle*: le temps est considéré comme une dimension, on utilise des séquences d'images (plus de deux images) 2D/2D, 3D/3D où la composante de temps est mise en jeu. Ce recalage a pour but essentiel de faire un suivi de changement dans la scène observée [14].

B. Modalité : Les images peuvent être issues d'une même modalité (captées avec le même type d'appareil) ou multimodales (captées avec différents types d'appareils).

✓ *Monomodale* : Dans le premier cas, les images représentent un même objet à différents moments (suite temporelle) ou suivant différents angles (analyse multiposition).

✓ *Multimodales* : Les images issues de différents capteurs, comme par exemple les images satellite exploitant différents spectres (radar, infrarouge ...) , et les images médicales prises par différents capteurs : la tomodensitométrie (CT -computed tomography- en anglais) qui peut voir clairement les structures du patient, ex. les os et la grosse anatomie, la tomographie par émission de positons (PET-positron emission tomography- en anglais) qui est capable de localiser des activités métaboliques spécifiques mais peut percevoir un nombre limité de structures simples et l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

La figure (1.3) présente un exemple de deux images médicales prise par deux capteurs différents (tomographie par émission de positons et imagerie par résonance magnétique)[14].

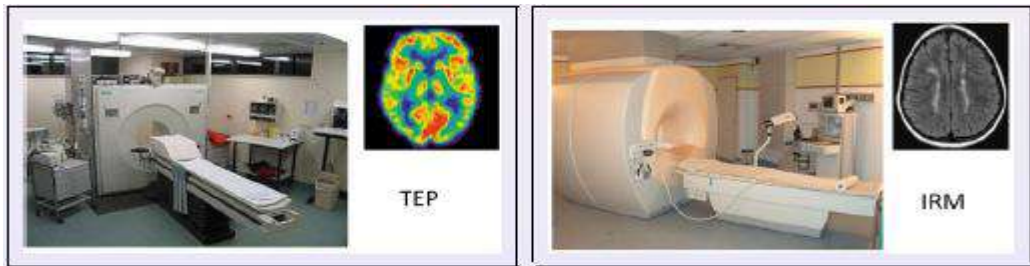


Figure 1.3. Exemple de deux capteurs différents.

La figure (1.4) présente un exemple d'images médicales prises par différentes modalités : la tomodensitométrie, imagerie par résonance magnétique (IRM), tomographie par émission mono-photonique, tomographie par émission de positons.

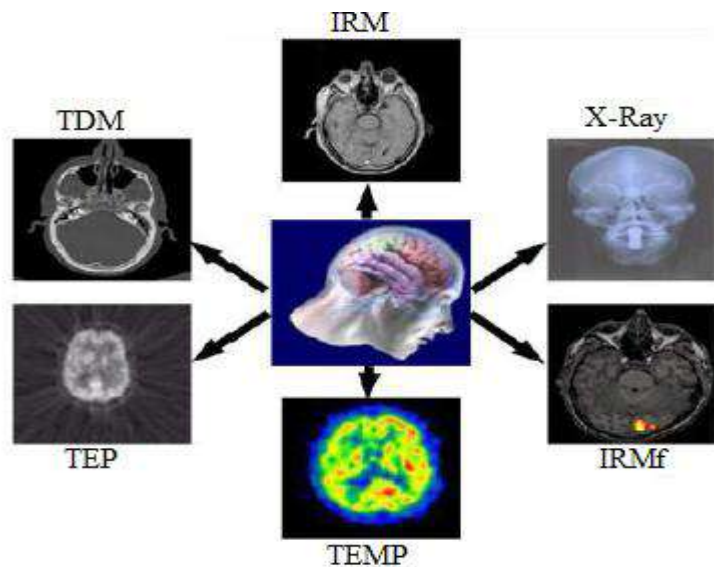


Figure 1.4. Exemple d'images médicales prises par différentes modalités [12].

1.3.1.2. Nature des primitives

Les primitives sont les caractéristiques, extraites des images, qui permettent de guider le recalage. On distingue les primitives extrinsèques (par exemple des marqueurs externes fixés sur le patient) et les primitives intrinsèques (information issue de l'image, comme par exemple les niveaux de gris ou des primitives géométriques extraites) [14].

1.3.2. Espace et Nature des transformations

L'espace de recherche peut être défini par la nature du modèle de déformation qui conditionne la manière dont l'image est géométriquement modifiée (figure. 1.5). En effet les méthodes de recalage dépendent de la nature et domaine de la transformation à effectuer à l'image source :

Transformation rigide : seules les translations et les rotations sont admises, les distances entre les points et les angles entre les lignes sont gardés (voir figure (1.5.b)).

Transformation affine : elle conserve le parallélisme des lignes parallèles (voir figure 1.5.c).

Transformation projective : elle conserve seulement les lignes.

Transformation non rigide : dans ce cas, des transformations plus générales sont utilisées, comme la transformation élastique (voir figure 1.5.d).

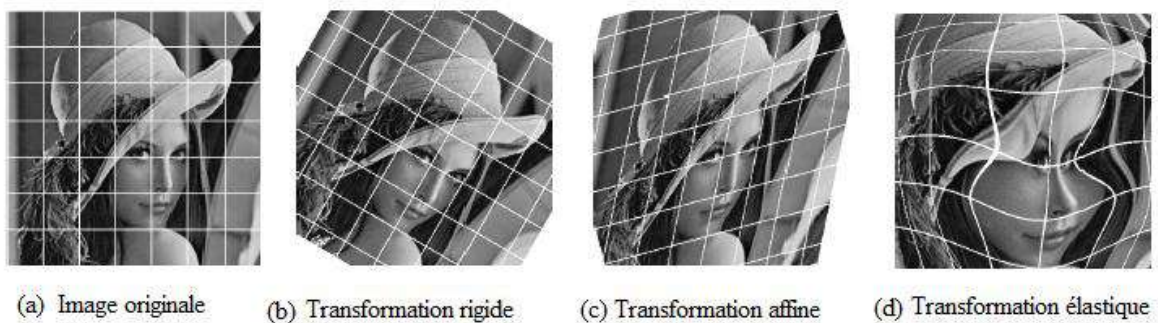


Figure 1.5. Exemples de transformation géométriques.

1.3.2.1. Nature de transformation:

A. Transformation rigide : Les transformations rigides sur une image sont des transformations qui s'effectuent sur toutes les coordonnées d'une image. Nous pouvons ainsi translater une image et lui faire effectuer des rotations. Les distances entre les points et les angles entre les lignes sont gardés. Les coordonnées de chaque point subiront des translations et des rotations suivant une matrice de transformation [14]:

Soit P les coordonnées d'un point d'une image 2D. $P = (x \ y)$

Soit P' les coordonnées du point équivalent dans l'image modifiée. $P' = (x' \ y')$

M la matrice de transformation 3×3 .

Alors :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1.2)$$

La forme d'une matrice de transformation pour une translation (T_x, T_y) est:

$$M = \begin{pmatrix} 1 & 0 & T_x \\ 0 & 1 & T_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.3)$$

Cette transformation permet une translation de l'image de T_x pixels en x et T_y pixels en y .

Pour une rotation de θ radians autour de l'axe des x , la matrice est la suivante:

$$M = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.4)$$

Donc la matrice d'une transformation rigide (translation et rotation) est donnée par :

$$M = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & T_x \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & T_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.5)$$

Dans l'équation précédente, les 3 degrés de liberté sont bien visibles. Tout d'abord, la variable θ indique le premier degré de liberté et elle est associée à la rotation. Les deux derniers degrés de liberté sont associés aux variables qui représentent respectivement les translations en x et y soit T_x et T_y .

B. Transformation Affine : C'est une combinaison de translations, rotations et homothétie (ou changement d'échelle). L'homothétie s est une transformation qui permet d'agrandir ou de réduire l'image dans une ou deux directions de l'espace. Voici la matrice qui résume la transformation affine [14] :

$$M = \begin{pmatrix} s \cdot \cos(\theta) & -s \cdot \sin(\theta) & T_x \\ s \cdot \sin(\theta) & s \cdot \cos(\theta) & T_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.6)$$

Une fois les coordonnées de tous les points de l'image modifiée, nous nous retrouvons avec une image ayant des coordonnées non entières. Il est donc nécessaire de la rééchantillonner (interpoler). Ceci consiste à créer une nouvelle image ayant des coordonnées entières se rapprochant le plus possible de l'image ayant des coordonnées réelles.

1.3.2.2. Domaine de transformation

Les transformations peuvent être :

- **Transformation globale :** la transformation s'applique à l'image entière, Ces méthodes transforment l'image uniformément.

- **Transformation locale** : la transformation s'applique à une partie de l'image. Dans ce cas, l'image est découpée en régions possédant leurs propres transformations.

Le tableau 1.1 illustre deux cas possibles de recalage selon la nature et le domaine de transformation.





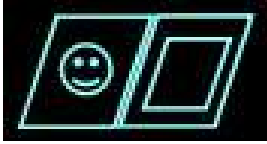
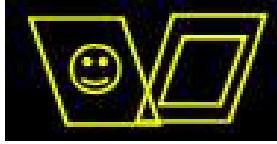

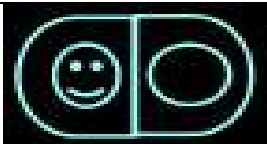
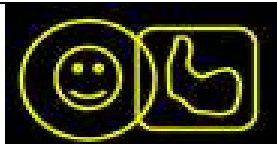
Image originale	Globale	Locale	Transformation
			Rigide
			Affine
			Non rigide

Tableau 1.1. Exemples de recalage selon la nature et le domaine de transformation.

Interpolation

Le ré-échantillonnage de l'image et la transformation représente l'étape où l'image est modifiée par la matrice de transformation trouvée. Le ré-échantillonnage fait référence aux possibles méthodes d'interpolation dans les cas de valeurs non entières. L'interpolation consiste à déterminer les valeurs de l'image transformée à partir de ceux de l'image initiale.

Parmi les méthodes d'interpolations les plus utilisées on trouve la méthode le plus proche voisin, l'interpolation bilinéaire et cubique, grâce à leur implémentation simple et vu qu'ils donnent les meilleurs résultats [12].

1.3.3. Critères de similarité

Parmi les critères de similarité les plus utilisées on trouve [1, 11,19]: MSE, MI et SSIM

1.3.3.1. Erreur quadratique moyenne (MSE)

L'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error) est l'erreur quadratique entre l'image originale et l'image recalée. Le MSE entre l'image de référence I et l'image source recalée $J_{recalée}$ peut être exprimé comme suit:[1]

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - J_{recalée}(i,j)]^2 \quad (1.7)$$

Où $m \times n$ est la taille des images.

1.3.3.1. Information mutuelle

L'information mutuelle (MI) est apparue ces dernières années comme une mesure très efficace de la comparaison d'images. C'est une méthode basée sur l'intensité qui tient compte de la relation spatiale entre les pixels [11].

A. Entropie : L'entropie est une mesure de l'information. Toute image est essentiellement une matrice qui consiste en diverses valeurs d'intensité qui sont de nature aléatoire. La fonction de distribution de probabilité d'entropie de Shannon est définie par l'équation suivante.[11]

$$H(A) = - \sum_a P_A(a) \log_2 P_A(a) \quad (1.8)$$

L'entropie mesure l'incertitude inhérente à la distribution d'une variable aléatoire.

B. Entropie conjointe : L'information mutuelle est une mesure de similarité basée sur l'intensité et est étroitement liée à l'entropie conjointe de deux images qui peuvent être calculées à partir de l'équation suivante.

$$H(A, B) = - \sum_{a,b} P_{A,B}(a, b) \log_2 P_{A,B}(a, b) \quad (1.9)$$

L'entropie conjointe et l'entropie conditionnelle sont des extensions simples qui mesurent l'incertitude dans la distribution conjointe d'une paire de variables aléatoires et l'incertitude dans la distribution conditionnelle d'une paire de variables aléatoires. Les images sont enregistrées lorsque l'une est transformée par rapport à l'autre pour minimiser l'entropie des articulations.[19]

C. Information mutuelle : L'information mutuelle entre deux images est calculée à partir de l'entropie individuelle et de l'entropie conjointe donnée comme suit (voir figure(1.6)):

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (1.10)$$

L'avantage d'utiliser des informations mutuelles sur l'entropie conjointe est d'inclure l'entropie individuelle. Maximiser l'information mutuelle équivaut à minimiser l'entropie conjointe. Après l'enregistrement, l'entropie des jointures augmente au fur et à mesure que

l'appariement est atteint, de sorte que la correspondance entre les pixels augmente, ce qui, en termes, augmente l'information mutuelle. Dans l'enregistrement complet de l'image, l'entropie conjointe a la valeur la plus faible et le MI devient maximal.



Figure.1.6. Information mutuelle.

D. Variantes de l'information mutuelle : Bien que l'information mutuelle soit une bonne métrique, mais il est sensible au chevauchement des régions des images, de sorte qu'en diminuant ces régions, les échantillons seront diminués, ce qui diminuera la puissance de l'estimation de la fonction de probabilité statistique. L'information mutuelle peut également être augmentée avec plus de démontage des images. L'information mutuelle normalisée, *NMI*, métrique a été proposée pour surmonter ce problème. Il a moins de sensibilité aux changements de chevauchement. *NMI* est donnée par :

$$NMI = \frac{H(A)+H(B)}{H(A,B)} \quad (1.11)$$

À chaque modification des valeurs des paramètres à chaque étape, une nouvelle transformation est appliquée à l'image flottante. Donc son entropie est changée. En conséquence, la mesure de l'information mutuelle n'est pas une fonction uniforme et comporte de nombreuses fluctuations. Pour avoir une courbe plus lisse, une information mutuelle normalisée logarithmique, *LNMI*, a été utilisée dans [19] avec l'expression suivante.

$$LNMI = \frac{H(A)+\log(H(B)+1)}{H(A,B)} \quad (1.12)$$

Dans [19] les auteurs proposent une information mutuelle normalisée modifiée, *MNMI*, qui est plus efficace et a une courbe plus lisse que le LNMI, et est comme l'expression suivante:

$$MNMI = \frac{\log(H(A)+10^{-2})+\log(H(B)+10^{-2})}{H(A,B)} \quad (1.13)$$

Comme nous le voyons dans l'équation *LNMI*, l'entropie de l'image flottante $H(B)$ est moins efficace que l'entropie de l'image de référence $H(A)$, donc elle a moins de rôle dans l'estimation du paramètre de transformation. Cependant, comme l'équation (1.13) montre les effets des deux images sont similaires dans *MNMI*. [9]

1.3.3.2. Indice de similarité structurelle SSIM

Parmi les métriques les plus populaires et les plus utilisées, on trouve SSIM (Structural Similarity Index) qui est basée sur la similarité structurelle entre deux images comme le cas de l'oeil humain qui est sensible aux changements dans la structure [21]. Cette métrique est basée sur trois composantes : la luminance, le contraste et la structure de l'image. La métrique SSIM est calculée sur plusieurs fenêtres d'une image. On dénote x et y l'image originale et l'image déformée respectivement.

La *luminance* est estimée par la mesure de l'intensité moyenne de chaque fenêtre:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1.14)$$

Où :

N : le nombre de pixels de chaque fenêtre.

x_i L'intensité d'un pixel.

Le *contraste* est estimé par la mesure de la variance de chaque fenêtre :

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2} \quad (1.15)$$

La similarité est déterminée par la perte de corrélation entre les deux fenêtres:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y) \quad (1.16)$$

La fonction de comparaison de:

- ✓ La luminance notée par $l(x, y)$ est une fonction de x et y .
- ✓ Le contraste entre deux fenêtres noté par $c(x, y)$, comparent les variances de x et y .
- ✓ La structures des deux fenêtres données par la fonction $s(x, y)$ en fonction de deux fenêtres normalisés.

Finalement la fonction mesurant la similarité, est une fonction de $l(x, y)$, $c(x, y)$ et de $s(x, y)$ et donnée par :

$$SSIM(x, y) = f(l(c, y), c(x, y), s(x, y)) \quad (1.17)$$

Une propriété intéressante est que les trois composants de la fonction $f(\cdot)$ sont relativement indépendants. Aussi, la fonction $S(x, y)$ doit satisfaire les conditions suivantes :

1. $SSIM(x, y) = SSIM(y, x)$
2. $SSIM(x, y) \leq 1$
3. $SSIM(x, y) = 1$ si et seulement si $x = y$

Wang et Al ont proposé dans [5] une fonction de comparaison de luminance de la forme :

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + (k_1l)^2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + (k_1l)^2} \quad (1.18)$$

Où k_1 est une constante de très faible valeur. La constante $(k_1l)^2$ évite l'instabilité de la fonction de comparaison lorsque $\mu_x^2 + \mu_y^2$ sont très proches de zéro. Dans le cas des images à niveau de gris, la constante est $l = 255$.

La fonction de comparaison de contraste prend une forme similaire :

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + (k_2l)^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (k_2l)^2} \quad (1.19)$$

où k_2 est une constante de très faible valeur.

La comparaison de structure est réalisée par la corrélation entre les deux vecteurs après soustraction de la luminance et normalisation par la variance. Alors la fonction de comparaison structurelle est donnée par:

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + (k_2l)^2}{2\sigma_x\sigma_y + (k_2l)^2} \quad (1.20)$$

Finalement, la mesure de similarité résultante des trois comparaisons est donnée par une expression simplifiée de l'index de similarité structurelle entre x et y :

$$SSIM(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + (k_1l)^2}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + (k_1l)^2} * \frac{2\sigma_{xy} + (k_2l)^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + (k_2l)^2} \quad (1.21)$$

L'index de similarité est exploité pour un choix approprié des constantes k_1 et k_2 pour généraliser l'évaluation à toute l'image [21].

La figure (1.7) le diagramme du système de mesure de la similarité structurelle (SSIM)

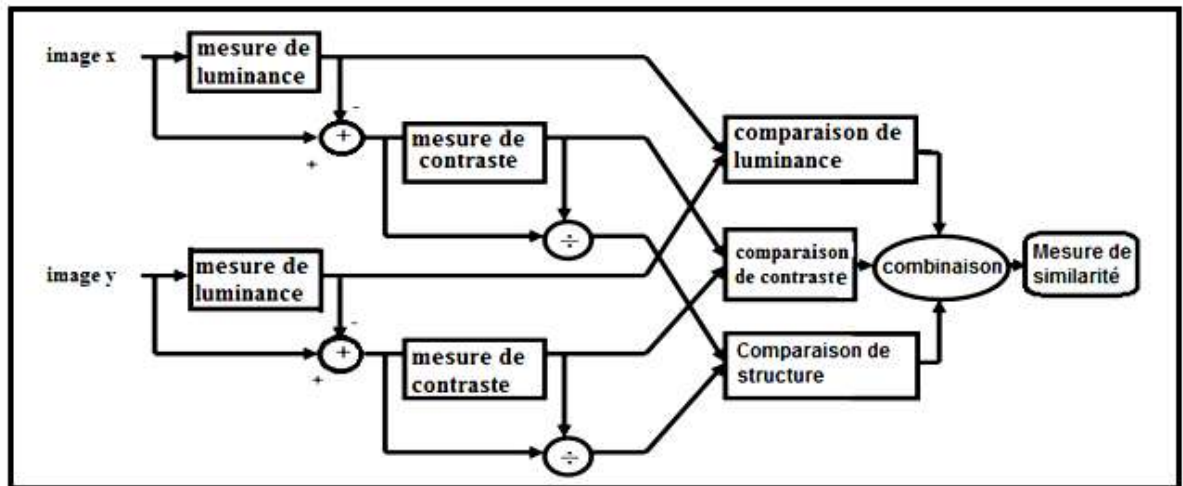


Figure 1.7. Diagramme du système de mesure de la similarité structurelle (SSIM) [4].

1.3.4. Méthode d'optimisation

C'est la stratégie qui permet de trouver la transformation optimale basée sur un certain critère de similarité défini par le modèle de déformation dans l'espace de recherche. En général, quatre catégories de stratégies de recherche peuvent être distinguées [12,14]:

1.3.4.1. Méthodes directes :

Ces méthodes sont envisageables lorsque le nombre de paramètres à estimer est faible. L'estimation d'une transformation rigide ou affine entre deux images de faibles tailles, en minimisant la somme du carré des erreurs sur l'ensemble des points, admet une solution analytique.

1.3.4.2. Méthodes exhaustives

Elles consistent à échantillonner régulier l'ensemble de l'espace des paramètres et à retenir la solution optimale. Bien qu'elles permettent d'accéder au minimum global avec une précision définie par le pas d'échantillonnage, elles sont, en pratique, rarement utilisées car trop coûteuse en temps de calcul.

1.3.4.3. Méthodes numériques itératives :

Ces méthodes sont envisagées lorsque la fonction de coût à minimiser est une fonction non-linéaire. Elles reposent sur le calcul du gradient de la fonction de coût (méthode de gradient et méthode de gradient conjugué) ou sur le calcul de hessien de la fonction de coût (méthode de Newton et méthode de levenberg-marquardt) .Ces méthodes sont des méthodes itératives qui améliorent pas à pas la transformation estimée jusqu'à convergence.

Les méthodes basées sur le hessien du critère sont très efficaces pour une initialisation proche de la solution, mais s'avèrent mal adaptées dans le cas contraire. Inversement, les méthodes par descente de gradient sont plus adaptées pour des initialisations lointaines tandis que leur vitesse de convergence au voisinage du minimum est faible.

1.3.4.4. Méthodes stochastiques :

Plusieurs méthodes stochastiques sont appliquées pour rendre la stratégie de recherche plus efficace. Les algorithmes génétiques , le recuit simulé et le PSO sont les principales

techniques utilisées dans ce cadre. Ils permettent de garantir théoriquement la convergence vers un minimum global. L'usage de ces méthodes est principalement restreint au cadre du recalage rigide ou affine étant donnée leur faible vitesse de convergence

1.4. Approches de recalage

En classifiant de manière simple les différentes méthodes de recalage d'images, on distingue deux grandes catégories. Les approches géométriques basées sur l'extraction de primitives géométriques dans l'image et les approches iconiques basées sur la comparaison des valeurs d'intensité des pixels dans l'image. Par ailleurs, des méthodes hybrides [2] combinant ces différentes approches ont aussi été proposées.

1.4.1. Recalage géométrique

Elles se fondent sur l'extraction à partir de chacune des images de primitives géométriques (points, surfaces, coins, contours, ...) et la mise en correspondance afin de pouvoir estimer la transformation optimale pour le recalage. Ces primitives doivent être réparties sur l'ensemble de l'image, précise, facilement détectable, et robuste aux différents changements liés à acquisition, aux bruits [12,14].

Les caractéristiques de transformation géométrique sont :

- Intrinsèques à l'image: coins, contours...
- Extrinsèques à l'image: marqueurs sur les objets ...

Il faut ensuite appairer les caractéristiques comme les points similaires dans la figure 1.8.

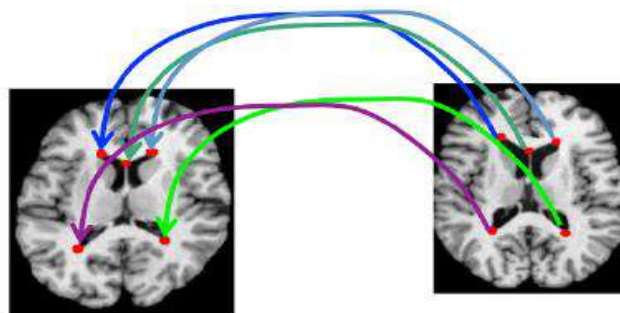


Figure I.8 Approche géométrique pour faire appairer les caractéristiques d'une image

Cette méthode possède évidemment un certain nombre d'avantages et d'inconvénients.

1.4.1.1 Avantage

- Optimisation de la charge calculatoire par la gestion de zone d'images plutôt que de détails sur l'image.
- Utilisation de données déjà issues de l'image et donc plus pertinentes.
- Pallier aux problèmes d'artefacts dans les images initiales et des différences d'intensité entre les 2 images à recalcer.

1.4.1.2. Inconvénients :

- Le choix des primitives est très arbitraire. IL est difficile de trouver les primitives optimales.
- L'extraction des primitives est souvent manuelle ou semi-automatique et il n'existe pas jusqu'à ce jour une méthode d'extraction automatique parfaite.

1.4.2. Recalage iconique

Cette classe de méthodes se base essentiellement sur l'utilisation des intensités des deux images via l'utilisation d'une mesure de similarité, sans prendre en compte l'information géométrique. De nombreuses mesures de similarité ont été développées à ce jour, supposant chacune une relation différente entre les intensités lorsque les images sont recalées. Parmi elles, les plus utilisées sont notamment la SSD (sum of square differences, supposant que les intensités des deux images sont les mêmes) ou des mesures issues de la théorie de l'information comme par exemple le coefficient de corrélation (supposant une relation affine entre les intensités) ou encore l'information mutuelle (relation statistique). Par conséquence, ces approches sont plus adaptées en recalage multimodal alors que les approches géométriques ont montré leurs limitations [12,14].

Cette méthode possède évidemment un certain nombre d'avantages et d'inconvénients.

1.4.2.1 Avantage

- Méthode automatique (voir figure 1.9)).

1.4.2.2. Inconvénients

- Plus demandeur en ressources machines (temps de calcul +mémoire) que la première méthode.
- Sensible au bruit et aux variations d'intensité entre les images.

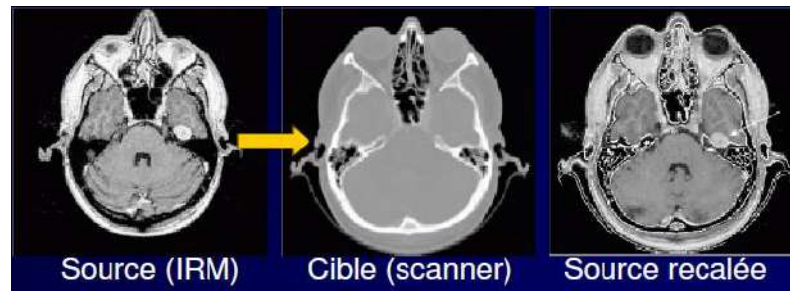


Figure 1.9. Exemple de recalage iconique.

1.4.3. Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides, ce sont des méthodes qui reposent sur la combinaison de plusieurs types d'information différents. L'idée est d'améliorer la robustesse de l'algorithme de recalage en combinant les avantages liés à chaque type d'information utilisé. Trois cas peuvent être distingués : la combinaison de primitives géométriques différentes, la combinaison de différentes informations issues des niveaux de gris et la combinaison des approches géométriques et iconiques.

1.5. Validation de recalage

De nombreuses techniques d'évaluation et de validation des algorithmes de recalage ont été élaborées [12,14].

1.5.1. Validation par inspection visuelle

L'inspection visuelle par un expert est la méthode la plus évidente d'évaluation qualitative de la précision du recalage. Elle est considérée comme étant une approche informelle et insuffisante pour décider de la validité des résultats obtenus par une méthode de recalage.

1.5.2. Influence de la base d'images

Les bases d'images utilisées dans les processus de recalage sont rarement disponibles pour l'ensemble de la communauté scientifique du fait qu'elles sont souvent propres à une unité de recherche. Par conséquent la comparaison de différentes méthodes de recalage sur des bases d'images différentes conduit souvent à des conclusions différentes. Donc la comparaison objective entre plusieurs méthodes est pratiquement très difficile à effectuer et par conséquent rarement utilisée.

1.5.3. Validation sur champs de déformation synthétiques

Une autre méthode envisagée est de 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 utilisée.

1.6. Domain d'applications

Typiquement, le recalage couvre trois principaux domaines de recherche:

1.6.1. Vision numérique et reconnaissance de motifs

Le recalage est également très utilisé dans le domaine du traitement de vidéos. Il peut par exemple être utilisé pour la détection de mouvement, le suivi automatique de formes ou d'objet, localisation des cibles, contrôle automatique de qualité et la reconstruction 3D [4].

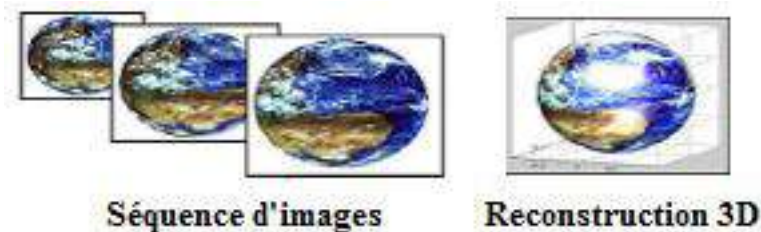


Figure.1.10. Reconstruction 3D à partir d'images 2D

1.6.2. Télédétection

C'est un processus crucial dans de nombreuses applications de télédétection comme la classification multi temporelle, mosaïque d'images, la détection des changements, la surveillance de l'environnement et la mise à jour des cartes géographiques... etc[2,11].

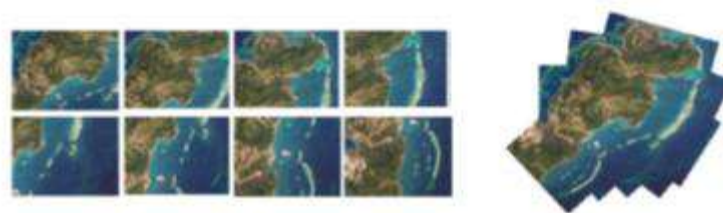


Figure .1.11. Exemple d'application du recalage avec des images satellitaires (mosaïque d'images)

1.6.3. Imagerie médicale

Les applications du recalage dans le cadre de l'analyse d'images médicales sont multiples [8,14,16]. Chaque croisement d'informations va utiliser un recalage spécifique. On entend par croisement, la relation entre les modalités, la dimension (espace et temps) qui existe entre les images. L'analyse d'un couple d'images monomodales intra-patient permet la

détection d'une évolution dans le cadre d'un suivi dans le temps ou encore des analyses postopératoires. L'analyse d'un couple d'images multimodales intra patient permet de fusionner différents types de données (voir figure 1.12).

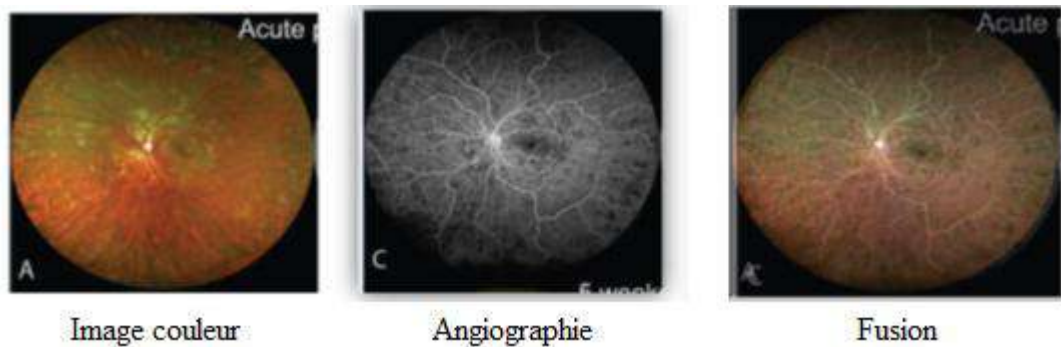


Figure .1.12. Exemple de fusion de deux images rétiniennes de différente modalité.

1.7. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons défini le recalage comme étant une opération très cruciale dans plusieurs domaines. On a défini la méthodologie générale suivie par toute méthode de recalage, ainsi qu'un aperçu sur les méthodes existantes pour réaliser chaque étape. Un état de l'art des différentes approches de recalages ainsi que des techniques de validations des résultats sont présentées.

The background of the slide is a light beige color with a faint, repeating pattern of circuit board traces. The traces are thin, dark brown lines that form a complex, interconnected network of paths, typical of a printed circuit board (PCB) layout. The pattern is most prominent in the corners and fades slightly towards the center.

Chapitre 2

La technique d'optimisation PSO

Chapitre 2

Méthode d'optimisation par essaim particulaire

2.1. Introduction

L'optimisation est une branche des mathématiques qui permet de résoudre des problèmes en déterminant le meilleur élément d'un ensemble selon certains critères prédéfinis [7]. De ce fait, l'optimisation est omniprésente dans tous les domaines et évolue sans cesse depuis Euclide. Ce chapitre présente un état de l'art des méthodes d'optimisation pour les problèmes mono-objectif. Un intérêt particulier est apporté à la méthode d'Optimisation par Essaim Particulaire (OEP), qui constitue le sujet principal de ce chapitre. Donc le présent chapitre va être consacré à la présentation de l'optimisation par essaim particulaire avec ses différentes améliorations.

2.2. Problème d'optimisation

Un problème d'optimisation au sens général est défini par un ensemble de variables, une fonction objectif f est aussi appelée critère d'optimisation, fonction coût, fonction d'adaptation, ou encore performance (fonction fitness), et un ensemble de contraintes d'égalité (ou d'inégalité) que les variables doivent satisfaire. L'ensemble des solutions possibles du problème forme l'espace de recherche S , où chaque dimension correspond à une variable. Suivant le problème posé, nous cherchons à minimiser ou maximiser la fonction objective f .

Un problème d'optimisation peut être statique ou dynamique (i.e. la fonction objectif change avec le temps), mono-objectif ou multi-objectif (i.e. plusieurs fonctions objectifs doivent être optimisées) et avec ou sans contraintes [7].

2.2.1. Optimisation mono-objectif

Le but de l'optimisation mono-objectif est de trouver la solution $s^* \in S$ de meilleure qualité $f(s^*)$. Suivant le problème posé, on cherche soit le minimum soit le maximum de la

fonction f . Maximiser une fonction f étant équivalent à minimiser $-f$. L'équation (2.1) résume la définition précédente [18].

$$s^* = \min_{s \in S}(f(s)) \quad (2.1)$$

Dans le domaine d'optimisation on distingue deux types de minimums :

Un minimum global est défini comme suit :

$$f(s^*) \leq f(s), \forall s \in S \quad (2.2)$$

Un minimum local s_L^* de la région L est défini comme suit :

$$f(s_L^*) \leq f(s), \forall s \in L \quad (2.3)$$

Où $L \subseteq S$

2.2.2. Classification des problèmes d'optimisation

Les méthodes de résolution de problèmes ont été classées en deux catégories: les méthodes exactes et les méthodes approchées [14].

a. Méthodes déterministes (ou exactes)

Il existe de nombreuses méthodes déterministes permettant de résoudre certains types de problèmes d'optimisation et d'obtenir la solution optimale du problème, en un temps raisonnable. Cependant, ces méthodes nécessitent que la fonction objectif présente un certain nombre de, nous pouvons citer l'existence de discontinuités, la non-dérivabilité, la présence de bruit caractéristiques telles que la continuité ou la dérivabilité. Nous pouvons citer, parmi les méthodes les plus connues, la méthode de Newton, la méthode du simplex ou encore la méthode du gradient [10]. Certains problèmes restent cependant trop complexes à résoudre par les méthodes déterministes. Parmi ces problématiques ou encore la fonction objectif peut ne pas être définie précisément. De plus ces méthodes peuvent avoir un temps de résolution trop long. Dans ce cas, le problème d'optimisation est dit difficile, car aucune méthode exacte n'est capable de le résoudre en un temps raisonnable. Il est alors nécessaire d'avoir recours à des heuristiques de résolution dites méthodes approchées, qui fournissent un résultat sans garantie de l'optimalité [10].

b. Méthodes approchées (heuristiques)

Les méthodes heuristiques sont connues par le fait qu'elles ne garantissent pas l'optimalité de la solution (elles fournissent des solutions de bonne qualité et des fois optimales), mais elles nécessitent des coûts de recherche raisonnables. Les méthodes approchées sont plus pratiques dans le cas où on cherche une solution de bonne qualité dans un bref délai. Elles permettent la résolution des problèmes d'optimisation de différentes tailles en un temps de calcul raisonnable [7]. Nous pouvons citer des heuristiques très simples telles que les algorithmes gloutons ou les approches par amélioration itérative [10].

Les méta-heuristiques forment une famille d'algorithmes d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile, pour lesquels nous ne connaissons pas de méthodes classiques plus efficaces. Ces méthodes sont généralement des algorithmes stochastiques itératifs, qui progressent vers un optimum global et qui sont souvent inspirées de processus naturels qui relèvent de la physique (l'algorithme du recuit simulé), de la biologie de l'évolution (les algorithmes génétiques) ou encore de l'éthologie (les algorithmes de colonies de fourmis ou l'optimisation par essaim particulaire). La figure 2.1 présente quelques méthodes d'optimisation [14].

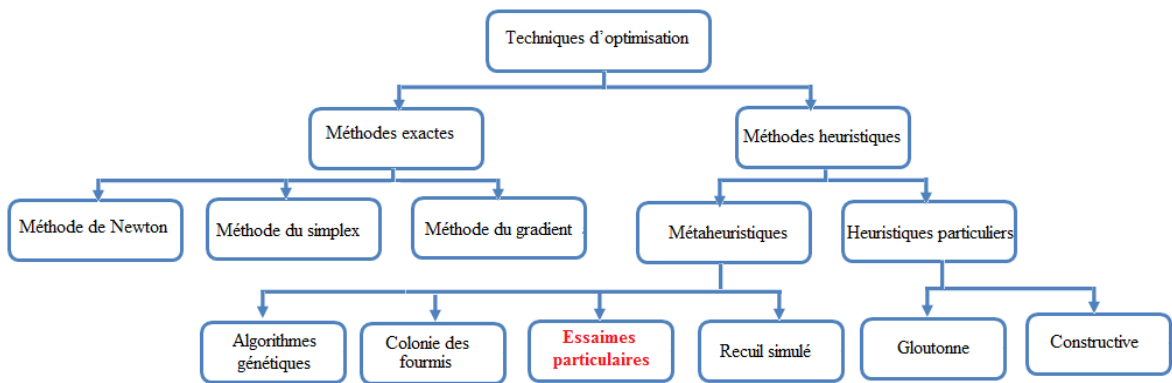


Figure 2.1. Classification des méthodes de résolution de problèmes d'optimisation.

2.3. Optimisation de l'essaim de particules (PSO)

L'optimisation par essaim particulaire (OEP, ou PSO en anglais) est une technique d'optimisation stochastique, pour les fonctions non-linéaires, basée sur la reproduction d'un comportement social, inventée par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995. Cet algorithme s'inspire à l'origine du monde du

vivant [13]. Il s'appuie notamment sur un modèle développé par le biologiste Craig Reynolds à la fin des années 1980, permettant de simuler le déplacement d'un groupe d'oiseaux. Cette méthode d'optimisation se base sur la collaboration des individus entre eux (voir figure (2.2)).



Figure 2.2. Volée d'Anser en formation en V [3].

2.3.1. Principe de la PSO

L'algorithme de base de la PSO travaille sur une population appelée essaim de solutions possibles, elles-mêmes appelées particules. Ces particules sont placées aléatoirement dans l'espace de recherche de la fonction objectif. La position de chaque particule est affectée à la fois par la position la plus optimiste lors de son mouvement (expérience individuelle) et la position de la particule la plus optimiste dans ses environs (expérience globale).

2.3.2. Composantes de la PSO

Pour l'utilisation du PSO, il est indispensable de définir un espace de recherche (composé de particules) et une fonction objective à optimiser. La méthode de l'algorithme consiste alors à déplacer ces particules de telle sorte qu'elles trouvent l'optimum, elles doivent disposer (voir figure 2.3):

- ❖ De données relatives à leurs positions, connaître leurs coordonnées avec comme condition qu'elles soient comprises dans l'espace de définition.
- ❖ De la meilleure position qu'elles ont rencontrées.
- ❖ De la meilleure position rencontrée par leur voisinage et le résultat de leur fonction objectif.
- ❖ De leur vitesse qui leur permet de se déplacer et de changer de position au fil des itérations.
- ❖ D'un voisinage, c'est le sous-ensemble de particules qui interagit directement avec la particule.

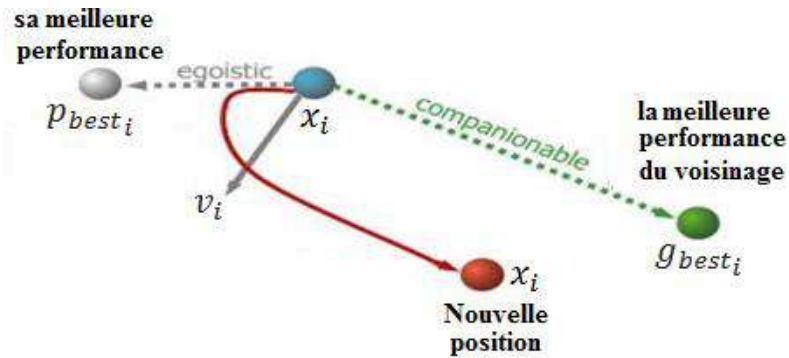


Figure 2.3. Compromis entre deux déplacements possibles [3].

2.3.3. Formulation

Chaque itération k fait bouger chaque particule i , en fonction de trois composantes [7,17]

- sa vitesse actuelle $v_i(k)$,
- sa meilleure solution p_{best_i} ,
- la meilleure solution obtenue dans son “voisinage” g_{best_i} .

La mise à jour de la position $x_i(k)$ et la vitesse $v_i(k)$ d'une particule p_i est représentée par les équations (2.4) et (2.5)

$$v_i(k+1) = \omega v_i(k) + c_1 \cdot r_1 \left[p_{best_i}(k) - x_i(k) \right] + c_2 \cdot r_2 \left[g_{best_i}(k) - x_i(k) \right] \quad (2.4)$$

$$x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k+1) \quad (2.5)$$

Où :

- $x_i(k)$ est la position de la particule i à l'itération k
- ω est la masse d'inertie qui contrôle l'influence de la précédente vitesse de la particule sur la suivante, appelée coefficient d'inertie.
- c_1 et c_2 sont des facteurs d'accélération, appelés coefficients d'accélération qui sont fixés par l'utilisateur.

- r_1 et r_2 sont des nombres générés aléatoirement à chaque itération dans l'intervalle $[0, 1]$

Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes:

- Une composante d'inertie: la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement $\omega v_i(k)$.
- Une composante cognitive (la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée qui correspond à composante conservatrice du déplacement de la particule) : $c_1 \cdot r_1 \left[p_{\text{best}_i}(k) - x_i(k) \right]$.
- Une composante sociale: (Correspond à la composante sociale du déplacement de la particule) : $c_2 \cdot r_2 \left[g_{\text{best}_i}(k) - x_i(k) \right]$.

Le déplacement d'une particule dans l'essaim peut être décrit par le schéma de la figure (2.4).

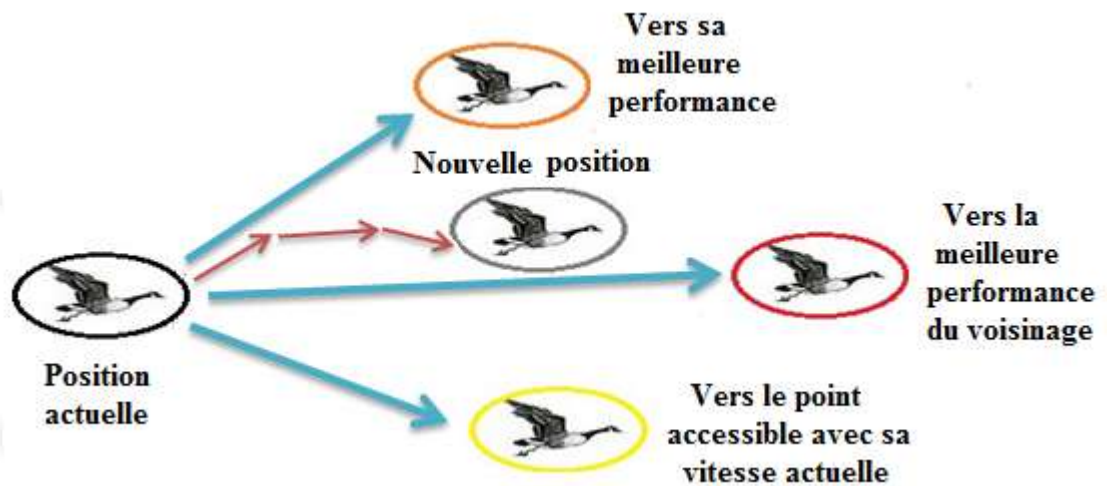


Figure 2.4. Déplacement d'une particule

Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs p_{best_i} et g_{best_i} sont mis à jour, à l'itération $k + 1$, suivant les deux équations (2.6) (dans le cas d'une minimisation) et (2.7) (dans une version globale de PSO), respectivement[10].

$$p_{best_i}(k+1) = \begin{cases} p_{best_i}(k), & \text{si } f(x_i(k+1)) \geq f(p_{best_i}(k)) \\ x_i(k+1), & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.6)$$

$$g_{best}(k+1) = \min_{p_{best_i} \quad 1 \leq i \leq N} f(p_{best_i}(k+1)) \quad (2.7)$$

où N est le nombre de particules de l'essaim.

2.4. Notion de voisinage

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre elles. Différents voisinages ont été étudiés et représentent essentiellement les topologies suivantes :

2.4.1. Voisinages sociaux

Les voisins sont définis à l'initialisation et ne sont pas modifiés ensuite. C'est le voisinage le plus utilisé, on peut citer:

- a) **Topologie en anneau:** Chaque particule communique avec n voisines immédiates (en général, $n = 2$). Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local. C'est la topologie la plus utilisée. La figure (2.5) montre la représentation graphique de ce modèle

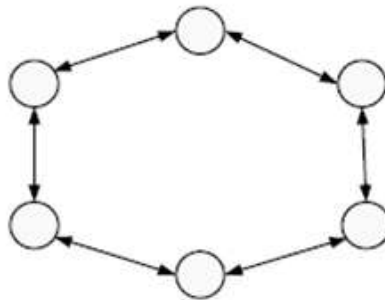


Figure 2.5. Voisinage social en anneau [1].

- b) **Topologie en rayon** : Une particule centrale est connectée à toutes les autres. Seule cette particule ajuste sa position, si cela provoque une amélioration, l'information est communiquée aux autres. Les particules ne communiquent qu'avec une seule particule centrale. La figure (2.6) montre la représentation graphique de ce modèle

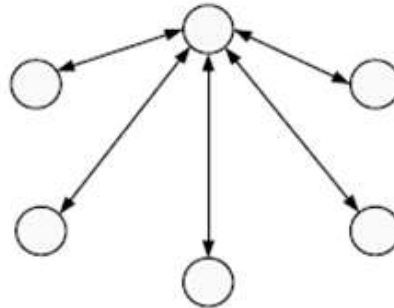


Figure 2.6. Voisinage social en rayon [1].

- c) **Topologie en étoile** : Chaque particule est reliée à toutes les autres, l'optimum du voisinage est l'optimum global. La figure (2.7) montre la représentation graphique de ce modèle

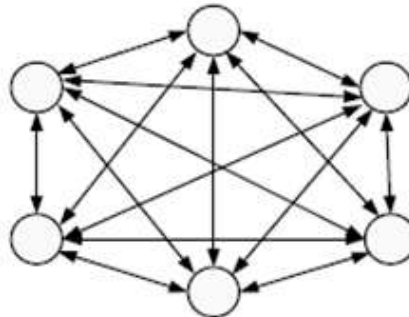


Figure 2.7. Voisinage social en étoile [1].

- d) **Topologie en quatre groupes** : La topologie en quatre groupes utilise quatre groupes de particules reliés entre eux par plusieurs passerelles. Du point de vue sociologique, cette topologie ressemble à quatre communautés isolées. Dans chaque communauté, quelques particules peuvent communiquer avec une particule d'une autre communauté. La figure (2.8) montre la représentation graphique de ce modèle.

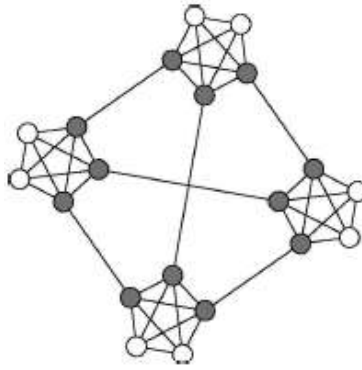


Figure 2.8. Voisinage social en quatre groupes [10].

Le voisinage social est le plus utilisé dans la littérature de PSO. Il est le plus simple à programmer et le moins couteux en temps de calcul.

2.4.2. Voisinage géographique

C'est un voisinage dynamique où les voisins sont les particules les plus proches. A chaque itération, les nouveaux voisins doivent être réajustés en se référant à une distance prédéfinie dans l'espace de recherche c'est donc bien un voisinage dynamique tel qu'illustré sur Figure 2.9. Dans cet exemple on va supposer que le voisinage d'une particule est un groupe formé des deux particules les plus proches. D'après cette figure, la notion de voisinage dynamique est mise en évidence puisque pour un même essaim à l'instant t et à l'instant $t + 1$ le voisinage n'est plus le même. Cette méthode est donc couteuse en termes de temps de calcul, mais elle permet par ailleurs d'apporter un certain dynamisme à la topologie.

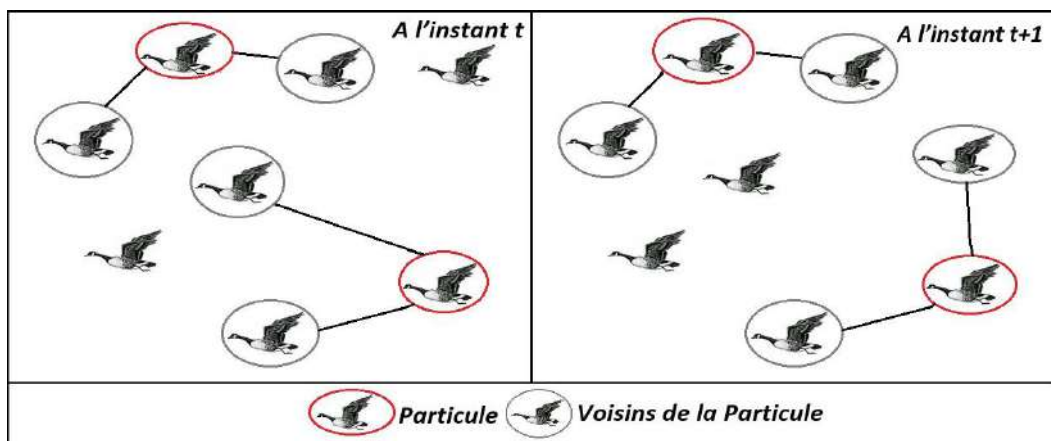


Figure 2.9. Exemple de voisinage géographique.

2.5. Modèle de PSO

Il y a deux modèles de PSO; l'optimum global (où la notation est g_{best}) et l'optimum local (où la notation est p_{best}) qui diffèrent dans la taille de leurs voisinages.

2.5.1. PSO version globale

C'est où la position de chaque particule est influencée par la meilleure particule dans l'essaim entier, donc la même information sociale obtenue par toutes les particules dans l'essaim. La figure (2.10) présente un modèle d'optimum global de la PSO.

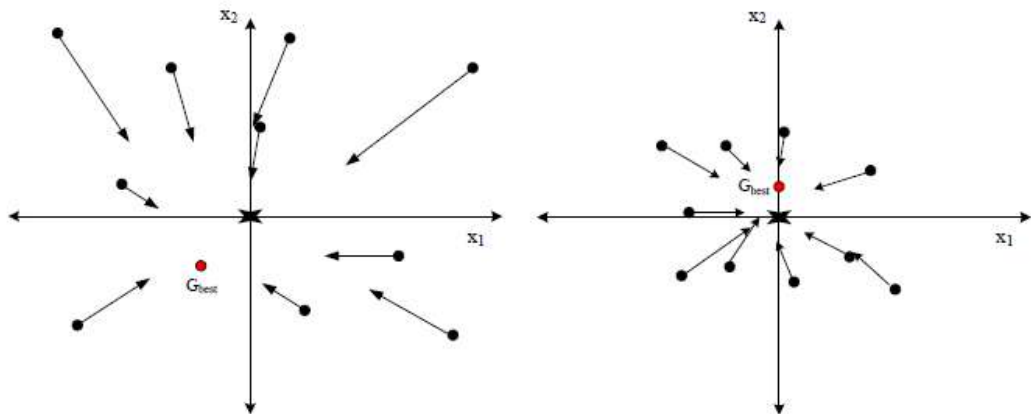


Figure 2.10. Le modèle d'optimum global de la PSO [10].

2.5.2. PSO version locale

Chaque particule est influencée par la meilleure particule choisie de son voisinage, ici l'information sociale échangée dans le voisinage de la particule. La figure (2.11) présente un modèle d'optimum local de la PSO.

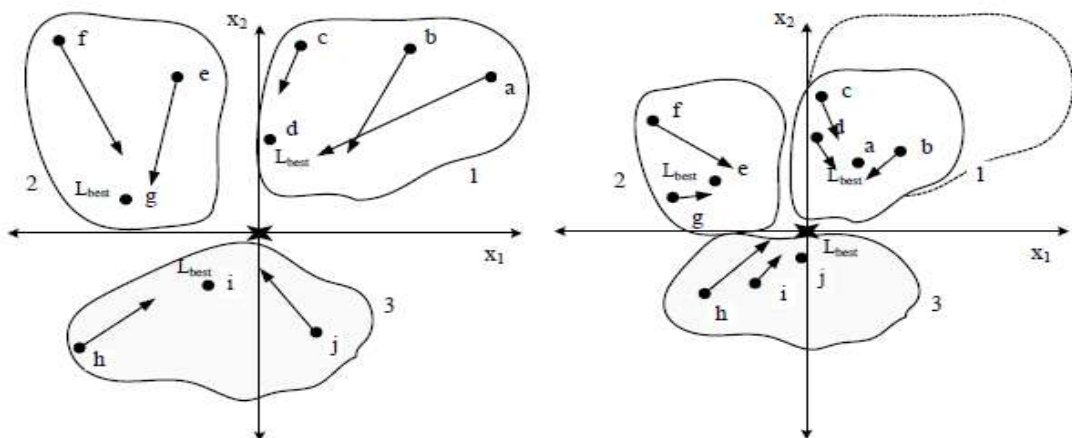


Figure 2.11. Le modèle d'optimum local de la PSO [10].

2.6. Présentation de l'algorithme PSO

L'algorithme PSO commence par initialiser la taille de l'essaim ainsi que les différents paramètres, affecter à chaque particule une position et une vitesse initiales et initialiser les (p_{best_i}). Ensuite, calculer les fitness des particules afin de pouvoir calculer la meilleure position trouvée par l'essaim (g_{best}). À chaque itération du processus de la recherche, les particules se déplacent en fonction des équations (2.1 et 2.2). Leurs fitness sont calculées, les p_{best} et la g_{best} sont mises à jour. Le processus est répété jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt.

2.6.1. Algorithme de base du PSO

Soit $f(x)$ la fonction objective à optimiser (fitness) et N le nombre de particules. Les étapes essentielles de l'optimisation par essaim de particules sont présentées par l'algorithme suivant (voir figure 2.12):

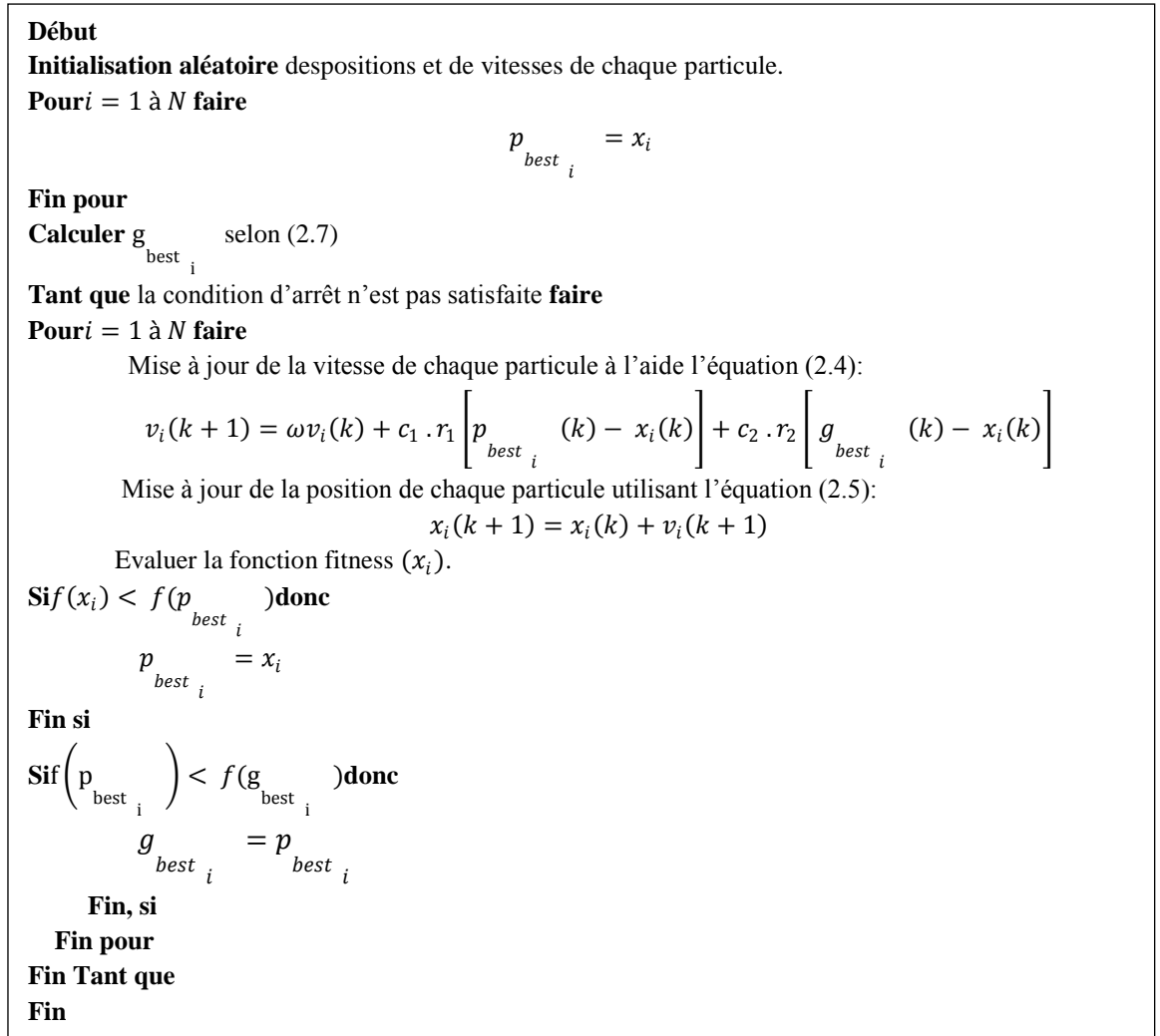


Figure 2.12. Algorithme de la méthode du PSO

2.6.2. Critères d'arrêt

La convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. L'algorithme se répète tant que le critère de convergence n'est pas atteint. Cela peut être :

- ❖ Un nombre fixe d'itérations.
- ❖ En fonction de la fonction objectif ou fitness.
- ❖ Lorsque la variation de vitesse est proche de 0.

2.7. Configuration des paramètres

La position courante d'une particule dans l'espace de recherche influencé par [6]:

- Le nombre de particules de l'essaim.
- La vitesse maximale d'une particule, notée (V_{max}).
- La topologie et la taille du voisinage d'une particule.
- Les coefficients de confiance et coefficient d'inertie.

2.7.1. Nombre de particules

Le nombre de particule utilisé pour la résolution du problème dépend essentiellement de deux facteurs, la taille de l'espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche. Il n'y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l'expérience nécessaire à l'appréhension de ce paramètre.

2.7.2. Vitesse maximale

Quelques particules peuvent sortir de l'espace de recherche si leur vitesse est trop importante, pour remédier à ce problème, un seuil arbitraire v_{max} est fixé ; ainsi la vitesse d'une particule $v_i(t)$ est égale à: v_{max} si $v_i(t) > v_{max}$ et $-v_{max}$ si $v_i(t) < -v_{max}$. Cependant, la valeur de v_{max} doit être suffisamment grande pour ne pas tomber dans le piège des minima locaux.

2.7.3. Coefficients de confiance et coefficient d'inertie

Les coefficients de confiance c_1 et c_2 de l'équation (2.1) permettent de pondérer les tendances des particules à suivre leur instinct de conservation ou leur panurgisme. c_2 , c_3 sont

des constantes définies par la relation $c_1 + c_2 \leq 4$. Le choix de ces coefficients est très important pour la convergence de l'algorithme.

En effet, un grand facteur d'inertie ω induit une grande exploration de l'espace de recherche alors qu'un petit facteur concentre la recherche sur un petit espace. Fixer ce paramètre revient à trouver un compromis entre une exploration globale ($\omega > 1$) et une exploration locale ($\omega < 1$). Il y a deux implémentations possibles de ce facteur :

- ❖ Constante,
- ❖ Une fonction linéaire décroissante du temps [5].

2.8. Amélioration des algorithmes PSO

Malgré la simplicité et la facilité de l'utilisation de l'algorithme PSO il présente un risque de divergence ou de convergence rapide qui permet de stagner dans un optimum local, de ce fait plusieurs améliorations ont été apportées à l'algorithme de base [5,6,15,20].

2.8.1. Coefficient d'inertie

Le coefficient d'inertie permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode. Du fait de son influence sur les performances de l'algorithme PSO, le poids d'inertie a suscité un grand intérêt de la part de la communauté des chercheurs :

J.Kennedy et Eberhart [13] ont proposé un coefficient d'inertie dynamique qui varie au cours du temps. Il commence par une valeur proche de $\omega_{max} = 0.9$ et descend linéairement pour arriver à $\omega_{min} = 0.4$. Cette stratégie a beaucoup amélioré les performances du PSO dans plusieurs problèmes d'optimisation. Le coefficient d'inertie varie linéairement avec le temps selon la formule suivante :

$$\omega = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \frac{iter}{itermax} \quad (2.8)$$

Où $iter$ est l'itération courante et $itermax$ est le nombre maximal d'itérations. Les coefficients ω_{max} et ω_{min} désignent respectivement les valeurs maximum et minimum du coefficient ω .

2.8.2. Coefficient de constriction

L'étude de la dynamique des particules au sein de l'essaim a conduit à la recherche de solutions pour éviter la divergence de l'algorithme, comme par exemple l'utilisation d'un

coefficient de constriction κ permet de mieux contrôler la divergence de l'essaim. Cette variante de PSO introduite par Maurice CLERC, qui a été largement utilisée dans la littérature, est connue sous le nom de canonical PSO [9].

L'équation de la vitesse devient alors:

$$v_i(k+1) = \kappa(v_i(k) + \rho_1 \cdot r_1 [p_{best_i}(k) - x_i(k)] + \rho_2 \cdot r_2 [g_{best_i}(k) - x_i(k)]) \quad (2.9)$$

$$\kappa = \frac{2}{\rho - 2 + \sqrt{\rho^2 - 4\rho}} \quad (2.10)$$

où : $\rho = \rho_1 + \rho_2$ et $\rho > 4$

Dans la majorité des cas on utilise $\rho = 4,1$ et $\rho_1 = \rho_2$, ce qui donne $\kappa = 0,7298844$

2.8.3. Confinement des particules

Pour éviter que le déplacement des particules soit trop rapide, ce qui conduit à sortir de l'espace de recherche, une telle stratégie permet de ramener une particule sortie de l'espace de recherche à l'intérieur de celui-ci. Dans ce cadre, plusieurs méthodes peuvent être employées :

- La particule est laissée à l'extérieur de l'espace de recherche, mais on n'évalue pas sa fonction objective. Ainsi, elle ne pourra pas attirer les autres particules en dehors de l'espace de recherche.
- La particule est arrêtée à la frontière et les composantes associées à sa vitesse sont annulées.
- La particule rebondit sur la frontière, elle est stoppée à la frontière mais les composantes correspondantes de la vitesse sont multipliées par un coefficient tiré aléatoirement dans l'intervalle $[-1,0]$.
- ont multipliées par un coefficient tiré aléatoirement dans l'intervalle $[-1,0]$.

Technique d'optimisation PSO	
Avantages	<ol style="list-style-type: none"> 1) L'algorithme PSO est un algorithme sans dérivé. 2) Il est facile à mettre en œuvre, de sorte qu'il peut être appliqué à la fois dans la recherche scientifique et les problèmes d'ingénierie. 3) Il a un nombre limité de paramètres et l'impact des paramètres sur les solutions est faible par rapport aux autres techniques d'optimisation. 4) Le calcul dans l'algorithme PSO est très simple. 5) Il existe certaines techniques qui assurent la convergence et la valeur optimale du problème se calcule facilement en peu de temps. 6) PSO dépend moins d'un ensemble de points initiaux que d'autres techniques d'optimisation. 7) Il est conceptuellement très simple.
Inconvénients	<ol style="list-style-type: none"> 1) L'essaim peut prématurément converger. 2) Les approches stochastiques ont un problème de dépendance tout changement d'un de leurs paramètres peut avoir un effet sur le fonctionnement de l'algorithme tout comme sur la solution obtenue.

2.9. Avantages et Inconvénients de PSO

Tableau 2.1. Avantages et Inconvénients du PSO [3].

2.10. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté des généralités sur les problèmes d'optimisation et les techniques de résolution, puis nous avons présenté l'algorithme d'optimisation par essaim particulière (PSO) inspiré du monde des animaux (espèces d'oiseaux). Depuis sa création, cette méthode a rencontré un franc succès, en raison de sa simplicité et de son efficacité sur une vaste gamme de problèmes. On a remarqué que l'algorithme PSO présente un problème majeur, qui est le problème de la convergence rapide, ce dernier permet de trouver un optimum local et dans ce sens on a présenté plusieurs améliorations sur cette technique pour améliorer les performances et éviter ce cas de problèmes.

Dans le chapitre suivant allons avoir opté d'utiliser l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (OEP) pour tenter de résoudre le problème de recalage rigide d'images monomodales et multimodales.



Chapitre 3

Résultats et interprétations

Chapitre 3

Résultats et interprétations

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, on présente un algorithme permettant de recalibrer deux images basée sur l'information mutuelle /SSIM et l'algorithme de PSO accéléré (équations 2.9 et 2.10). Une étude comparative entre quatre méthodes de recalibrage entre les deux images a été discutée à la fin de ce chapitre.

Dans le recalibrage de deux images ou plus de la même scène, prises à différents instants, de différents points de vue et/ou par différentes sondes sont superposées en établissant des correspondances entre les images. Une des images est mentionnée comme une image de référence notée I_1 et la deuxième image est désignée sous le nom de l'image cible notée I_2 (image à recalibrer). Nous devons donc déterminer la transformation T qui fournit la correspondance la plus précise entre ces deux images.

Selon la nature du problème à traiter, T est une transformation rigide définie par un ensemble de paramètres (T_x, T_y, θ) telle que :

- T_x et T_y : sont les translations sur les coordonnées x et y .
- θ est la rotation.

La principale problématique est qu'il faut être capable d'estimer la transformation spatiale relative permettant de passer du repère géométrique d'une des images à celui de l'autre en s'appuyant sur la minimisation des critères de ressemblance.

3.2. Méthodes de tests

Notre approche est une méthode de recalibrage iconique utilise l'information mutuelle ou l'indice de similarité structurelle comme mesure de similarité, l'interpolation bilinéaire comme méthode de ré-échantillonnage, et l'algorithme de PSO comme méthode d'optimisation. Les quatre méthodes de recalibrage utilisées dans ce travail sont : MI-PSO, NMI-PSO, MNMI-PSO et SSIM-PSO. La figure (3.1) illustre les différentes étapes de notre approche.

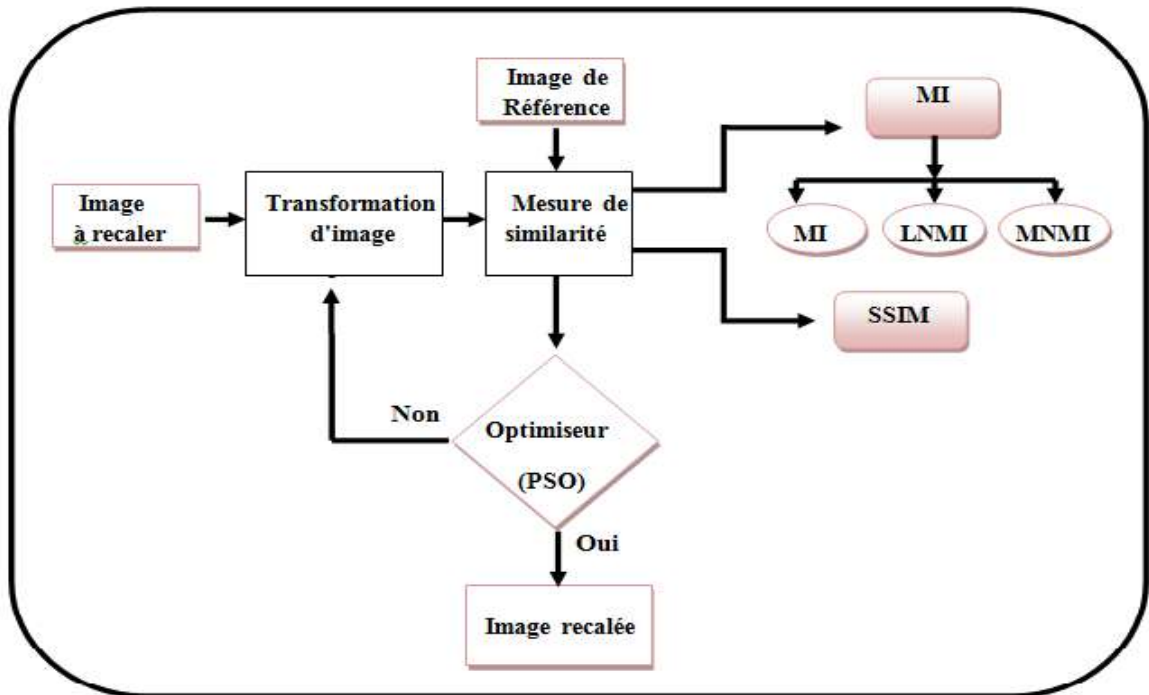


Figure 3.1. Principe de la simulation de recalage d’images.

3.3. Images de tests

Afin de valider les quatre approches étudiées, nous avons utilisé deux bases de données ; une pour le recalage monomodal (voir figure (3.2)) et l’autre pour le recalage multimodal (voir figure (3.3)).

Pour le recalage multimodal on utilise les images médicales, car il en existe deux familles d’images médicales: l’imagerie anatomique (telle que les échographies, IRM ...) et l’imagerie fonctionnelle (scintigraphie, PET ...). Ces différents types d’images permettent de donner des informations complémentaires, mais pas toujours facile à superposer. Les analyses multimodales sont fréquentes dans le monde médical car il est ainsi possible de superposer différents types de données fonctionnelles ou des données fonctionnelles à des données anatomiques (exemple du recalage CT-TEP, très utilisé en médecine).



a) Image médicale b) Image FNTIC c) Image satellitaire d) Image Pole3

Figure 3.2. Images de test pour le recalage monomodal.

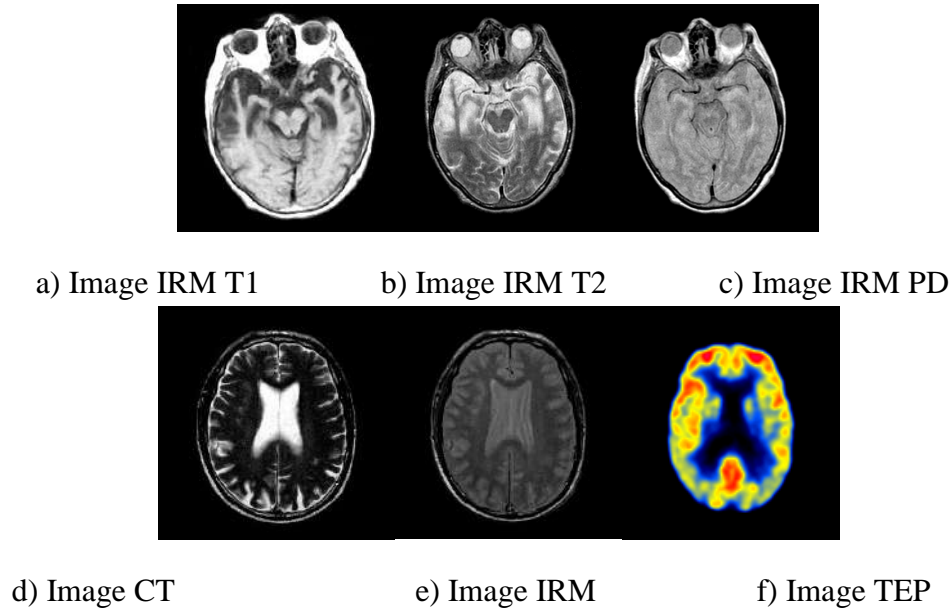


Figure 3.3. Images médicales de test pour le recalage multimodal.

3.4. Validation des méthodes

En connaissant l'angle θ^* , la translation initiale horizontale T_x^* et la translation initiale verticale T_y^* , nous estimons la transformation rigide ; l'angle θ ainsi que les deux vecteurs de translation horizontale T_x et verticale T_y . Par la suite, pour savoir le taux d'erreur au niveau d'angle on calcule la différence entre θ et θ^* donnée par :

$$d\theta = |\theta^* - \theta| \quad (3.2)$$

De même pour le taux d'erreur au niveau de translation horizontale noté $Transx$ et de la translation verticale noté $Transy$ qui sont donnés par :

$$Transx = |T_x^* - T_x| \quad (3.3)$$

$$Transy = |T_y^* - T_y| \quad (3.4)$$

3.5. Choix des paramètres du PSO

Afin d'analyser et de comprendre le comportement et l'efficacité du PSO, nous avons étudié l'influence de certains facteurs d'entrée de l'algorithme comme le nombre de particules N et les coefficients de constriction ρ , ρ_1 et ρ_2 .

La figure (3.4) présente les courbes de convergence du PSO en fonction du nombre de particules pour les trois méthodes de recalage (MI-PSO, NMI-PSO et MNMI-PSO). On remarque d'après que :

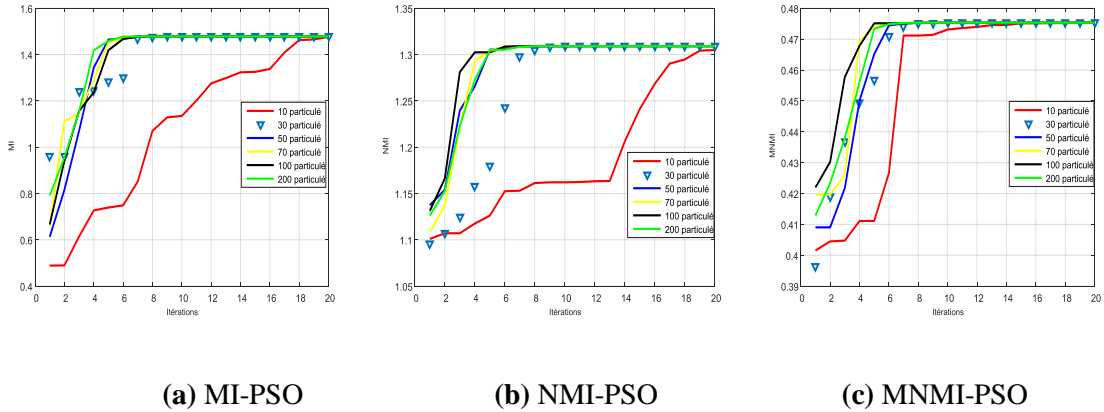


Figure 3.4. Courbes de convergence du PSO en fonction du nombre de particules pour les trois méthodes de recalage.

- ✚ La méthode MI-PSO converge rapidement pour $N = 200$ particules pendant 6 itérations, puis pour $N = 50, N = 70, N = 100, N = 30$ et $N = 10$.
- ✚ Pour l'information mutuelle normalisée (NMI), nous avons remarqué que les 100 particules convergent rapidement pendant 6 itérations, puis pour 70 particules, 200 particules, 50 particules, 30 particules, 10 particules.
- ✚ Pour l'information mutuelle normalisée modifiée (MNMI), nous avons remarqué que les 100 particules convergent rapidement pendant 5 itérations puis en 70 particules, 200 particules, 50 particules, 30 particules, 10 particules. Donc la méthode NMI-PSO converge rapidement pour $N \geq 10$.
- ✚ Plus le nombre des particules est grand, plus la vitesse de convergence est grande mais plus l'algorithme met du temps à converger.

La figure (3.5) présente les courbes de convergence du PSO en fonction des coefficients de construction ρ_1 et ρ_2 pour les trois méthodes de recalage.

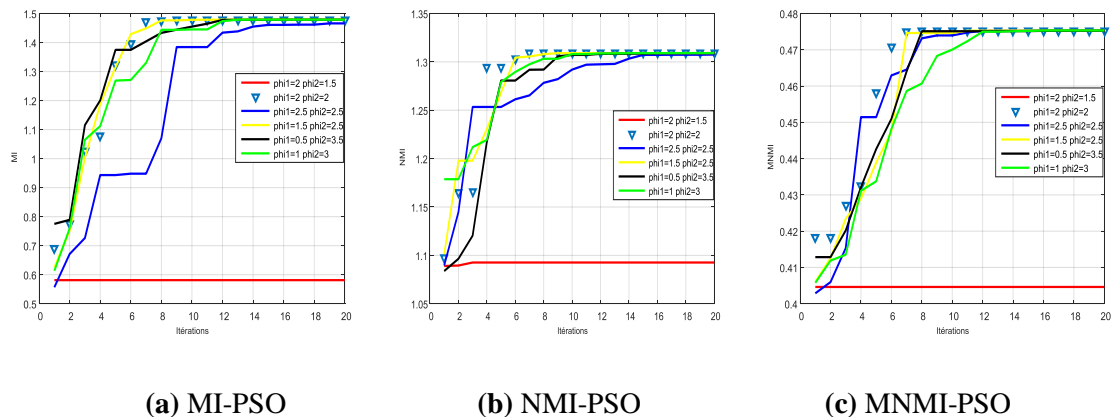


Figure 3.5. Courbes de convergence du PSO en fonction des coefficients de construction ρ_1 et ρ_2 pour les trois méthodes de recalage.

On remarque d'après cette figure que les trois méthodes convergent rapidement quand $\rho = \rho_1 + \rho_2 \geq 4$ et $\rho_1 = \rho_2$, par contre si $\rho = \rho_1 + \rho_2 < 4$ les trois méthodes ne convergent pas ou la convergence est très lente. Après plusieurs essais, il semble que les paramètres optimaux sont présentés dans le tableau 3.1.

	Translation		Rotation
Paramétrés	T_x	T_y	θ
v_{min}	-50	-50	-60
v_{max}	50	50	60
La taille d'essaim	20 particules		
Coefficients de constriction	$\rho = \rho_1 + \rho_2 \geq 4.2$ et $\rho_1 = \rho_2$		
Nombre d'itération maximale	50		

Tableau3.1. Paramètres du PSO.

3.6. Recalage monomodal : Evaluation et Discussions

Vu les spécificités des déformations géométriques causées par la nature et les conditions d'acquisition, la transformation rigide nous a paru le choix le plus judicieux pour recalcer deux images. Préliminairement l'évaluation a été établie par l'inspection visuelle puisqu'elle est la plus naturelle et la plus simple pour valider qualitativement les résultats d'une telle méthode de recalage. Pour voir la similarité entre l'image de référence et l'image recalée par les quatre méthodes, on a choisi une translation et une rotation aléatoires. Les résultats obtenus sur l'image du Pole 3 de l'université de Ouargla sont représentés sur la figure (3.6). On voit que la méthode MNMI-PSO offre une similarité meilleure par rapport aux autres méthodes.

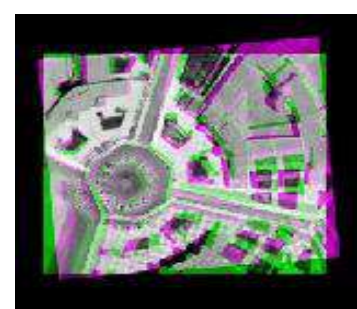
La figure (3.7) illustre l'évolution de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO, ainsi que la figure (3.8) illustre l'évolution de l'erreur de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour cette méthode.



a) Image de référence I_1



b) Image à recaler I_2



c) Superposition de I_1 et I_2



d) Image $I_{2\text{recalée}}$ par MI-PSO



e) Superposition de I_1 et $I_{2\text{recalée}}$



f) Image $|I_1 - I_{2\text{recalée}}|$



i) Image $I_{2\text{recalée}}$ par NMI-PSO



j) Superposition de I_1 et $I_{2\text{recalée}}$



k) Image $|I_1 - I_{2\text{recalée}}|$



l) Image $I_{2\text{recalée}}$ par MNMI-PSO



m) Superposition de I_1 et $I_{2\text{recalée}}$



n) Image $|I_1 - I_{2\text{recalée}}|$

Figure 3.6. Résultat du recalage monomodal de l'image Pole3 pour la méthode de MI et ses variantes.

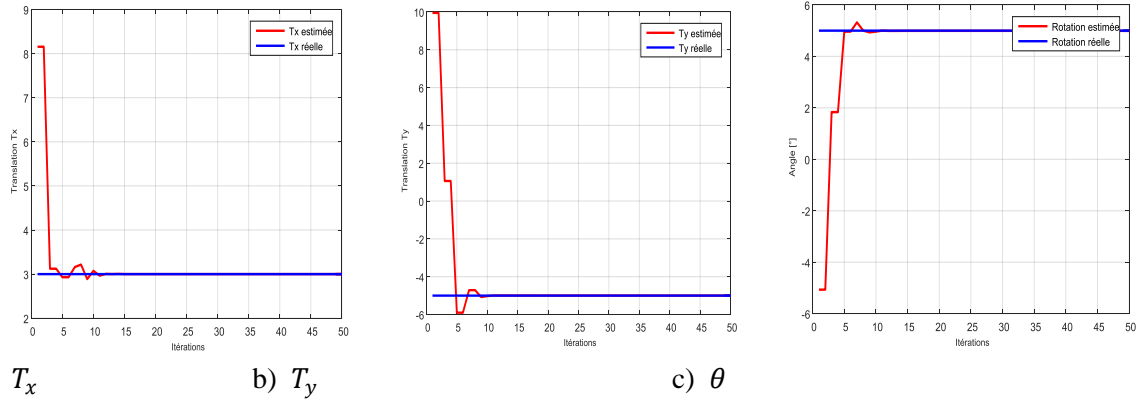


Figure 3.7. Evolution de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image Pole3.

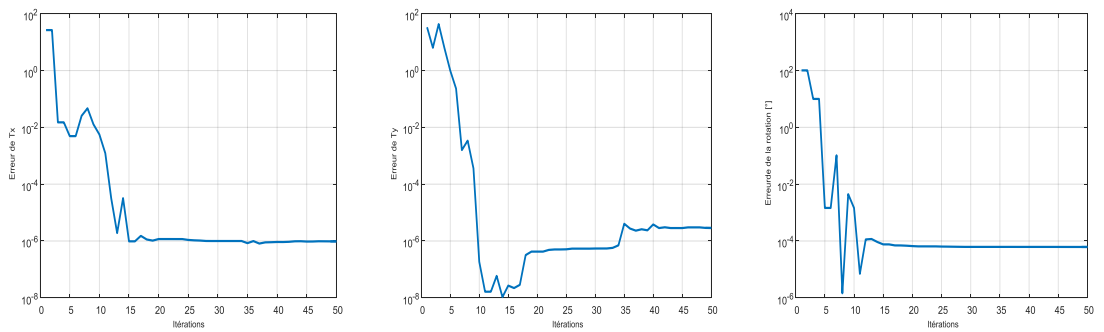


Figure 3.8. Evolution de l'erreur de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image Pole3.



a) Image de référence I_1 b) Image à recalée I_2 c) Superposition de mage I_1 et I_2



d) Image $I_{2\text{recalée}}$ par MI-PSO e) Superposition de I_1 et $I_{2\text{recalée}}$ f) Image $|I_1 - I_{2\text{recalée}}|$

Figure 3.9. Résultat du recalage monomodal de l'image satellitaire pour la méthode MNMI-PSO.

On refait le même travail avec l'image satellitaire. Les résultats obtenus sont représentés sur les figures (3.10, 3.11 et 3.12). On voit que la méthode MNMI-PSO offre une similarité meilleure par rapport au MI-PSO et NMI-PSO.

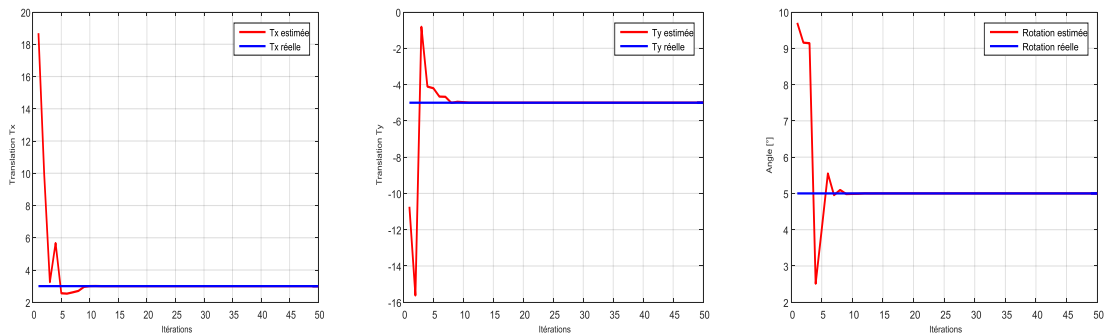


Figure 3.10. Evolution de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image satellitaire.

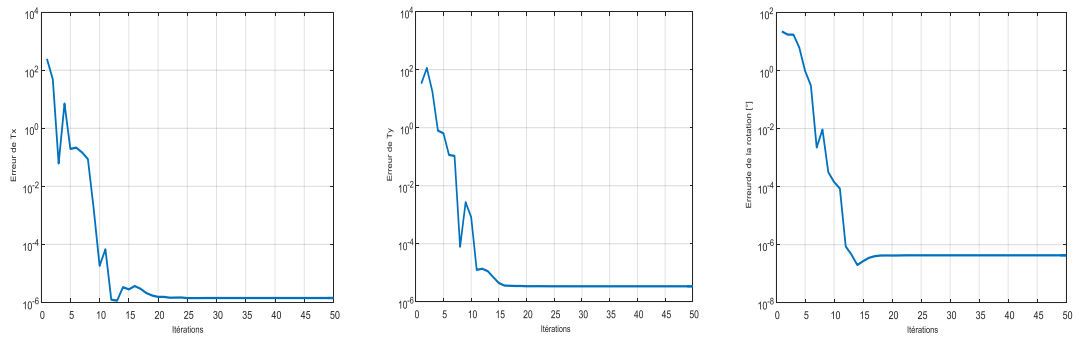
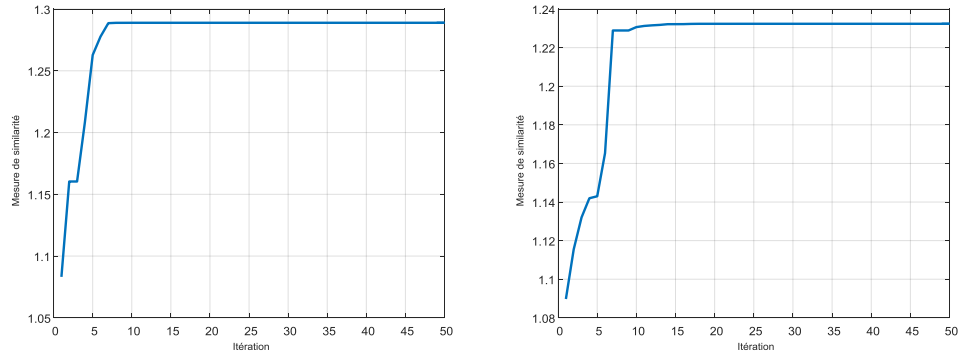


Figure 3.11. Evolution de l'erreur de la position de la meilleure particule de l'essaim en fonction du nombre d'itérations pour la méthode MNMI-PSO et l'image satellitaire.

En outre, pour appuyer l'efficacité de MNMI-PSO, la convergence de l'algorithme a été étudiée par l'observation des valeurs de la fonction d'affinité au cours du processus. Lorsque les deux images sont parfaitement alignées l'information mutuelle est maximale. Elle indique par son maximum la meilleure adéquation entre l'image cible et l'image source. La figure (3.13) montre que le maximum est atteint autours de 8 itérations dans le cas de l'image Pole3 et 15 itérations dans le cas de l'image satellitaire.



a) Pour l'image Pole3

b) Pour l'image satellitaire

Figure 3.12. Graphe de la convergence de la méthode MNMI-PSO pendant le processus de recalage

Bien que la superposition semble parfaite, l'inspection visuelle dans certains cas, n'est pas suffisante pour décider de la robustesse d'une telle approche. Pour cela, l'évaluation quantitative est fortement recommandée.

Dans les tableaux (3.2-3.5), nous présentons un extrait des tests faits, en précisant les transformations synthétiques réalisées (entier). Ainsi l'image intitulée « x4y-6R15 » désigne une translation de 4 pixels sur x, de -6 pixels sur y et une rotation de 15°. Les erreurs des transformations résultantes des approches testées et l'erreur moyenne sont aussi précisées.

<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image satellitaire			Image FNTIC		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x4y-6R15</i>	3.9976	-6.0011	14.9995	3.998	-5.9977	14.9998
<i>x3y-5R15</i>	2.9975	-5.0013	14.995	3.0026	-4.9973	14.9999
<i>x10y-10R-10</i>	9.9982	-10.0007	-9.9984	10.002	-10.9973	-10.0014
<i>x-5y-12R-12</i>	-4.9992	-11.9991	-11.9999	-4.9989	-11.9988	-12.0015
<i>Moyenne</i> *10 ⁻⁶	3.947025	0.9901	0.799425	3.93825	5.2545	1.041
<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image Pole3			Image médicale		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x4y-6R15</i>	3.9986	-5.9998	15.0039	4.0006	-5.9959	15.0024
<i>x3y-5R15</i>	2.9978	-5.0002	15.0046	3.0026	-4.9984	15.0043
<i>x10y-10R-10</i>	9.9967	-10.0056	-9.9994	10.0039	-10.0016	-10.0056
<i>x-5y-12R-12</i>	-5.0017	-11.9993	-12.0038	-4.9996	-11.9983	-11.9978
<i>Moyenne</i> *10 ⁻⁶	5.805	0.948	12.78	5.587	6.30175	15.3225

Tableau 3.2. Performances de la méthode MI-PSO pour le recalage monomodal pixéllique.

<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image satellitaire			Image FNTIC		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x4y-6R15</i>	3.9962	-5.9999	14.9991	3.9966	-5.9964	14.998
<i>x3y-5R15</i>	2.9952	-5.0011	14.9983	3.001	-4.9984	14.9979
<i>x10y-10R-10</i>	9.9980	-10.0005	-9.9981	10.0004	-10.0003	-10.0016
<i>x-5y-12R-12</i>	-4.9971	-11.9988	-11.9998	-5.0010	-11.9986	-12.0014
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	12.4645	68.725	1.8355	34.5325	43.4	3.2235
<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image Pole3			Image médicale		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x4y-6R15</i>	3.9968	-6.0006	15.0040	4.0018	-5.9957	14.9995
<i>x3y-5R15</i>	3.0015	-5.0006	15.0013	3.0018	-4.9958	15.0004
<i>x10y-10R-10</i>	9.9942	-10.0006	10.0008	9.9972	-10.0022	-10.0013
<i>x-5y-12R-12</i>	-5.0035	-11.9984	12.0012	-4.9977	-11.9999	-11.9978
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	14.6765	0.94775	4.8755	5.0275	10.304	1.79125

Tableau .3.3. Performances de la méthode NMI-PSO pour le recalage monomodal pixéllique.

Il en ressort clairement, que bien que les résultats soient proches pour les méthodes utilisant l'information mutuelle et ses variantes et surpassent la performance de l'approche SSIM-PSO. Alors l'efficacité et la robustesse des approches iconiques dépendent du choix de la mesure de similarité utilisée. Grâce à notre comparaison, nous avons conclu que la méthode qui donne des bons résultats est la méthode qui utilise l'information mutuelle normalisée modifiée pour les transformations pixéllique.

<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image satellitaire			Image FNTIC		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x4y-6R15</i>	3.9967	-5.9994	14.9973	3.997	-5.9962	14.9984
<i>x3y-5R15</i>	2.9972	-5.0002	14.9972	3.001	-5.0001	14.9984
<i>x10y-10R-10</i>	9.9961	-9.9985	-9.9963	10.0004	-10.0005	-10.0016
<i>x-5y-12R-12</i>	-5.0018	-11.9964	-11.9971	-5.0005	-11.9987	-12.0015
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	9.279	3.92125	9.223	2.648	3.98625	2.451
<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image Pole3			Image médicale		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x4y-6R15</i>	3.9931	-6.0014	14.9957	4.0013	-5.9938	14.9977
<i>x3y-5R15</i>	2.9987	-5.0017	15.0025	2.9984	-4.9960	15.0009
<i>x10y-10R-10</i>	9.9967	-9.9984	-10.0044	9.9989	-9.9994	-9.9976
<i>x-5y-12R-12</i>	-4.9973	-11.9918	-11.9974	-4.9977	-11.9929	-11.9970
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	16.7725	18.48	12.57175	5.19	27.1925	18.03

Tableau .3.4. Performances de la méthode MNMI-PSO pour le recalage monomodal pixéllique.

Image Translation	Image satellitaire			Image FNTIC		
	Tx	Ty	Tθ	Tx	Ty	Tθ
x4y-6R15	5.4229	-4.7590	15.0027	5.7771	-4.7696	15.0005
x3y-5R15	4.1861	-4.0498	15.0056	4.5402	-4.0658	15.0024
x10y-10R-10	8.1143	-11.5829	-10.0020	8.4519	-11.5892	-9.9945
x-5y-12R-12	-7.3832	-10.6900	-12.0011	-7.0261	-8.1019	-11.9983
Moyenne	3.166725	1.6662	2.0013	3.0079	1.645725	2.002525
Image Translation	Image Pole3			Image médicale		
	Tx	Ty	Tθ	Tx	Ty	Tθ
x4y-6R15	5.5494	-4.8043	15.0020	5.4071	-4.7826	14.9819
x3y-5R15	4.3026	-4.0940	14.9950	4.1884	-4.0436	14.9001
x10y-10R-10	8.2112	-11.6053	-9.9938	8.1419	-11.6154	-9.9715
x-5y-12R-12	-7.2920	-10.6955	-11.9976	-7.3776	-10.7109	-12.0074
Moyenne	3.13765	1.632275	2.002725	3.12445	1.667	7*10 ⁻⁴

Tableau .3.5. Performances de la méthode SSIM-PSO pour le recalage monomodal pixéllique.

On refait le même travail avec des transformations réelles et les tableaux (3.6-3.9) présentent les résultats de test. Dans ce cas la méthode qui donne des bons résultats est la méthode qui utilise l'information mutuelle pour les transformations sous- pixéllique (c'est-à-dire inférieure à la taille d'un pixel). La méthode SSIM-PSO est plus précise pour la transformation sous-pixéllique par rapport à la transformation pixéllique.

Image Translation	Image satellitaire			Image FNTIC		
	Tx	Ty	Tθ	Tx	Ty	Tθ
x3.56y2.67R22.3	-3.5610	2.6713	22.2997	-3.5623	2.6710	22.2984
x2.42y-5.71R15.4	2.42	-5.71	15.4	2.4202	-5.7080	15.3999
x-6.98y7.25R10.8	-6.9806	7.2489	10.8004	-6.9803	7.2548	10.8003
x5.25y3.44R20.6	5.2490	3.4391	20.6002	5.2508	3.4436	20.6002
Moyenne*10 ⁻⁶	12.653	1.753225	1.3419	1.43975	10.22075	0.6865
Image Translation	Image Pole3			Image médicale		
	Tx	Ty	Tθ	Tx	Ty	Tθ
x3.56y2.67R22.3	-3.5616	2.6707	22.3057	-3.5555	2.6724	22.3010
x2.42y5.71R15.4	2.4170	-5.7075	15.4029	2.4192	-5.7145	15.4003
x6.98y7.25R10.8	-6.9797	7.2494	10.8023	-6.9789	7.2500	10.8021
x5.25y3.44R20.6	5.2501	3.4393	20.6017	5.2519	3.4370	20.6028
Moyenne*10 ⁻⁶	8.1915	3.75725	2.5425	6.3977	8.825	4.1357

Tableau .3.6. Performances de la méthode MI-PSO pour le recalage monomodal sous-pixéllique.

<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image satellitaire			Image FNTIC		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x3.56y2.67R22.3</i>	-3.5605	2.6716	22.2993	-3.5626	2.6716	22.2980
<i>x2.42y5.71R15.4</i>	2.4182	-5.7113	15.3996	2.4204	-5.7078	15.3988
<i>x6.98y7.25R10.8</i>	-6.9817	7.2469	10.7983	-6.9784	7.2519	10.7984
<i>x5.25y3.44R20.6</i>	5.2487	3.4399	20.5994	5.2500	3.4403	20.5987
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	2.02725	3.5255	0.983	2.39675	2.733	2.43025
<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image Pole3			Image médicale		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x3.56y2.67R22.3</i>	-3.5615	2.6711	22.3022	-3.5562	2.6725	22.2979
<i>x2.42y5.71R15.4</i>	2.4183	-5.7112	15.3983	2.4180	-5.7125	15.3957
<i>x6.98y7.25R10.8</i>	-6.9771	7.2486	10.8015	-6.9759	7.2483	10.7971
<i>x5.25y3.44R20.6</i>	5.2456	3.4368	20.6001	5.2510	3.4362	20.6031
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	2.8085	1.91	12.29425	9.05	7.4775	9.6425

Tableau .3.7. Performances de la méthode NMI-PSO pour le recalage monomodal sous-pixéllique

<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image satellitaire			Image FNTIC		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x3.56y2.67R22.3</i>	-3.5622	2.6699	22.2961	-3.5617	2.6709	22.2981
<i>x2.42y5.71R15.4</i>	2.4174	-5.7145	15.4002	2.4202	-5.7077	15.3988
<i>x6.98y7.25R10.8</i>	-6.9818	7.2490	10.7994	-6.9787	7.2515	10.7991
<i>X5.25y3.44R206</i>	5.2475	3.4402	20.5998	5.2502	3.4409	20.5992
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	5.21475	5.232	3.9705	1.32025	2.2376	1.5843
<i>Image</i> <i>Translation</i>	Image Pole3			Image médicale		
	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>	<i>T_x</i>	<i>T_y</i>	<i>Tθ</i>
<i>x3.56y2.67R22.3</i>	-3.5637	2.6711	22.3001	-3.5568	2.6724	22.2985
<i>x2.42y5.71R15.4</i>	2.4165	-5.7113	15.3983	2.4175	-5.7074	15.3921
<i>x6.98y7.25R10.8</i>	-6.9771	7.2488	10.8013	-6.9789	7.2454	10.8004
<i>x5.25y3.44R20.6</i>	5.2439	3.4373	20.5970	5.2510	3.4361	20.6031
<i>Moyenne *10⁻⁶</i>	17.67325	2.91925	3.405	4.62	12.255	18.6975

Tableau .3.8. Performances de la méthode MNMI-PSO pour le recalage monomodal sous-pixéllique.

Image Translation	Image satellitaire			Image FNTIC		
	Tx	Ty	Tθ	Tx	Ty	Tθ
<i>x-3.56y2.67R22.3</i>	-4.3110	1.1290	22.2980	-3.9484	1.1380	22.2973
<i>x2.42y-5.71R15.4</i>	3.8486	-4.8626	15.3967	4.2191	-4.8700	15.4062
<i>x-6.98y7.25R10.8</i>	-8.2213	5.8219	10.8031	-7.8869	5.8060	10.8104
<i>x5.25y3.44R20.6</i>	3.7086	5.0636	20.5933	4.0759	5.0748	20.5963
<i>Moyenne</i>	1.630325	1.94205	3.325*10 ⁻³	1.3971	1.952575	5.75*10 ⁻³
Image Translation	Image Pole3			Image médicale		
	Tx	Ty	Tθ	Tx	Ty	Tθ
<i>x-3.56y2.67R22.3</i>	-4.2296	1.1775	22.3122	-4.3142	1.1141	22.3118
<i>x2.42y-5.71R15.4</i>	3.9506	-4.8047	15.4114	3.8509	-4.8833	15.4248
<i>x-6.98y7.25R10.8</i>	-8.1188	5.7991	10.8205	-8.2124	5.8181	10.8020
<i>x5.25y3.44R20.6</i>	3.7872	5.1466	20.6025	3.6988	5.0598	20.5938
<i>Moyenne</i>	1.55695	2.016125	1.5*10 ⁻⁴	1.63535	1.944575	1.75*10 ⁻⁴

Tableau .3.9. Performances de la méthode SSIM pour le recalage monomodal sous-pixéllique.

3.7. Recalage multimodal : Evaluation et Discussions

Dans un deuxième niveau, nous avons testé les performances des quatre méthodes pour une translation entière et une rotation. On a considéré un recalage à trois degrés de liberté ; translation en x, en y et rotation de -5, -10 ,0.196 . La figure (3.13) et les tableaux (3.10-3.13) présentent les résultats obtenus du recalage rigide pour le cas multimodal.

Image Translation	Image médicale						
	X-5 Y-10 R 0.196						
	Tx	Ty	Tθ	ETx	ETy	ETθ	Critère
<i>Pd → T1</i>	-5.0000	-10.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0384	1.1693
<i>T1 → pd</i>	-4.0000	-10.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0384	1.1703
<i>Pd → T2</i>	-3.9995	-7.9995	0.0002	1.0009	4.0020	0.0383	1.1545
<i>T2 → pd</i>	-4.9994	-10.0000	0.0000	0.0006	0.0000	0.0384	1.1822
<i>T1 → T2</i>	-4.9999	-8.9999	0.0000	0.0001	1.0001	0.0384	1.1804
<i>T2 → T1</i>	-4.9999	-10.9999	0.0000	0.0001	0.9998	0.0384	1.1719

Tableau .3.10. Performances de la méthode MI-PSO pour le recalage multimodal.

Image Translation	Image médicale						
	X-5 Y-10 R 0.196						
	Tx	Ty	Tθ	ETx	ETy	ETθ	Critère
Pd → T1	-4.9978	-9.9994	0.0003	0.0022	0.0006	0.0383	1.1690
T1 → pd	-5.3031	-9.5157	-0.3930	0.0919	0.2345	0.3470	1.1629
Pd → T2	-5.0000	-9.9999	0.0000	0.0000	0.0001	0.0384	1.1801
T2 → pd	-5.0000	-10.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0384	1.1823
T1 → T2	-5.0000	-10.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0384	1.1784
T2 → T1	-4.9729	-10.4143	0.6172	0.0007	0.1716	0.1774	1.1579

Tableau .3.11. Performances de la méthode NMI-PSO pour le recalage multimodal.

Image Translation	Image médicale						
	X-5 Y-10 R 0.196						
	Tx	Ty	Tθ	ETx	ETy	ETθ	Critère
Pd → T1	-4.9742	-10.2129	0.6225	0.0007	0.0453	0.1819	1.1556
T1 → pd	-4.9999	-8.9999	0.0000	0.0001	1.0002	0.0384	1.1778
Pd → T2	-4.9999	-9.9999	0.0000	0.0001	0.0001	0.0384	1.1801
T2 → pd	-5.0000	-10.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0384	1.1823
T1 → T2	-4.9989	-9.9987	0.0006	0.0011	0.0013	0.0382	1.1781
T2 → T1	-4.9993	-10.9997	0.0001	0.0007	0.9994	0.0384	1.1718

Tableau .3.12. Performances de la méthode MNMI-PSO pour le recalage multimodal.

Image Translation	Image médicale						
	X-5 Y-10 R 0.196						
	Tx	Ty	Tθ	ETx	ETy	ETθ	Critère
Pd → T1	-4.9913	-9.0293	-0.0027	0.0001	0.9423	0.0395	0.9039
T1 → pd	-4.9491	-10.5152	0.2619	0.0026	0.2655	0.0043	0.9139
Pd → T2	-4.9822	-9.9782	-0.0264	0.0003	0.0005	0.0494	0.9308
T2 → pd	-4.9769	-10.1894	0.2358	0.0005	0.0359	0.0016	0.9350
T1 → T2	-4.7031	-11.3862	0.0409	0.0882	1.9215	0.0561	0.8458
T2 → T1	-4.6669	-8.4910	1.1423	0.1109	2.2771	0.8954	0.8403

Tableau .3.13. Performances de la méthode SSIM-PSO pour le recalage multimodal.

D'après les résultats, on conclut que les quatre méthodes offrent des bons résultats pour les translations. Cependant l'estimation de la rotation est médiocre du fait qu'elle est inférieure à 1. On note aussi qu'avec les deux modalités IRM/T2, IRM/Pd on a obtenu les meilleurs résultats.

a) Image de référence I_1 b) Image à recalcer I_2 c) Superposition de mage I_1 et I_2

d) Image $I_{2\text{recalée}}$ par MI-PSO e) Superposition de I_1 et $I_{2\text{recalée}}$ f) Image $|I_1 - I_{2\text{recalée}}|$

Figure 3.13. Résultat du recalage multimodal de deux images IRMT2/IRMPd pour la méthode MNMI-PSO,

Maintenant on teste les trois approches sur trois images médicales prises par différentes sondes qui sont IRM, CT et TEP. Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau (3.14). On remarque que l’IRM-TEP donne le meilleur résultat.

	Image Translation	<i>x3 y-5 R 5</i>						
		<i>Tx</i>	<i>Ty</i>	<i>Tθ</i>	<i>ETx</i>	<i>ETy</i>	<i>ETθ</i>	<i>Critère</i>
MI	CT → TEP	2.7737	-5.9105	5.1301	0.0512	0.8291	0.0169	0.7113
	IRM → TEP	2.7100	-5.8154	5.0698	0.0841	0.6649	0.0049	0.6370
NMI	CT → TEP	2.4571	-4.9679	4.7206	0.2947	0.0010	0.078	1.1508
	IRM → TEP	2.7409	-5.7897	5.0280	0.0671	0.6236	0.0008	1.1378
MNMI	CT → TEP	2.8558	-5.2575	4.1003	0.0208	0.0663	0.08095	0.04217
	IRM → TEP	2.7646	-5.5582	4.0142	0.0554	0.3116	0.9718	0.4181

Tableau .3.14. Performances du recalage multimodal pour des images prises par différents capteurs

3.8. Conclusion

Durant la phase de simulation, on a proposé quatre méthodes qui se diffèrent juste dans les critères de similarité. Une méthode d'optimisation globale a été utilisée pour trouver les paramètres de la transformation rigide. Les résultats obtenus pour le recalage monomodal sont excellents, l'erreur d'estimation est inférieure à 10^{-5} . de même pour le recalage multimodal, les résultats sont encourageants pour les méthodes utilisant l'information mutuelle et ses variantes.

The image features a decorative background with a light beige, textured pattern of circuit board traces. The traces are most prominent in the top-left and bottom-right corners, where they form a dense, intricate network of lines and nodes. The central area is dominated by the text.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le recalage d'images est un terme très générique qui indique une méthode de mise en correspondance de deux images. La définition générale du recalage d'image pourrait être « méthode visant à trouver la transformation géométrique qui aligne au mieux les pixels physiquement homologues de deux images ». Néanmoins sous cette définition paraissant simple une multitude d'approches et de méthodes ont vu le jour. Chaque méthode correspond à la résolution d'une problématique donnée : recalage intra modal d'image, recalage multimodal, recalage temporel... Toutes les méthodes de recalage se classent en trois familles [1]: les méthodes géométriques, les méthodes iconiques, et enfin les méthodes hybrides. Le recalage géométrique s'appuie sur l'appariement de primitives géométrique extraites des images à recaler. Le recalage iconique s'appuie directement sur les intensités des images à recaler. Le recalage hybride est une méthode s'appuyant une combinaison des deux méthodes précédentes.

Dans cette étude, nous nous sommes intéressés au recalage iconique rigide basé sur l'information mutuelle ou l'indice de similarité structurelle comme mesure de similarité et PSO comme méthode d'optimisation.

Nous avons testé les performances de ces détecteurs pour le recalage monomodal. Les résultats obtenus à ce stade prouvent que la méthode basée sur l'information mutuelle permet une détection les paramètres d'une translation et d'une rotation avec erreur d'ordre 10^{-6} alors que la méthode basée sur l'indice de similarité structurelle présente une petite déviation.

Pour des images multimodales, la méthode basée sur l'indice de similarité structurelle se montrera inefficaces, par contre les méthodes basées sur l'information mutuelle sont mieux adaptées. Donc les résultats obtenus par les méthodes misent en œuvre présentent des résultats satisfaisants aussi bien sur le recalage monomodal qu'en multimodal.

En outre, les résultats ont montrés que l'algorithme PSO convergeait après un nombre très réduit d'itérations.

En perspectives il serait intéressant d'envisager d'autres méthode d'optimisation que celle adoptée dans le présent travail et d'étudier leur comportement.

The background of the page is a light beige color with a faint, repeating pattern of circuit board traces. The traces are thin, dark brown lines that form a complex network of paths, some straight and some curved, with small circular nodes at various points. The pattern is most prominent in the top-left and bottom-right corners, where it appears as a dense, branching structure. In the center, the word "Bibliographie" is written in a large, elegant, black serif font with a slight shadow effect, giving it a three-dimensional appearance. The overall aesthetic is clean, modern, and tech-oriented.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Z. Ahmed Seghir,. ‘Evaluation de la qualité d’image’, Thèse de doctorat de l’Université Mentouri , Constantine , 2012.
- [2] A. Bennour,. ‘Contribution au recalage des images satellitaires de haute résolution pour le suivi à long terme des changements écologiques,’ Thèse de doctorat de l’Université Badji Mokhtar. Annaba, 2015.
- [3] M. Bonyadi, ‘Particle swarm optimization : theoretical analysis, modifications, and application to constrained optimization problems’, Ph.D thesis .Faculty of engineering, computer, and mathematical sciences, University of Adelaide , 2014.
- [4] F. Boughorbel, B. Abidi, and M. Abidi,. ‘Registration of Infra-Red and Color Images for Multimodal Face Recognition,’ *The Biometrics Consortium Conference, Arlington, VA*, September 20-22, 2004.
- [5] A. Chatterjee and P. Siarry, ‘ Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization’. *Computers and Operations Research*, Vol. 33, pp. 859– 871, 2006.
- [6] M. Clerc and J. Kennedy. “The particle swarm: explosion, stability, and convergence in multi-dimensional complex space”. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, pp. 58–73, 2002.
- [7] Y. Cooren., ‘Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'Optimisation par Essaim Particulaire, Applications en génie médical et en électronique’. Thèse de doctorat de l’Université Paris, 2008
- [8] H. Costin, Cr. Rotariu,. ‘Registration of Multimodal Medical Images’ *Computer Science Journal of Moldova*, Vol.17, no.3(51), 2009.
- [9] R. Eberhart, Y. Shi Y., ‘Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization’. *Proc Congr Evol Comput* ;Vol 1, pp 84-88.2000.
- [10] A. Eldor., ‘Perfectionnement des algorithmes d’Optimisation par Essaim Particulaire. Applications en segmentation d’images et en électronique’, Thèse de doctorat de l’informatique de l’Université Paris-EST , 2012.
- [11] R. Heena , . ‘Implementation of Image Registration for Satellite Images using Mutual Information and Particle Swarm Optimization Techniques’, *International Journal of Computer Applications*, Vol 97, No.1, July 2014.

- [12] H. Gaaloul ,. ‘Recalage des images médicales :Application aux images rétiniennes,’
Mémoire de Master en Génie biomédical de l’Université Abou Bakr Belkaïd ,
Tlemcen ,2017.
- [13] J. Kennedy ,R. Eberhart., ‘Particle swarm optimization’ *In: Proceedings of the IEEE
conference on neural networks (ICNN’95)*, Vol. IV. Perth, Australia; pp.1942–
1948.1995.
- [14] A. Kharrat, S.Belhassen& M. Abidi,. ‘Recalage rigide robuste d’images médicales
monomodal intra-patient par appariement de régions:Block Matching’, *2nd
International Conference: E-Medical System* ,Tunisia .2008
- [15] T. Krishna, P. Manjaree, S. Laxmi., ‘Particle swarm optimization with time varying
acceleration *coefficients for non-convex economic power dispatch*,’ *Elect Power and
energy syst*, Vol .31,pp.249-257. 2009
- [16] G. Malandain,. ‘ Les mesures de similarité pour le recalage des images médicales’,
Mémoire pour l’obtention de l’Habilitation à Diriger des Recherches, Université de
Nice Sophia-Antipolis, 2006.
- [17] S. Talukder., ‘Mathematical Modelling and Applications of Particle Swarm
Optimization’, Master’s Thesis, Mathematical Modelling and Simulation, Sweden
,2011.
- [18] I. Trelea. “The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and
parameter selection”. *Information Processing Letters*, Vol. 85, No. 6, pp. 317–325,
2003.
- [19] P. Viola , W. M.W. III,. ‘Alignment by maximization of mutual information,’
in International Conference on Computer Vision, pp. 16–23,June 1995.
- [20] Y. Zheng, L. Ma, L. Zhang, and J. Qian. “On the convergence analysis and
parameter selection in particle swarm optimization”. *In: Proceedings of International
Conference on Machine Learning and Cybernetics* 2003, pp. 1802–1807, 2003.
- [21] W. Zhou, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli,. ‘Image quality assessment:
from error measurement to structural similarity’, *IEEE Transactions on Image
Processing*, pp 600-612, 2004.

Résumé : Recalage d'images est un sujet important pour de nombreuses applications telles que l'analyse d'images médicales, la télédétection et la cartographie. Dans ce processus, la transformation spatiale qui aligne l'image de référence et l'image flottante est estimée en optimisant une métrique de similarité. L'information mutuelle (MI), une mesure de similarité populaire, est un critère fiable pour recalage d'images médicales. Dans ce travail, nous présentons une méthode améliorée pour recalage d'image multimodale basée sur la maximisation d'une nouvelle forme de MI normalisée intégrant l'optimisation de l'essaim de particules (PSO), comme stratégie de recherche. Les algorithmes développés dans le cadre de ce travail sont testés sur des images monomodales et multimodales et les résultats obtenus sont encourageants.

Mots clés : Recalage d'images, images médicales, transformation spatiale, information mutuelle (MI), et particule essaim d'optimisation (OEP).

Abstract: Image registration is an important topic for many applications such as medical image analysis, remote sensing and mapping. In this process, the spatial transformation that aligns the reference image and the floating image is estimated by optimizing a similarity metric. Mutual information (MI), a measure of popular similarity, is a reliable criterion for registration of medical images. In this work, we present an improved method for multimodal image registration based on the maximization of a new standardized IM form integrating particle swarm optimization (PSO) as a search strategy. The algorithms developed as part of this work are tested on mono-modal and multimodal images and the results obtained are encouraging.

Key words: Registration of images, medical images, spatial transformation, mutual information (MI), and particle optimization swarm (PSO).

ملخص: يعد تسجيل الصور موضوعاً مهماً للعديد من التطبيقات مثل تحليل الصور الطبية والاستشعار عن بعد ورسم الخرائط. في هذا العمل يتم تقدير التحويل المكاني الذي يحاكي الصورة المرجعية والصورة المصدر عن طريق تحسين مقياس التشابه. تعد المعلومات المتبادلة (MI)، وهي مقياس مشابه شائع و معياراً موثقاً به لتسجيل الصور الطبية. ومنه نقدم طريقة محسنة لتسجيل الصور متعدد الوسائط على أساس تعظيم شكل جديد من نظام MI المتكامل الذي يتضمن تحسين سرب الجسيمات (PSO) كإستراتيجية بحث. تم اختبار الخوارزميات التي تم تطويرها كجزء من هذا العمل على الصور أحادية النمط والمتعددة الوسائط والنتائج التي تم الحصول عليها مشجعة.

الكلمات المفتاحية: تسجيل الصور ، الصور الطبية ، التحويل المكاني ، المعلومات المتبادلة (MI) ، وتحسين سرب الجسيمات (PSO).