



République Algérienne Démocratique et  
Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la  
Recherche Scientifique



Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene

Faculté d'Electronique et d'Informatique

Département d'Informatique

## Mémoire de Master

Domaine : Mathématiques et Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Systèmes Informatiques Intelligents



# Recalage et mise en correspondance d'images radiographiques et topographiques issues du système BIOMOD pour le suivi de scoliose.

Proposé par :

- Mr. AOUAA N.
- Mlle. SETITRA I.

Réalisé par :

- Mlle. BENRABIA Afef.

Soutenu le 13/07/2019 devant le jury composé de :

- Mme. IGHILAZA C, présidente.
- Mme. GUEBAILI W, membre.

Projet N° : SII 101/19

## ✿ Remerciements ✿

En préambule à ce mémoire en vue de l'obtention du diplôme de Master en systèmes informatiques intelligents, effectué au sein de CERJST :

Je remercie en premier lieu le Dieu Tout-Puissant et miséricordieux de m'avoir accordé le courage et la patience durant ce travail et mes années d'étude, je remercie également toutes personnes, qui de près ou de loin, ont contribué à l'élaboration de ce travail.

Mes remerciements vont d'abord à mes encadreurs ,Mr AOUAA Noureddine et Mlle SETITRA Insaf, attachés de recherche à la division systèmes d'information et systèmes multimédia (DSISM) du centre de recherche sur l'information scientifique et technique (CERIST), pour le temps accordé et conseils avisés à la supervision et la réalisation de ce projet.

Mes vifs remerciements s'adressent également aux membres de jury :

- ✿ Mme IGHILAZA qui me fait l'honneur de présider ce jury.
- ✿ Mme GUEBAILI qui a eu la gentillesse d'accepter d'examiner mon travail.

J'exprime ma profonde gratitude à ma précieuse maman, qui m'a porté un grand soutien et m'a guidé avec son savoir et expérience pédagogiques.

Mes sincères remerciements s'adressent également à mes amis et collègues pour leur soutien et échanges d'idées constructives.

Alef

## ✿ Dédicaces ✿

*C'est avec gratitude et sincères mots que je dédie cette réussite*

*À ceux qui veillent à mon bien être*

*Tous les mots et expressions sont négligeables face à leurs sacrifices,  
soutien et dévouement dans mon instruction et éducation afin de voir  
ce jour arriver,*

*À vous mes chers parents*

*Que le bon Dieu vous préserve*

*À ma chère et tendre sœur Soumeya*

*À mes amis et tous ceux qui me connaissent*

*Affef*

## Sommaire

Table des figures .....	i
Liste des tableaux .....	iii
Liste des abréviations .....	iv
Introduction générale.....	1
<b>Partie I: Contexte médical</b>	
<b>Chapitre 1 : Contexte médical.....</b>	<b>4</b>
1 Système de référence anatomique .....	4
2 Anatomie du rachis saint .....	5
3 Scoliose.....	6
3.1 Définition et description de la pathologie.....	6
3.2 Facteurs d'évolution scoliotique.....	8
3.3 Suivi classique et indices cliniques .....	8
3.4 Prise en charge et traitement.....	11
4 BIOMOD pour le suivi de scoliose .....	11
4.1 Composition du système BIOMOD .....	12
4.2 Procédure et principe d'acquisition .....	12
4.3 Bilans et indices cliniques .....	14
<b>Partie II : Etat de l'art</b>	
<b>Chapitre 2 : Recalage d'images numériques .....</b>	<b>17</b>
1 Image numérique .....	17
1.1 Représentation et espaces colorimétriques .....	17
1.2 Caractéristiques de l'image numérique .....	18
1.3 Convolution numérique .....	19
1.4 Gradient d'image .....	19
2 Définition du recalage.....	20
3 Critères de classification des méthodes de recalage.....	20
4 Étapes de recalage.....	22
4.1 Détection des primitives .....	22
4.2 Appariement des primitives.....	25
4.3 Estimation du modèle de transformation.....	26
4.4 Transformation de l'image source .....	29
5 Évaluation du recalage.....	31
<b>Chapitre 3 : Segmentation et étiquetage en composantes connexes .....</b>	<b>32</b>
1 Segmentation d'image .....	32
1.1 Définition et principe.....	32
1.2 Approches de segmentation.....	32
2 Étiquetage en composantes connexes.....	40
2.1 Définition et principe.....	40
2.2 Notions de topologie.....	41
2.3 Algorithme d'étiquetage en composantes connexes.....	42
2.4 Caractéristiques de forme .....	45

### Partie III: Contribution

<b>Chapitre 4 : Approche de recalage proposée .....</b>	<b>47</b>
1 Analyse des images du système de recalage.....	47
2 Contexte du problème.....	48
3 Détection des points d'intérêt.....	50
3.1 Détection des points d'intérêt à partir des images topographiques BIOMOD .....	50
3.2 Détection des points d'intérêt à partir des images radiographiques .....	56
4 Appariement des points d'intérêt.....	57
5 Estimation et application du modèle de transformation.....	57
5.1 Homothétie .....	58
5.2 Rotation .....	59
5.3 Composition de la transformation affine .....	59
6 Superposition des images cible et transformée.....	60
7 Évaluation du système de recalage.....	61
<b>Chapitre 5 : Implémentation et résultats .....</b>	<b>62</b>
1 Environnement de travail.....	62
1.1 Environnement matériel.....	62
1.2 Langage de programmation.....	62
1.3 Outils d'implémentation .....	63
2 Description de la base d'images .....	63
3 Analyse des résultats de détection des points d'intérêt .....	65
3.1 Détection par analyse des composantes connexes.....	65
3.2 Détection par recalage d'image EIPS .....	66
4 Analyse qualitative des résultats du recalage .....	68
4.1 Recalage monomodal.....	68
4.2 Recalage multimodal .....	71
5 Analyse du temps de recalage.....	75
<b>Conclusion générale et perspectives .....</b>	<b>77</b>
<b>Annexes</b>	
<b>Annexe A : Transformations géométriques .....</b>	<b>81</b>
1 Coordonnées homogènes .....	81
2 Transformations élémentaires.....	82
2.1 Translation .....	82
2.2 Rotation .....	83
2.3 Changement d'échelle et homothétie.....	83
2.4 Cisaillement .....	84
3 Composition de transformations.....	85
3.1 Transformation linéaire .....	85
3.2 Transformation affine .....	85
3.3 Transformation rigide .....	86
3.4 Transformation projective .....	86
4 Transformation déformable .....	87
<b>Références bibliographiques .....</b>	<b>88</b>

## Table des figures

Figure 1-1 : Système de référence anatomique [5].....	5
Figure 1-2 : Anatomie du rachis, (a) vue antérieure, (b) vue latérale gauche, (c) vue postérieure [8].....	6
Figure 1-3 : Déséquilibre de la ligne des épaules et asymétrie de l'antépulsion des omoplates [9].....	7
Figure 1-4 : Gibbosité en position de flexion antérieure [9].....	7
Figure 1-5 : Utilisation de scoliomètre en position de flexion antérieure [16] .....	9
Figure 1-6 : Images radiographiques d'un patient scolioïque fournies par le CERIST, (a) radiographie sagittale, (b) radiographie postéro-antérieure .....	9
Figure 1-7 : Méthodes de calcul de l'angle de Cobb.....	10
Figure 1-8 : Exemple de corset orthopédique [19].....	11
Figure 1-9 : Exemple d'arthrodèse, (a) dans le plan frontal, (b) dans le plan sagittal [4].....	11
Figure 1-10 : Appareil d'acquisition BIOMOD [20] .....	12
Figure 1-11 : Positionnements des marqueurs cutanés [20].....	13
Figure 1-12 : Déroulement d'une acquisition de surface topographique avec BIOMOD [21] .....	13
Figure 1-13 : Projection des franges de Moiré [21] .....	13
Figure 1-14 : Repérages automatiques des marqueurs cutanés, (a) de surface de dos, (b) des marqueurs cutanés, (c) de l'épine [14] .....	14
Figure 1-15 : Quelques types d'images générées par BIOMOD .....	15
Figure 1-16 : Capture de la comparaison des examens du logiciel BIOMOD [20] ..	15
Figure 1-17 : Bilan d'examen généré par BIOMOD [20] .....	15
Figure 2-1 : Représentation d'image par ordinateur: (a) image vue par un être humain, (b) combinaison de vue humaine et par ordinateur, (c) image vue par un ordinateur [27].....	18
Figure 2-2 : Exemple de convolution .....	19
Figure 2-3 : Diagramme des critères de classification des méthodes de recalage. ....	21
Figure 2-4 : Modèles des transformations géométriques [24].....	21
Figure 2-5 : Étapes de recalage .....	22
Figure 2-6 : Première et seconde dérivée d'un contour.....	24
Figure 2-7 : Applications des filtres de (b) Canny, (c) Sobel et (d) Prewitt à l'image (a) de Lenna .....	24
Figure 2-8 : Importance des coins comme point d'intérêt.....	25
Figure 2-9 : Transformation directe .....	29
Figure 2-10 : Transformation indirecte .....	30
Figure 2-11 : Techniques d'interpolation [50]. .....	30
Figure 3-1 : Seuillage d'image en niveaux de gris: (a) image originale, (b) seuillage à 70, (c) seuillage à 150, (d) seuillage à 220 .....	33
Figure 3-2 : Seuillage par histogramme: (a) image originale, (b) seuillage avec $S_b = 200$ , (c) seuillage avec $S_c=140$ , (d) histogramme des niveaux de gris de l'image (a).....	34

Figure 3-3 : Seuillage adaptatif, (a) image à segmenter avec effet d'ombre, (b) seuillage global simple, (c) découpage de l'image à segmenter en fenêtres, (d) seuillage adaptatif.....	35
Figure 3-4 : Segmentation d'image cérébrale par croissance de région: (a) image IRM à segmenter, (b) point germe initial, (c) itération 200, (d) itération 1000, (e) itération 2000, (f) itération 5000, (g) itération 10000 [57].....	36
Figure 3-5 : Segmentation par division- fusion : (a) image à segmenter, (b) première division, (c) seconde division, (d) fusion , (e) arbre de division-fusion [59].....	36
Figure 3-6 : Segmentation d'image cérébrale par regroupement, (a) image originale, (b) image segmentée [52].....	38
Figure 3-7 : Exemple d'architecture d'un réseau de neurones. ....	39
Figure 3-8 : Convolution sur volume. ....	40
Figure 3-9 : Étiquetage d'une image après segmentation : (a) image brute, (b) image segmentée, (c) image étiquetée en composantes connexes [72]. .....	41
Figure 3-10 : Connexité et voisinage, (a) 4-connexité, (b) 8-connexité.....	41
Figure 3-11 : Sens du Balayage, (a) balayage direct, (b) balayage inverse, (c) balayage remontant.....	42
Figure 3-12 : Décomposition du voisinage en passé, présent et futur, (a) 4-connexité, (b) 8-connexité.....	42
Figure 3-13 : Image binaire.....	44
Figure 3-14 : Déroulement de l'étiquetage provisoire. ....	45
Figure 3-15 : Étiquetage final, (a) en étiquettes, (b) en couleurs. ....	45
Figure 4-1 : Série d'images topographiques intrapatient issues du système BIOMOD fournies par le CERIST. Les marqueurs cutanés sont tracés en couleur, (a) rouge, (b) vert, (c) blanc.....	48
Figure 4-2 : Série d'images topographiques interpatient issues du système BIOMOD fournies par le CERIST. ....	48
Figure 4-3 : Série d'images radiographiques fournies par le CERIST.....	48
Figure 4-4 : Classification du problème de recalage traité par rapport aux neuf critères. ....	49
Figure 4-5 : Exemple du résultat de segmentation du rachis, (a) image originale, (b) image segmentée. ....	51
Figure 4-6: Étapes de détection des composantes connexes, (a) image originale, (b) image filtrée par Canny, (c) élimination des régions non intéressantes, (d) décomposition en composantes connexes, à chaque composante est affectée une couleur.....	52
Figure 4-7 : Composantes connexes extraites,(a) EIPS, (b) autres régions.....	53
Figure 4-8 : Vue comparative entre (a) image topographique et (b) image EIPS....	54
Figure 4-9 : Image EIPS, (a) image RGB, (b) canal R, (c) canal G, (d) canal B. ....	55
Figure 4-10 : Détection des PI par recalage, (a) RCI image topographique, (b) RCI image EIPS, (c) superposition de (a) et (b) après recalage, (d) RCI image EIPS segmentée. ....	56
Figure 4-11 : Images radiographiques, (a) sans marquage, (b) avec marquage.....	57

Figure 4-12 : Appariement des PI, (a) cas monomodal, (b) cas multimodal .....	57
Figure 4-13 : Schéma explicatif pour le calcul du facteur d'homothétie .....	58
Figure 4-14 : Schéma explicatif de la rotation .....	59
Figure 4-15 : Fusion d'images , (c) est le résultat de fusion de (a) et (b) [80].....	61
Figure 5-1 : Classification par circularité.....	65
Figure 5-2 : Classification par circularité et rapport d'aspect.....	66
Figure 5-3 : Détection des EIPS par recalage (résultat A), (a) Rcl image topographique, (b) Rcl image EIPS, (c) superposition après recalage.....	67
Figure 5-4 : Détection des EIPS par recalage (résultat B), (a) Rcl image topographique, (b) Rcl image EIPS, (c) superposition après recalage.....	67
Figure 5-5 : Recalage monomodal pour patient A, (a) image cible, (b) image source, (c) image transformée avec méthode proposée, (d) image transformée par EPRSE, (e) superposition de (a) et (b), (f) superposition de (a) et (c), (g) superposition de (a) et (d). ....	70
Figure 5-6 : Recalage monomodal pour patient B, (a) image cible, (b) image source, (c) image transformée avec méthode proposée, (d) image transformée par EPRSE, (e) superposition de (a) et (b), (f) superposition de (a) et (c), (g) superposition de (a) et (d). ....	71
Figure 5-7 : Recalage multimodal pour patient C, (a) image cible, (b) image source, (c) superposition avant recalage, (d) superposition après recalage par notre méthode, (e) superposition après recalage par EPRSE .....	73
Figure 5-8 : Recalage multimodal pour patient D, (a) image cible, (b) image source, (c) superposition avant recalage, (d) superposition après recalage par notre méthode, (e) superposition après recalage par EPRSE .....	74
Figure A-1 : Exemple illustratif de translation.....	82
Figure A-2 : Exemple illustratif de rotation.....	83
Figure A-3 : Exemple illustratif de changement d'échelle.....	84
Figure A-4 : Exemple illustratif de cisaillement.....	85
Figure A-5 : Exemple de transformation affine.....	86
Figure A-6 : Exemple de transformation rigide.....	86
Figure A-7 : Exemple de transformation de projection perspective.....	87
Figure A-8 : Exemple de transformation déformable.....	87

## Liste des tableaux

Tableau 1 : Distribution de la base d'images.....	64
Tableau 2 : Propriétés des différentes images utilisées.....	64
Tableau 3 : Temps de calcul moyen pour le recalage monomodal et multimodal....	76

## Liste des abréviations

CERIST	Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique.
PIF	Pli Inter-Fessier.
EIPS	Epines Iliques Postéro-Supérieures.
RGB	Red, Green, Bleu.
HSV	Hue, Saturation, Value.
PI	Point d'Intérêt.
CC	Coefficient de Corrélation.
CCN	Coefficient de Corrélation Normalisé.
CNN	Convolutional Neural Network.
RgI	Région d'Intérêt.
ECC	Étiquetage en Composantes Connexes.
RcI	Rectangle d'Intérêt.
EPRSE	Estimation des Paramètres par Résolution de Système d'Équations.
DoG	Difference of Gaussian.

## Introduction générale

« Une image vaut mille mots » De Confucius.

En 1895 à Bavière, Wilhelm Conrad Röntgen<sup>1</sup> marqua le début de l'imagerie médicale en découvrant des rayons invisibles, qu'il a nommés X, et pris la première radiographie de l'histoire humaine. Cette découverte lui vaudra le premier prix Nobel de la physique en 1901 [1]. Depuis, l'imagerie médicale ne cesse d'évoluer pour enfin aboutir à des techniques non invasives qui mènent à de grandes progressions en matière de diagnostic, de suivi et de traitement.

Dans le domaine médical, la comparaison et la superposition de deux images sont des tâches très fréquentes. Pour suivre l'évolution d'une pathologie chez un patient, le personnel médical compare différentes images de ce patient acquises à des instants différents. Toutefois, la comparaison avec des images d'un autre patient ou avec l'atlas est aussi pratiquée. De plus, avec la diversité des modalités d'acquisition, chacune d'elles présente ses avantages, ses inconvénients, et son lot d'information apporté, ce qui incite à utiliser différentes modalités d'acquisition pour le même sujet afin de combiner les informations collectées. Or, une telle opération de comparaison et de fusion d'information n'est faisable que si les images sont dans le même repère géométrique.

Le service de rhumatologie de l'hôpital de Douera prend en charge le suivi des patients atteints de scoliose, une maladie de la colonne vertébrale qui touche 2 à 5% de la population Algérienne [2]. À ce service, la radiologie est un élément fondamental pour le diagnostic et suivi des patients. Néanmoins, l'irradiation continue peut entraîner des effets nocifs sur la santé des patients, en particulier pour les enfants. Pour améliorer la prise en charge, le service bénéficie, depuis au moins 2013, d'une nouvelle technologie d'acquisition non invasive BIOMOD. Cette technologie fournit, essentiellement, des images topographiques du dos et calcule des indices cliniques différents de façon complètement automatique.

En contrepartie, le personnel médical trouve des difficultés à comparer les images topographiques générées par BIOMOD à cause de leur nature complètement différente des images médicales classiques. De plus, le calcul des indices cliniques

<sup>1</sup> Physicien nommé pour ses recherches en électricité (1845-1923)

avec BIOMOD se base sur une opération post-acquisition de traçage des repères anatomiques, une tâche effectuée par le personnel médical sur le dos du patient, et qui est sujette à des erreurs de localisation des structures anatomiques, ce qui pourrait fausser le suivi.

De ces faits, le personnel médical souhaite posséder un moyen qui lui permettrait de :

- Comparer et superpositionner des images topographiques BIOMOD.
- Identifier les erreurs de traçage en utilisant comme référence les images radiographiques, puisqu'elles sont plus fidèles à la réalité.

Partant de ce constat, un projet de collaboration entre l'hôpital de Douera et le centre de recherche sur l'information scientifique et technique (CERIST) a été lancé.

Pour répondre à ces besoins, nous devons faire recours aux techniques de recalage d'images numériques, un domaine de la vision par ordinateur dont l'utilisation devient de plus en plus fréquente dans le domaine médical. Notre tâche est de réaliser un système de recalage qui pourrait être utilisé comme module dans une application plus large destinée au suivi de la scoliose.

Le présent document comprend cinq chapitres et s'articule autour de trois parties comme suit :

- Tous d'abord, une première partie permettant de se situer dans le contexte médical dans lequel se réalise notre travail. Elle est composée d'un seul chapitre qui présente essentiellement des notions d'anatomie du rachis, définit la pathologie scoliotique, décrit la technologie BIOMOD et explique le déroulement des examens médicaux.
- Après quoi, dans une deuxième partie de l'état de l'art, nous présenterons en deux chapitres la théorie qui entoure le recalage et traitement d'images numériques :
  - Le premier chapitre sera consacré à un état de l'art sur le recalage d'image numérique, où nous présenterons en premier lieu des notions fondamentales de vision par ordinateur, et définirons le recalage de manière formelle. Ensuite, nous nous intéresserons aux critères de classification des problèmes de recalage dans le domaine médical avant d'aborder les détails du recalage où nous présenterons ses étapes et quelques techniques utilisées. Nous conclurons ce chapitre par les méthodes d'évaluation du recalage.

## Introduction générale

- Le deuxième chapitre aborde deux opérations principales de la vision par ordinateur, il s'agit de la segmentation et l'étiquetage en composantes connexes. Au long de ce chapitre, nous présenterons pour chaque opération des notions fondamentales et quelques techniques utilisées.
- La troisième et dernière partie sera consacrée à notre contribution, où nous allons dans un premier temps, proposer une approche pour la résolution de la problématique posée, puis évaluer et discuter les résultats auxquels nous avons abouti. Cette partie est également constituée de deux chapitres :
  - Dans le premier chapitre, nous analyserons d'abord les images manipulées afin de pouvoir, par la suite, situer le problème que nous traitons par rapport aux critères de classification des problèmes de recalage dans le domaine médical. Puis, nous proposerons, selon cette classification, une approche pour résoudre la problématique posée, où nous expliquerons la démarche suivie et justifierons nos choix. Nous terminerons le chapitre par le choix de la méthode d'évaluation.
  - Enfin, le dernier chapitre sera dédié à l'implémentation et la discussion des résultats obtenus. D'abord, nous décrirons notre environnement de travail, ainsi que notre base d'images. Puis, nous analyserons les résultats à travers quelques exemples de cette base. Nous terminerons le chapitre par l'étude du temps de calcul pour une éventuelle utilisation de la solution proposée en temps réel.

**Partie I :**  
**Contexte médical**

## Chapitre 1 : Contexte médical

« Un problème sans solution est un problème mal posé » Albert Einstein.

Afin de répondre à la problématique posée, il est important et nécessaire de bien comprendre son contexte. Le but de ce premier chapitre est de bien se situer dans le contexte médical et se familiariser avec la technologie BIOMOD en présentant des notions fondamentales d'anatomie du rachis, de scoliose et son suivi.

D'abord, nous présenterons le système de référence anatomique qui est largement utilisé en imagerie médicale. Puis, nous présenterons, en bref, l'anatomie du rachis saint. Nous enchaînerons avec la pathologie de scoliose, nous nous intéresserons en particulier à son diagnostic, suivi et indices cliniques. Enfin, nous aborderons le suivi de scoliose avec la technologie BIOMOD, où nous présenterons la composition du système, la procédure d'acquisition et les bilans et indices cliniques générés.

### 1 Système de référence anatomique

La description anatomique nécessite un système référentiel tridimensionnel commun afin de se repérer dans la structure et indiquer l'orientation des coupes et des vues dans les images médicales. Ce système est constitué d'un ensemble de plans et d'axes par rapport à la position standard de l'organisme. La figure 1-1 illustre les trois plans classiques [3], [4], qui sont :

- Plan sagittal ou latéral : un plan vertical qui divise le corps en deux moitiés symétriques gauche et droite.
- Plan frontal : un plan vertical perpendiculaire sur le plan sagittal et qui divise le corps en deux parties ventrale et dorsale.
- Plan transversal : plan horizontal parallèle au sol et perpendiculaire aux plans précédemment décrits et qui divise le corps en parties supérieure et inférieure.

On définit également des termes qui permettent, en se basant sur la position de référence, de situer une partie du corps par rapport à une autre [3], il s'agit de:

- Antérieur ou ventral : vers l'avant du corps.
- Postérieur ou dorsal : vers l'arrière du corps.
- Postéro-antérieur : de l'arrière vers l'avant du corps.
- Antéro-postérieur : de l'avant vers l'arrière du corps.

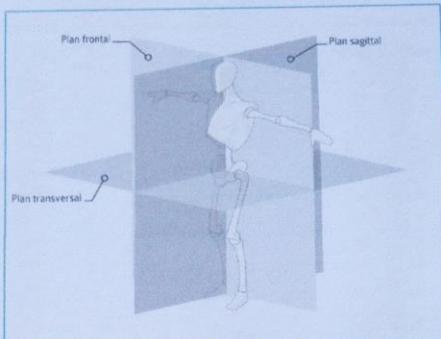


Figure 1-1 : Système de référence anatomique [5].

## 2 Anatomie du rachis saint

La colonne vertébrale, également nommée rachis, échine ou épine dorsale, est une colonne osseuse flexible formée par la superposition de 33 vertèbres, elle s'étend du bassin à la base du crâne. Dans le cas du rachis saint, la superposition des vertèbres dans le plan frontal est rectiligne droite, tandis que dans le plan sagittal il y'a présence de courbures physiologiques qui ont pour rôle d'augmenter la souplesse et l'élasticité du rachis [3]. La figure 1-2 représente l'anatomie du rachis saint, où nous constatons qu'il existe deux types de courbures physiologiques de convexité opposée [4], [6], qui sont :

- Cyphose : c'est une déviation postérieure dont la concavité est dirigée en avant.
- Lordose : c'est une déviation antérieure dont la concavité est dirigée en arrière.

Ces courbures divisent la colonne vertébrale en cinq régions rachidiennes [2] [5], qui sont :

- Région cervicale, qui couvre le coup, est constituée de sept vertèbres cervicales du C1 au C7 avec une courbure lordotique.
- Région thoracique, qui couvre la poitrine, est constituée de douze vertèbres dorsales du T1 au T12 avec une courbure cyphotique.
- Région lombaire, qui couvre le bas du dos, est constituée de cinq vertèbres lombaires du L1 au L5 avec une courbure lordotique.
- Région sacrée, qui couvre le bassin, est constituée de cinq vertèbres soudées du S1 au S5 avec une courbure cyphotique.
- Région du coccyx comprend quatre vertèbres soudées.

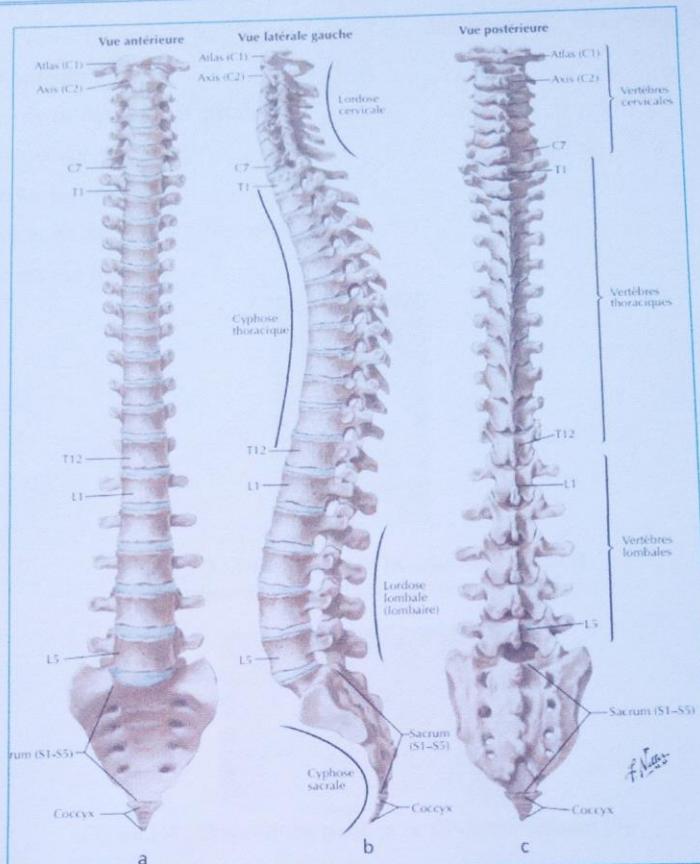


Figure 1-2 : Anatomie du rachis, (a) vue antérieure, (b) vue latérale gauche, (c) vue postérieure [8].

### 3 Scoliose

#### 3.1 Définition et description de la pathologie

Le terme scoliose est issu du grec *skolios* qui signifie tortueux, il s'agit d'une déformation complexe tridimensionnelle du rachis qui combine une translation et une rotation de certaines vertèbres. La pathologie est souvent diagnostiquée par une observation externe du dos, car les déformations scoliotiques affectent l'aspect général extérieur du tronc, et engendrent des asymétries plus ou moins accentuées selon le degré de sévérité de la scoliose, notamment, en position debout et en flexion

antérieure<sup>2</sup> (voir figure 1-3 et figure 1-4). Les déformations observées au niveau extérieur comprennent :

- Asymétrie de hauteur des épaules.
- Présence d'une gibbosité<sup>3</sup>.
- Omelettes proéminentes.
- Asymétrie de hauteur et taille des seins.
- Asymétrie des hanches.



Figure 1-3 : Déséquilibre de la ligne des épaules et asymétrie de l'antépulsion des omoplates [9].



Figure 1-4 : Gibbosité en position de flexion antérieure [9].

L'étiopathogénies<sup>4</sup> de la scoliose reste non identifiée, et plusieurs facteurs génétiques, hormonaux et environnementaux sont soupçonnés. Elle est dite idiopathique lorsque sa cause est inconnue ou qu'elle n'est pas secondaire à un autre processus pathologique. Il convient de distinguer entre une vraie scoliose et une attitude scoliotique, cette dernière ne persiste pas en position couchée, et est due à une déviation latérale de la colonne vertébrale pour compenser, par exemple, un déséquilibre du bassin [4], [10]–[13].

<sup>2</sup> Penché en avant comme pour toucher ses orteils.

<sup>3</sup> Une bosse due à la rotation des vertèbres.

<sup>4</sup> L'étude des causes d'une maladie.

### 3.2 Facteurs d'évolution scoliotique

L'évolution des courbures scoliotiques dépend principalement de l'âge et de la maturité osseuse. En effet, durant la croissance osseuse, les courbures scoliotiques s'aggravent considérablement et rapidement pour s'arrêter à la maturité osseuse.

Le test de Risser est un indice de maturité squelettique, il permet de déterminer, sur une échelle de cinq niveaux, le potentiel de croissance en observant les os du bassin dans une radiographie frontale, la maturité osseuse correspond au cinquième et dernier niveau. Le risque de progression est inversement proportionnel au test de Risser (donc à la maturité osseuse), et directement proportionnel au degré de déformation. Ainsi, plus le niveau de Risser est bas, plus le risque est grand, et plus la déformation est grande, plus le risque de progression est grand [4], [11], [14]. Par conséquent, les patients atteints de scoliose sont soumis à un suivi continu afin de prévenir toute aggravation des courbures scoliotiques.

### 3.3 Suivi classique et indices cliniques

Le suivi classique de la scoliose s'effectue par des examens cliniques et radiographiques. La fréquence de ces examens peut être très élevée en période de croissance osseuse. Dans ce qui suit, nous expliquons le déroulement des examens cliniques et radiographiques, et présenterons quelques mesures d'évaluation des courbures scoliotiques.

#### 3.3.1 Examen clinique

L'examen clinique est fondamental, il repose sur l'appréciation visuelle des asymétries et déformations du tronc [4], [11], [12], [15]. Pour procéder à cet examen, le tronc du sujet doit être complètement apparent, déshabillé, et les cheveux attachés.

Dans un premier temps, le médecin effectue d'abord un examen physique et neurologique du patient pour essayer d'identifier la cause de la scoliose. L'examen physique, dont l'objectif est d'identifier l'attitude scoliotique, inclut, entre autres : l'examen de la symétrie des épaules et des hanches, et la longueur des jambes. L'examen neurologique vise à diagnostiquer les maladies relatives au système nerveux.

Ensuite, l'examen clinique classique se fait de face, de profil et en flexion antérieure et se déroule de la façon suivante :

- D'abord, l'attitude scoliotique est éliminée en corrigeant le déséquilibre du bassin, généralement en mettant des plaquettes sous le pied le plus court.
- Le dos du sujet est examiné de face à la recherche d'éventuelle asymétrie des épaules et de la taille. Dans cette position, le fil à plomb est également utilisé pour faire apparaître la présence d'un éventuel déséquilibre latéral<sup>5</sup>.
- Ensuite, le dos du sujet est examiné de profil pour constater les modifications des courbures physiologiques dans plan sagittal, tel que la disparition de la cyphose dorsale ou un dos plat.
- Finalement, le patient se place en flexion antérieure pour effectuer le test d'Adam (voir figure 1-5), qui consiste à mesurer les degrés de gibbosité au long de la colonne vertébrale à l'aide d'un scoliomètre.



Figure 1-5 : Utilisation de scoliomètre en position de flexion antérieure [16].

### 3.3.2 Examen radiologique

La prise des clichés radiographiques se fait de profil et de face comme présentée par la figure 1-6. Durant l'acquisition, le patient doit se tenir debout et son bassin doit être bien rééquilibré.



Figure 1-6 : Images radiographiques d'un patient scoliotique fournies par le CERIST,  
(a) radiographie sagittale, (b) radiographie postéro-antérieure.

<sup>5</sup> Déviation vers un côté.

La radiographie postéro-antérieure<sup>6</sup> (voir figure 1-6-b) est nécessaire pour évaluer le degré de la courbure, la mesure la plus utilisée à ce niveau est l'angle de Cobb. Cet indice, illustré par la figure 1-7-a, correspond à l'angle formé par une projection de droites tangentes aux vertèbres les plus inclinées par rapport à la concavité de la courbure scoliotique. La scoliose est déclarée dans le cas d'un angle de Cobb supérieur à 10° [4], [11], [17].

Parfois, l'intersection des deux lignes formant l'angle de Cobb se situe en dehors de l'image radiographique, il existe une technique qui permet de trouver un angle équivalent. Cette technique, illustrée par la figure 1-7-b, consiste à dessiner les lignes tangentes aux vertèbres les plus inclinées, puis pour chacune, dessiner une ligne perpendiculaire. Mathématiquement, les angles A et C sont égaux. En effet, la somme des angles du quadrilatère formés par les lignes dessinées est 360°, nous savons que  $A + B = 180$  et  $B + C = 180$ , avec une soustraction on trouve que  $A = C$  [11], [18].

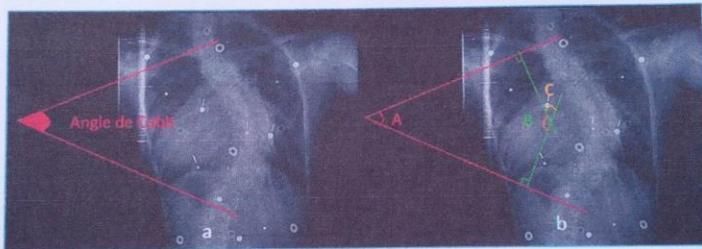


Figure 1-7 : Méthodes de calcul de l'angle de Cobb.

Sur la radiographie postéro antérieure, le déséquilibre latéral constaté lors de l'examen clinique peut être mesuré, le médecin trace une ligne verticale qui passe par le centre du C7 afin de mesurer le déjettement (déséquilibre) et de situer la vertèbre apicale<sup>7</sup>. Si cette ligne tracée passe par le S1 la scoliose est équilibrée, si elle passe de côté alors la scoliose est déséquilibrée.

Vu que le suivi de la scoliose nécessite des radiographies régulières, l'irradiation délivrée s'avère très importante et peut entraîner des effets indésirables sur la santé des patients à long terme, de ce fait, la fréquence d'acquisition est limitée à tous les six mois environ.

<sup>6</sup> Une prise frontale où sujet est face à la plaque de radiographie et reçoit les rayons par le dos.

<sup>7</sup> Vertèbre la plus déviée latéralement par rapport à la ligne verticale qui traverse la C7.

### 3.4 Prise en charge et traitement

Le traitement de la scoliose dépend essentiellement de la sévérité des courbures, du niveau de maturité osseuse et du risque d'évolution. Ainsi, pour les courbures faibles et stables, le traitement physiologique est préconisé, notamment la natation. Pour la scoliose modérée et évolutive dont l'angle de Cobb moins de 40°, le port du corset est généralement préconisé (voir figure 1-8). Finalement, l'intervention chirurgicale s'avère nécessaire pour les courbures sévères et progressives. L'arthrodèse est la principale chirurgie de la scoliose (voir figure 1-9), elle consiste à corriger la courbure du rachis en maintenant les vertèbres par des tiges et des vices métalliques [4], [11], [14].



Figure 1-8 : Exemple de corset orthopédique [19].

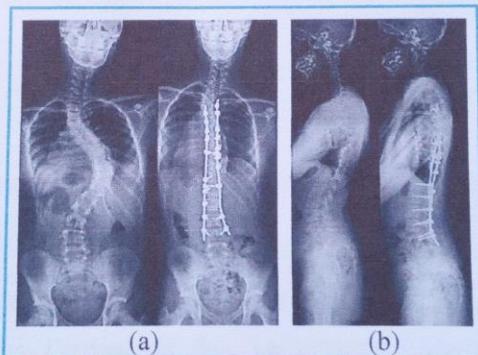


Figure 1-9 : Exemple d'arthrodèse,  
(a) dans le plan frontal, (b) dans le plan sagittal [4].

### 4 BIOMOD pour le suivi de scoliose

BIOMOD est un système médical non invasif destiné à l'évaluation clinique des dorsopathies<sup>8</sup>, il utilise la technologie optique non irradiante pour restituer le relief

<sup>8</sup> Un groupe entier de maladies qui provoquent des changements pathologiques dans la colonne vertébrale et les tissus environnants.

topographique du dos, ce majeur avantage favorise une évaluation aussi fréquente que souhaité [20].

#### 4.1 Composition du système BIOMOD

Le système BIOMOD est constitué de :

- Dispositif d'acquisition mobile BIOMOD-A présenté sur la figure 1-10, il se compose essentiellement d'une colonne optique inclinable comprenant une caméra, projecteur de franges et un serveur.
- Logiciel de traitement BIOMOD-L installé sur un ordinateur.
- Accessoires essentiels : un marqueur et un fond noir pliable.

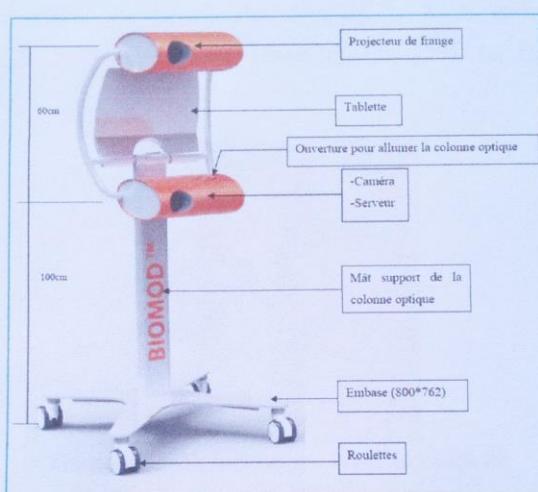


Figure 1-10 : Appareil d'acquisition BIOMOD [20].

#### 4.2 Procédure et principe d'acquisition

Le sujet se tient debout face au fond noir. Le dos nu, cheveux attachés, ses coudes ne doivent pas dépasser l'arrière du dos. Le médecin trace des marqueurs cutanés<sup>9</sup> sur le dos du patient (voir figure 1-11) qui sont :

- Tracé du rachis de l'épineuse C7 au pli inter fessier<sup>10</sup> (PIF).
- Épines iliaques postéro-supérieures (EIPS).

<sup>9</sup> Qui appartient à la peau.

<sup>10</sup> Le creux séparant les deux fesses.

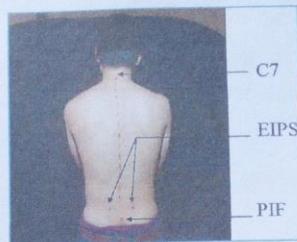


Figure 1-11 : Positionnements des marqueurs cutanés [20]

L'appareil d'acquisition est placé face au sujet, à 180 cm, le médecin ajuste l'inclinaison de la colonne optique de sorte que le rectangle blanc projeté inclut tout le dos : le bord supérieur au niveau des oreilles, le bord inférieur au niveau des fesses, et le centre du rectangle vise le centre du dos [20]. La figure 1-12 illustre ce processus.



Figure 1-12 : Déroulement d'une acquisition de surface topographique avec BIOMOD [21].

L'acquisition repose sur la technique des franges de Moiré illustrée par la figure 1-13, son principe est de projeter sur le dos du patient un réseau de franges, puis de réaliser une photo de cette projection. Ensuite, le logiciel permet de calculer certains paramètres pour reconstruire la surface du dos, en se basant sur les différences de relief entre le réseau original et déformé [4],[12].

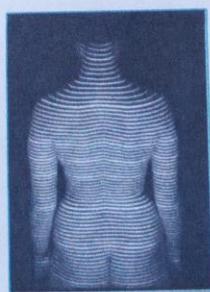


Figure 1-13 : Projection des franges de Moiré [21].

Une fois le patient bien positionné, le médecin sélectionne ou crée son dossier médical sur le logiciel, il doit également valider le relief du dos, le repérage automatique des marqueurs cutanés et de la ligne épineuse, la figure 1-14 illustre cette procédure.

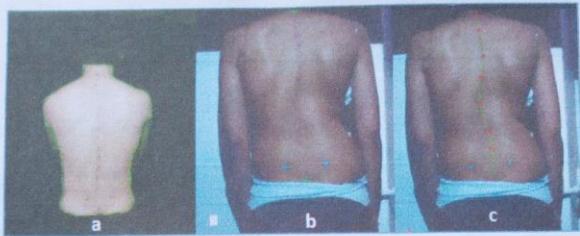


Figure 1-14 : Repérages automatiques des marqueurs cutanés,  
(a) de surface de dos, (b) des marqueurs cutanés, (c) de l'épine [14].

#### 4.3 Bilans et indices cliniques

Après l'acquisition, un bilan général de l'examen est édité pour permettre d'évaluer l'état général du sujet, il comprend, entre autres, le bilan sagittal, le bilan frontal, le bilan morphométrique et les gibbosités. Chaque bilan est constitué de mesures numériques et offre une visualisation tridimensionnelle du dos. Parmi les mesures numériques que calcule le logiciel BIOMOD, nous citons :

- Angles de cyphose et lordose.
- Degré d'inclinaison sagittale.
- Déséquilibre des épaules.
- Déséquilibre du bassin.
- Gibbosité.
- Déséquilibre latéral du C7 par rapport à la droite qui passe par le PIF.
- Triangle de la taille.
- Angle BIOMOD.

Le système BIOMOD génère également plusieurs types d'images où les indices cliniques peuvent apparaître, la figure 1-15 offre une vue sur quelques types de ces images. De plus, BIOMOD offre la possibilité de faire une comparaison entre les examens d'un même patient deux à deux (voir figure 1-16), et permet de tracer les courbes des différents indices cliniques. Finalement, il est possible d'éditer un bilan général de l'examen sous format imprimable [20], la figure 1-17 en est un exemple.

## Chapitre 1 : Contexte médical

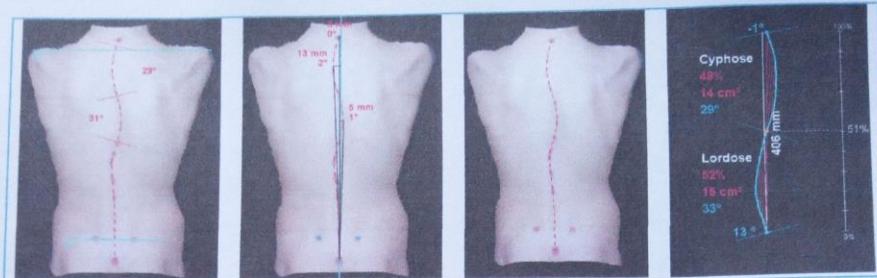


Figure 1-15 : Quelques types d'images générées par BIOMOD.



Figure 1-16 : Capture de la comparaison des examens du logiciel BIOMOD [20].

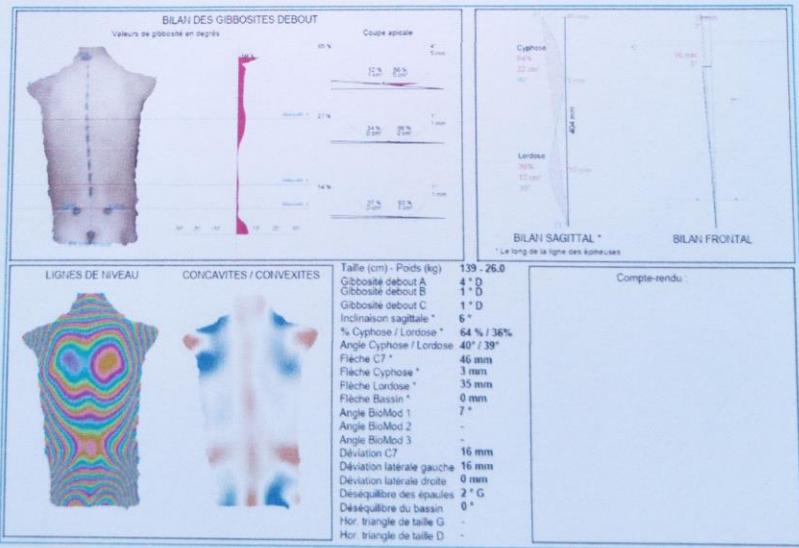


Figure 1-17 : Bilan d'examen généré par BIOMOD [20].

### Conclusion

Cette première partie nous a permis de comprendre le contexte médical dans lequel se réalise ce travail et d'acquérir des terminologies et des notions basiques du domaine. Nous nous sommes également familiarisés avec la technologie BIOMOD, son processus d'acquisition et les données générées.

D'abord nous avons vu le système de référence anatomique et la structure osseuse du rachis saint. Ensuite, nous avons abordé la pathologie scolioïque, où nous avons défini la pathologie et décrit le rachis scolioïque, nous avons également expliqué le déroulement du suivi classique d'un sujet atteint, les indices cliniques utilisés et les moyens de prise en charge et de traitement. Enfin, nous nous sommes intéressés à la technologie BIOMOD pour le suivi de scoliose, où nous avons présenté la composition du système, la procédure d'acquisition et les différents bilans générés.

Le chapitre suivant sera consacré à un état de l'art sur le recalage d'images numériques.

**Partie II :**  
**État de l'art**

## Chapitre 2 : Recalage d'images numériques

Le recalage d'images numériques est un problème de la vision par ordinateur qui a été sujet à de nombreux travaux de recherche, les articles [22] et [23] offrent un état de l'art général à ce propos, les articles [24], [25] sont spécifiques aux recalages d'images médicales. Ce chapitre est consacré à une revue de la littérature du recalage d'images numériques, où il existe un nombre considérable de techniques, notre objectif n'est pas de les recenser, mais de présenter le processus de recalage et quelques méthodes existantes d'une façon aussi synthétique que possible.

Nous commencerons le chapitre par des notions fondamentales sur l'image numérique et une définition formelle du recalage. Nous nous intéresserons après aux critères de classification des méthodes de recalage en imagerie médicale afin de mieux situer le contexte de la problématique traitée. Ensuite, nous expliquerons le processus du recalage étape par étape, et présenterons pour chacune quelques techniques existantes. Nous conclurons par les méthodes d'évaluation d'un système de recalage.

### 1 Image numérique

#### 1.1 Représentation et espaces colorimétriques

Sur machine, l'image numérique 2D est décrite par un ensemble fini de pixels, elle est représentée par une matrice tridimensionnelle de valeurs entières, où la profondeur désigne le nombre de canaux ou spectres. Elle est vue comme un signal bidimensionnel  $I(x,y)$ , qui associe à chaque pixel  $(x,y)$  de l'image des valeurs entières exprimant la couleur ou le niveau de gris. Ainsi, une image en niveau de gris (voir figure 2-1) est constituée d'un seul canal, et à chaque pixel est attribuée une valeur entière indiquant un niveau de gris entre le noir et le blanc. Avec une codification sur 8 bits, la plage des valeurs varie de 0 à 255, le 0 étant le noir et le 255 le blanc. Cependant, dans une image multispectrale (colorée), généralement composée de trois canaux, à chaque pixel est associé un vecteur d'entiers dont la combinaison définit une couleur.

En effet, il existe plusieurs espaces colorimétriques pour représenter les couleurs [26], les plus connues sont RGB et HSV :

- L'espace RGB<sup>11</sup> est sans doute l'espace de couleur le plus utilisé puisqu'il intervient dans la plupart des appareils d'acquisition et formats de codage d'images (GIF, PNG, JPEG, etc), mais il est peu intuitif pour la perception humaine. Dans cet espace, la couleur est obtenue par une combinaison linéaire des trois couleurs de base (le rouge, le vert et le bleu).
- L'espace HSV<sup>12</sup> est plus proche de la perception humaine [26], ses composantes sont respectivement :
  - Teinte : décrit la couleur.
  - Saturation : décrit la pureté de la couleur, ou la quantité du gris qu'elle contient.
  - Intensité : décrit la quantité de lumière.

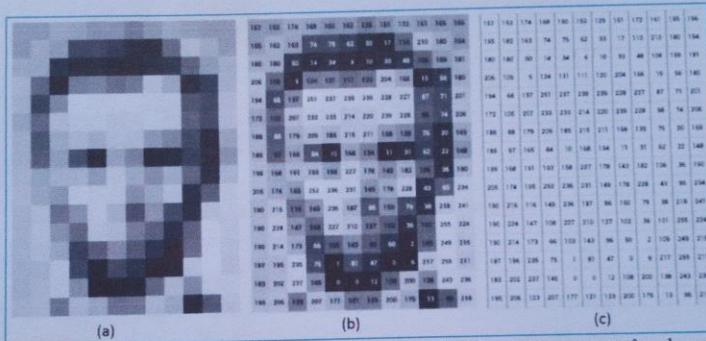


Figure 2-1 : Représentation d'image par ordinateur : (a) image vue par un être humain, (b) combinaison de vue humaine et par ordinateur, (c) image vue par un ordinateur [27].

## 1.2 Caractéristiques de l'image numérique

L'image numérique se caractérise par [28] :

- Définition ou dimension : mesure de surface, notée (hauteur×largeur), qui indique le nombre de pixels constituant l'image en hauteur et en largeur
- Résolution : détermine la qualité de l'image, elle exprime le nombre de pixels par unité de longueur et s'exprime en ppp<sup>13</sup> ou dpi<sup>14</sup>. Plus la résolution est grande, plus la densité des pixels est grande et la qualité de l'image est meilleure.
- Poids ou taille : espace disque occupé par le fichier de l'image.

<sup>11</sup> Red, Green, Blue : rouge, vert, bleu.

<sup>12</sup> Hue, Saturation, Value : teinte, saturation, lumière.

<sup>13</sup> Pixel par pouce (en Français).

<sup>14</sup> Dot per inch (en Anglais).

### 1.3 Convolution numérique

La convolution est une opération mathématique qui sert à fusionner deux ensembles d'information. En vision par ordinateur, elle est couramment utilisée pour le filtrage des images, elle se réalise par un produit vectoriel entre la matrice d'image et une autre petite matrice glissante dite noyau de convolution. Une convolution par un noyau  $k$  appliquée à une image  $I$  produit une image  $I'$  dite carte de caractéristiques [29]. La figure 2-2 donne un exemple de convolution par l'équation 2.1.

$$I'(i, j) = (I \star k)(i, j) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M I(i-n, j-m) k(n, m) \quad (2.1)$$

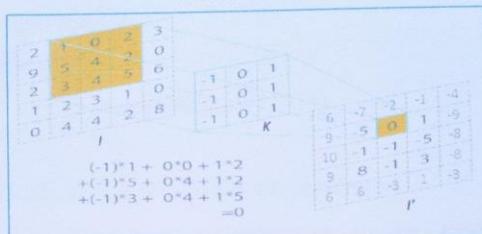


Figure 2-2 : Exemple de convolution.

### 1.4 Gradient d'image

L'analyse des images est fondée sur l'étude des variations à travers les dérivations de la fonction image  $I(x, y)$ . Le gradient  $\vec{\nabla}I\left(\frac{dI}{dx}, \frac{dI}{dy}\right)$  correspond à un vecteur des dérivées partielles de la fonction image [30]. Puisque l'image numérique est définie sur un ensemble fini de pixels, le gradient est approximé par l'équation 2.2. Étant un vecteur, le gradient possède une norme et une orientation qui sont calculées respectivement par les équations 2.3 et 2.4. L'orientation détermine la direction vers laquelle l'intensité varie le plus dans le voisinage, alors que la norme indique à quel point cette variation est importante [31].

$$\vec{\nabla}I(x, y) = \begin{pmatrix} I(x+1, y) - I(x-1, y) \\ I(x, y+1) - I(x, y-1) \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

$$m(x, y) = \|\vec{\nabla}I\| = \sqrt{(I(x+1, y) - I(x-1, y))^2 + (I(x, y+1) - I(x, y-1))^2} \quad (2.3)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left( \frac{I(x, y+1) - I(x, y-1)}{I(x+1, y) - I(x-1, y)} \right) \quad (2.4)$$

## 2 Définition du recalage

Dans la littérature, le recalage<sup>15</sup> se définit par le processus de superposition d'au moins deux images d'une même scène acquises par différentes ou mêmes modalités, à différents moments et angles. Il s'agit de trouver des points correspondants entre la ou les images sources<sup>16</sup> et l'image cible<sup>17</sup>, puis d'estimer une transformation géométrique optimale qui les aligne au mieux [32]–[34]. Formellement, le problème de recalage peut être exprimé par l'équation 2.5, où :

- $\hat{t}$ : la transformation optimale.
- $T$ : ensemble des transformations possibles.
- $S$  : critère de similarité.
- $I$  : attributs d'image cible.
- $J$  : attributs d'image source.

$$\hat{t} = \operatorname{argmax}_{t \in T} S(I, t(J)) \quad (2.5)$$

## 3 Critères de classification des méthodes de recalage

Les problèmes de recalage sont multiples, et aucune méthode unique n'existe pour les résoudre. L'article [24] est parmi les premiers états de l'art publiés à ce propos. Il propose une méthode de classification des problèmes de recalage d'images dans le contexte médical. En se basant sur cet article, Maintz et Viergever avaient établi dans [25] neuf critères pour la classification des méthodes de recalage. Le diagramme de la figure 2-3 résume ces critères qui sont d'ailleurs toujours utilisés [5] -[10]. Ces critères sont :

- Dimension : le recalage peut être effectué entre 2D-2D, 2D-3D, 3D-3D et séries temporelles.
- Base : concerne les primitives extraites des images pour guider le recalage. Elle peut être intrinsèque, extrinsèque ou indépendante de l'image. Dans le cas extrinsèque, les composants du recalage sont externes à l'objet, par exemple des marqueurs fixés sur le sujet. Alors que dans le cas intrinsèque, les composants du recalage sont issus de l'objet. Enfin, la base est indépendante de l'image si les positions des appareils d'acquisition sont connues.
- Type de transformation : rigide ou non rigide.

<sup>15</sup> Également appelé mise en correspondance et alignement.

<sup>16</sup> L'image source désigne l'image à recaler qui subit la transformation.

<sup>17</sup> L'image cible est prise comme référence et ne subit pas de transformation.

- Domaine de transformation : locale ou globale. Si la transformation ne concerne qu'une partie de l'image, elle est locale, si elle concerne la totalité de l'image elle est globale. La figure 2-4 illustre les types et domaines de transformation.
- Niveau d'interaction : on distingue trois niveaux d'interaction : interactif, semi-automatique et totalement automatique dans le cas idéal. Généralement, l'interaction consiste à l'initialisation du procédé de recalage par le choix des zones d'intérêt.
- Procédure d'optimisation pour converger vers une solution optimale.
- Modalité : monomodal si les images proviennent du même système, multimodal sinon.
- Sujet : un critère important dans l'imagerie médicale, les images peuvent provenir d'un même patient (intra-sujet), des patients différents (inter-sujet) ou encore une image de l'Atlas.
- Objet : la structure concernée par le recalage (organe, tissu, etc).

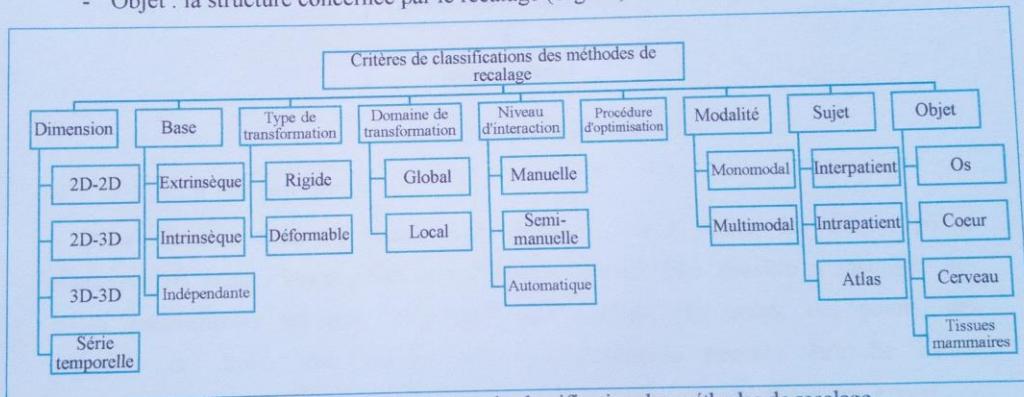


Figure 2-3 : Diagramme des critères de classification des méthodes de recalage.

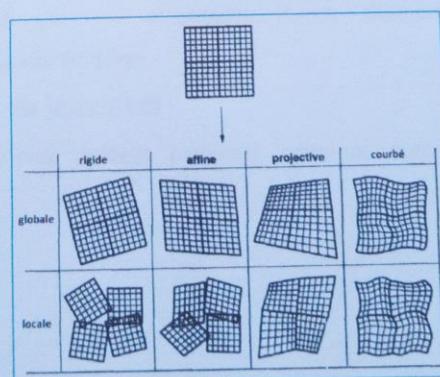


Figure 2-4 : Modèles des transformations géométriques [24].

#### 4 Étapes de recalage

Quel que soit le problème de recalage, le procédé comprend en principe les quatre étapes du schéma de la figure 2-5. Chaque étape de ce processus présente des méthodes et des problèmes typiques, et fait l'objet de plusieurs travaux de recherche [34], [39], [40]. Parfois, il est nécessaire de prévoir un prétraitement des images avant d'entamer ce processus dans le but d'améliorer la qualité des images.

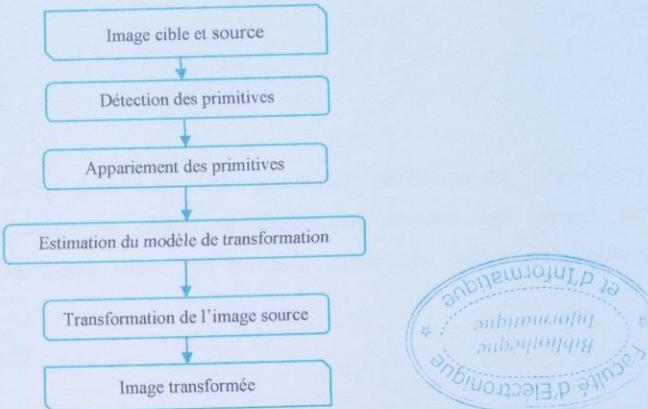


Figure 2-5 : Étapes de recalage.

##### 4.1 Détection des primitives

Cette première étape du processus de recalage vise à trouver les mêmes points d'intérêt (PI) entre l'image cible et les images sources. Elle consiste à identifier des zones remarquables appelées primitives<sup>18</sup> (des régions, des coins, des points, des segments de droite, des lignes, etc). Ces primitives peuvent être de nature intrinsèque ou extrinsèque. La détection se fait de façon manuelle par un expert, ou de façon automatique par un algorithme. Cette dernière option est souvent problématique et pas toujours évidente.

###### 4.1.1 Contraintes sur les primitives

En effet, les primitives doivent respecter certaines contraintes, il faut qu'elles soient :

- Significatives.
- Distinctives.

<sup>18</sup> Synonyme de caractéristiques, zones d'intérêt, point d'intérêt, points clé.

- Stables dans le temps.
- Facilement identifiables.
- Correspondent aux mêmes réalités physiques dans l'ensemble des images.
- Invariantes aux différentes conditions d'acquisition : les primitives physiquement similaires peuvent être différentes à cause des conditions d'acquisition.

Ces primitives sont souvent représentées par des points de contrôle qui sont, entre autres :

- Centre de gravité.
- Points de fins de ligne.
- Points distinctifs.

L'ensemble des primitives détectées doit comporter suffisamment d'éléments communs entre l'image source et cible, en particulier, lorsque les images ne couvrent pas exactement la même scène, ou lorsqu'il existe des occlusions d'objets [39]–[41].

#### 4.1.2 Types des primitives

##### 4.1.2.1 Régions

Les régions correspondent en général à des zones fermées à contraste élevé (à titre d'exemple, les lacs, les forêts et zones urbaines en imagerie satellitaire), et sont souvent représentées par leur centre de gravité. La détection de ces primitives se fait au moyen des méthodes de segmentation (voir Chapitre 3) [39].

##### 4.1.2.2 Lignes

Les lignes résultent du changement brusque d'intensité et correspondent aux limites séparant deux régions de l'image. Les méthodes de détection sont groupées en deux grandes catégories de gradient et laplacien :

- Les méthodes du gradient détectent les contours en cherchant les extrema<sup>19</sup> locaux de la première dérivée de la fonction image (voir figure 2-6).
- Les méthodes du laplacien cherchent les passages par zéro de la dérivée seconde de la fonction image (voir figure 2-6).

<sup>19</sup> Minimum et maximum.

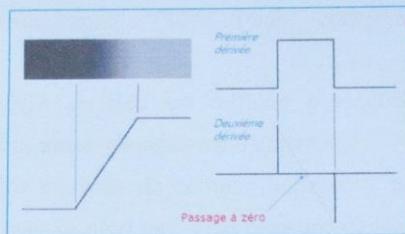


Figure 2-6 : Première et seconde dérivée d'un contour.

Ces calculs sont approximés par une convolution de l'image par des masques comme Sobel, Prewitt et Laplacien gaussien qui sont respectivement donnés par les équations 2.6, 2.7 et 2.8 [39], [42], [43]. La figure 2-7 montre un exemple des résultats obtenus après la détection des contours sur l'image de Lenna avec le filtre de Canny, Sobel et Prewitt.

$$h_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad h_y = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

$$h_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad h_y = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad (2.7)$$

$$h = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

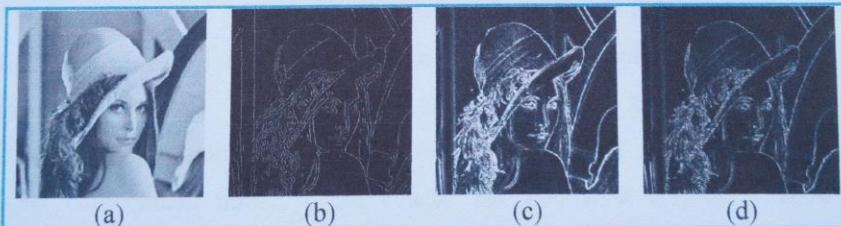


Figure 2-7 : Applications des filtres de (b) Canny, (c) Sobel et (d) Prewitt à l'image (a) de Lenna.

#### 4.1.2.3 Points

Les points correspondent aux intersections des lignes, centres de gravité des zones fermées et coins. Harris, SIFT et SURF comptent parmi les algorithmes qui détectent ce genre de primitives, ils sont principalement basés sur les coins.

En effet, les coins résultent du changement brusque de direction du gradient, ils sont considérés comme de très bons repères puisqu'ils sont distinctifs et invariants

aux transformations géométriques [39]. Pour comprendre leur importance, considérons la figure 2-8 :

- La zone plane encadrée en bleu est difficile à identifier, car en la déplaçant dans toutes les directions aucun changement n'apparaît.
- La zone noire encadre un bout de contour horizontal, un changement résulte du déplacement vertical, mais ce n'est pas le cas dans une direction horizontale.
- La zone en rouge encadre un coin, le changement est observable dans toutes les directions.

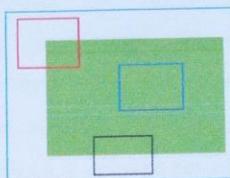


Figure 2-8 : Importance des coins comme point d'intérêt.

## 4.2 Appariement des primitives

L'objectif de cette deuxième étape du processus de recalage est d'établir les correspondances entre les primitives de l'image source et l'image cible. Dans ce qui suit, nous présenterons deux grandes catégories d'appariement : iconique<sup>20</sup> et caractéristique.

### 4.2.1 Appariement iconique

Dans l'appariement iconique, la correspondance par corrélation d'intensité est largement utilisée, elle consiste à prendre une petite fenêtre (rectangulaire ou circulaire de préférence) de la première image  $f$  puis essayer de trouver une fenêtre correspondante dans la seconde image  $t$  en se basant sur la comparaison d'un coefficient de corrélation (CC) d'intensités, le coefficient de corrélation normalisé (CCN) est couramment utilisé, il est calculé par l'équation 2.9, où  $\bar{f}$  et  $\bar{t}$  sont les moyennes d'intensité des deux fenêtres d'images  $f$  et  $t$ .

$$CCN(f, t) = \frac{\sum_{(x,y)} (f(x, y) - \bar{f})(t(x, y) - \bar{t})}{\sqrt{\sum_{(x,y)} (f(x, y) - \bar{f})^2 \sum_{(x,y)} (t(x, y) - \bar{t})^2}} \quad (2.9)$$

Or, ce genre de méthode s'avère inefficace lorsque les transformations sont complexes, en particulier pour le changement d'échelle et la projection perspective.

<sup>20</sup> Méthode de bas niveau basé sur l'intensité.

En plus, il est susceptible de produire de fausses correspondances, en particulier lorsque la fenêtre est une région lisse sans aucun détail distinct. Il existe des versions plus généralisées qui résistent aux transformations géométriques plus complexes, en calculant le CC pour chaque transformation supposée. Cependant, la complexité calculatoire augmente considérablement. Malgré ces inconvénients, elles sont souvent employées en raison de leur simplicité d'implémentation [39].

#### 4.2.2 Appariement caractéristique

Certaines méthodes de détection des primitives (comme SIFT et SURF) produisent un vecteur descripteur pour chaque PI. Dans ce cas, l'appariement se base sur la similarité des descripteurs. Étant donné deux vecteurs caractéristiques  $A$  et  $B$ , la similarité est calculée en utilisant une des mesures de distance, à savoir, la distance de Manhattan (équation 2.10) ou la distance euclidienne (équation 2.11).

$$SAD^{21}(A, B) = \sum_{i=1}^N |A_i - B_i| \quad (2.10)$$

$$SSD^{22}(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^N (A_i - B_i)^2} \quad (2.11)$$

La méthode la plus classique de mise en correspondance est la recherche exhaustive d'un vecteur descripteur minimisant la distance. Néanmoins, cette technique est fastidieuse, en particulier lorsque la taille du descripteur et de l'espace de recherche est considérable. La recherche peut être améliorée en utilisant un arbre kd [44], il s'agit d'une structure de données sous forme d'arbre qui permet de stocker un ensemble fini de points de dimension  $k$  de façon à optimiser la recherche. Néanmoins, cette structure devient moins efficace lorsque les descripteurs sont d'une dimension supérieure à dix [39], [45], [46].

#### 4.3 Estimation du modèle de transformation

Après la mise en correspondance des PI entre l'image cible et l'image source, il est temps d'estimer la transformation géométrique qui les aligne au mieux. Cela dit, en superposant les deux images, les PI doivent être suffisamment proches. La problématique est de déterminer le type de transformation adéquat puis d'estimer ses

<sup>21</sup> Sum of Absolute Differences: somme des différences absolues.

<sup>22</sup> Sum of Squared Differences: somme des différences carrées.

paramètres. Annexe A passe en revue différentes transformations géométriques de l'image numérique, leurs propriétés et paramètres. Ces transformations sont :

- Transformations élémentaires de :
  - Translation.
  - Rotation.
  - Changement d'échelle et homothétie.
  - Cisaillement.
- Transformations composées:
  - Linéaire.
  - Affine.
  - Rigide.
  - Projective (homographie).
- Transformations déformables.

La géométrie de l'image numérique 2D se réalise dans un espace euclidien bidimensionnel. En vision par ordinateur, les coordonnées homogènes sont utilisées pour représenter les transformations géométriques par une multiplication matricielle de l'équation 2.12 (voir Annexe B), où :

- $P(x, y, 1)$  coordonnées d'un PI de l'image source.
- $P'(x', y', 1)$  coordonnées du PI correspondant à  $P$  dans l'image cible.
- $M$  une matrice homogène carrée d'ordre 3 de transformation dont nous ignorons les composantes.

Généralement, les composantes de la matrice  $M$  sont déterminées par une estimation des paramètres par résolution d'un système d'équations (EPRSE).

$$P' = M \times P \quad (2.12)$$

Pour illustrer le processus d'EPRSE, considérons la transformation la plus englobante d'homographie dont la matrice homogène est donnée par l'équation 2.13 [47], ses paramètres sont huit ( $a, b, c, d, e, f, g$  et  $h$ ). D'après l'équation 2.12, la relation qui relie deux points  $P$  et  $P'$  est donné par l'équation 2.14. Pour construire le système d'équations, il faut d'abord revenir aux coordonnées cartésiennes en divisant les deux premières coordonnées par la troisième comme dans l'équation 2.15.

$$M = \begin{pmatrix} a & b & c \\ c & e & f \\ g & h & 1 \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ax + by + c \\ dx + ey + f \\ gx + hy + 1 \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

$$\begin{cases} x' = \frac{ax + by + c}{gx + hy + 1} \\ y' = \frac{dx + ey + f}{gx + hy + 1} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} ax + by + c - gxx' - hyx' - x' = 0 \\ dx + ey + f - gxy' - hyy' - y' = 0 \end{cases} \quad (2.15)$$

Mathématiquement, pour résoudre un système d'équations, il faut autant d'équations que le nombre des inconnues, et puisqu'une paire de points donne lieu à deux équations, il nous faut un minimum de quatre équations pour estimer les huit paramètres d'homographie. La seule contrainte à imposer est qu'il n'y ait pas trois points colinéaires. Le système d'équations obtenu peut être représenté sous le format matriciel présenté par l'équation 2.16, où  $h$  est le vecteur des paramètres, et  $A_i$  une matrice construite par la  $i^{\text{ème}}$  paire de points.

$$A_i h = \begin{pmatrix} x & y & 1 & 0 & 0 & 0 & -xx' & -yx' & -x' \\ 0 & 0 & 0 & x & y & 1 & -xy' & -yy' & -y' \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \\ f \\ g \\ h \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

Dans le cas général, les étapes de détection et de correspondance aboutissent à un nombre de PI bien plus grand que le nombre minimal requis, ce qui entraîne une certaine incertitude et donc une solution approximative [22], [40], [48]. Dans ce cas, l'estimation des paramètres devient un problème d'optimisation minimisant un critère de similarité :

- La similarité quantifie la ressemblance par une fonction de cout ou de distance. Le choix du critère de similarité dépend pleinement de l'approche utilisée. L'histogramme conjoint, l'entropie, l'information mutuelle et le coefficient de corrélation sont des mesures de similarité basées sur l'intensité utilisées par l'approche iconique. Quant à l'approche caractéristique, elle utilise des mesures de distances comme la distance euclidienne, de Manhattan et de Minkowski.
- La stratégie d'optimisation est choisie parmi un grand ensemble de méthodes issues de plusieurs travaux de recherche, nous citons à titre d'exemple, les méthodes traditionnelles de descente du gradient et la programmation

dynamique, ou encore les métahéuristiques telles que l'algorithme génétique, PSO<sup>23</sup>, ACO<sup>24</sup>.

#### 4.4 Transformation de l'image source

Les paramètres estimés lors de l'étape précédente sont utilisés pour transformer l'image source. Une image numérique n'est qu'une grille régulière de pixels où chaque pixel possède une couleur ou un niveau de gris. L'image transformée est construite dans une nouvelle grille initialement vide.

##### 4.4.1 Transformation directe

Une manière de faire est d'appliquer la transformation à chaque pixel de la première grille pour trouver sa position dans la seconde grille. Cette approche de transformation directe<sup>25</sup>, illustrée par la figure 2-9, est compliquée à mettre en œuvre, car elle peut produire des trous et des chevauchements dans la grille de sortie en raison de la discréétisation et l'arrondi (voir figure 2-9).

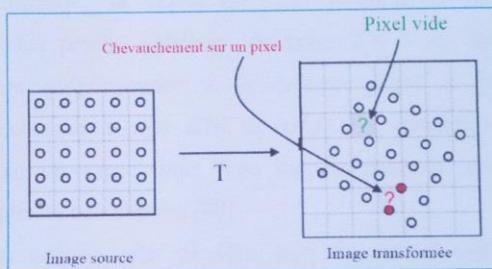


Figure 2-9 : Transformation directe.

##### 4.4.2 Transformation indirecte

La transformation indirecte<sup>26</sup> consiste à considérer la transformation inverse pour construire la grille en sortie éliminant ainsi le problème des trous. Cette approche est illustrée par la figure 2-10. Or, en pratique, il est très rare que les coordonnées obtenues en appliquant une transformation correspondent à un pixel de la seconde grille (un pixel d'une grille est de coordonnées entières alors que l'application d'une transformation donne des coordonnées réelles).

<sup>23</sup> Particle Swarm Optimization

<sup>24</sup> Ant Colony Optimization

<sup>25</sup> En Anglais : forward mapping.

<sup>26</sup> En Anglais : backward mapping.

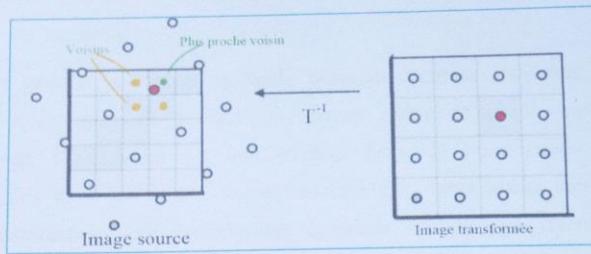


Figure 2-10 : Transformation indirecte.

L'interpolation intervient pour résoudre ce problème. En traitement d'image, l'interpolation consiste à approcher la valeur d'un pixel en analysant son voisinage [39]. La figure 2-11 illustre trois techniques d'interpolation :

- Plus proche voisin : la méthode d'interpolation la plus basique et rapide, elle consiste à prendre la valeur du pixel le plus proche. L'image produite peut avoir une apparence pixelisée.
- Interpolation bilinéaire : la valeur du pixel inconnu est une moyenne pondérée des pixels du plus proche voisinage de taille  $2 \times 2$ , les facteurs de pondération sont inversement proportionnels à la distance entre le pixel inconnu et son voisin. Cette technique a pour effet de créer une transition des couleurs, ce qui donne à l'image un aspect plus lisse que la méthode précédente, mais ajoute une légère complexité calculatoire [49].
- Interpolation bic cubique : elle va plus loin en considérant un voisinage  $4 \times 4$  produisant ainsi une image largement plus nette. Il existe encore une multitude de méthodes bien plus complexes, et le choix dépend pleinement du problème à traiter.

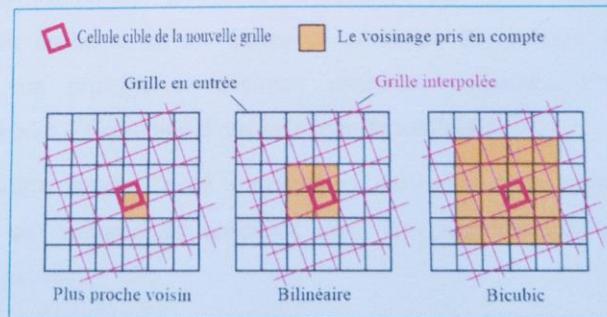


Figure 2-11 : Techniques d'interpolation [50].

## 5 Évaluation du recalage

Dans le cas général, à chaque méthode proposée pour la résolution d'un problème donné, il est souhaitable de fournir un moyen d'évaluation du travail réalisé. En recalage d'image, l'évaluation est non triviale. Lors de l'explication des différentes méthodes utilisées dans les quatre étapes de recalage, nous avons souvent abordé des méthodes approximatives qui introduisent certaines erreurs. La référence [51] passe en revue des méthodes quantitatives<sup>27</sup> pour l'évaluation de la précision du recalage. Ce genre d'approche se base sur la comparaison entre les résultats obtenus et une vérité terrain. Parmi ces méthodes nous trouvons :

- Mesure de distance entre les PI.
- Pourcentage des PI bien recalés.

Enfin, l'évaluation qualitative<sup>28</sup> est toujours utilisée au moins comme un complément.

## Conclusion

Ce chapitre de l'état de l'art nous a permis d'acquérir quelques connaissances dans le recalage des images numériques, un domaine qui était jusqu'à présent inconnus pour nous. Les travaux que nous avons consultés nous montrent que le problème est aussi ancien que la vision par ordinateur, et que chaque problème est unique en lui-même et nécessite des approches adaptées, ce qui le rend très complexe à résoudre.

Nous avons commencé par notions fondamentales de l'image numérique, puis nous avons défini le recalage de façon formelle. Ensuite, nous avons présenté les critères de classification des problèmes de recalage dans le domaine médical. Après quoi, nous avons enchaîné sur les étapes du processus du recalage, et avons présenté pour chacune son principe et quelques méthodes existantes. Enfin, nous avons présenté les méthodes d'évaluation d'une approche de recalage.

Dans le chapitre suivant, nous introduirons des notions de segmentation d'image et d'étiquetage en composantes connexes dont la compréhension est essentielle pour la suite de notre travail.

<sup>27</sup> Objectives, par des algorithmes et des formules.

<sup>28</sup> Subjective, appréciation visuelle par des experts du domaine.

## Chapitre 3 : Segmentation et étiquetage en composantes connexes

Nous avons présenté dans le chapitre précédent un état de l'art sur le recalage d'images, son processus et les différentes techniques existantes. Dans ce chapitre, nous présenterons deux notions indispensables pour la suite de notre travail.

Nous nous intéresserons dans un premier temps à la segmentation d'images et les différentes techniques utilisées. Puis, nous enchaînerons sur l'étiquetage en composantes connexes, nous présenterons son processus et quelques caractéristiques de forme.

### 1 Segmentation d'image

#### 1.1 Définition et principe

Dans le dictionnaire linguistique, la segmentation est synonyme de fractionnement, elle se définit par la division d'une unité anatomique en plusieurs éléments. En vision par ordinateur, la segmentation désigne le processus de partitionnement de l'image numérique  $I$  en plusieurs segments / régions  $R_i$  homogènes par rapport à certaines caractéristiques, telles que l'intensité, la couleur ou la texture [52], de sorte que :

- $\forall i : R_i \neq \emptyset$ .
- $\forall i, j ; i \neq j : R_i \cap R_j = \emptyset$ .
- $I = \bigcup_i R_i$ .
- $\forall i : R_i$  est connexe (voir les points 2.2.1 et 2.2.2).

L'entrée d'une opération segmentation est une image en niveaux de gris ou en couleur. La sortie la plus simple est une image binaire, où les pixels noirs correspondent à l'arrière-plan, et les pixels blancs correspondent aux régions d'intérêt ( $RgI$ ) (le cas symétrique étant possible).

#### 1.2 Approches de segmentation

En imagerie médicale, la segmentation joue un rôle important en automatisant et facilitant la délinéation des structures anatomiques et RI. Encore, il existe une multitude d'algorithmes de segmentation, le choix de la méthode dépend de la nature des images à segmenter. Dans cette partie, nous présenterons brièvement quelques approches dans la littérature pour la segmentation d'images.

### 1.2.1 Segmentation par seuillage

#### 1.2.1.1 Principe de seuillage

Le seuillage est la technique simple et pratique de segmentation, les pixels sont partitionnés par rapport à l'intensité ou à la couleur, selon un ou plusieurs seuils. Les équations 3.1 et 3.2 donnent respectivement un exemple de seuillage unique et multiple. La figure 3-1 montre la segmentation d'une image en niveau de gris avec plusieurs seuils. Pour les images multispectrales, il est possible de définir différents seuils pour chaque canal de couleur [53].

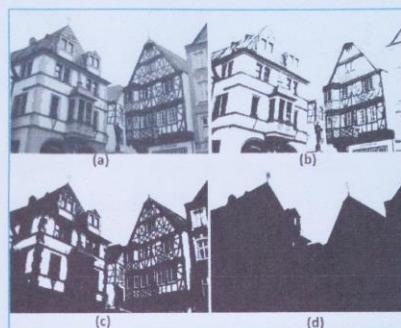


Figure 3-1 : Seuillage d'image en niveaux de gris : (a) image originale, (b) seuillage à 70, (c) seuillage à 150, (d) seuillage à 220.

$$I_{seg}(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } I(x, y) < S \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.1)$$

$$I_{seg}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } S_1 \leq I(x, y) \leq S_2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.2)$$

#### 1.2.1.2 Choix du seuil

Souvent, le seuil est choisi de façon manuelle et expérimentale. En effet, il n'est possible de segmenter l'image avec du seuillage que si l'intensité des RgI est nettement différente des autres régions de l'image. Dans ce cas, l'histogramme de l'image comporte plusieurs blocs (des pics séparés par des creux) correspondant aux objets présents dans l'image, le seuil se situe très probablement au creux séparant les deux pics modaux. Or, cette tâche n'est pas toujours évidente, particulièrement en présence de bruit. La figure 3-2 illustre le seuillage de l'image (a) à l'aide de son histogramme des niveaux de gris (d). L'objectif étant de séparer l'arrangée de l'arrière-plan. Le seuil  $S_b$  séparant les deux pics modaux donne lieu à la segmentation (b) qui ne correspond pas au résultat attendu. Par contre, le seuillage par  $S_c$  répond bien au besoin [53].

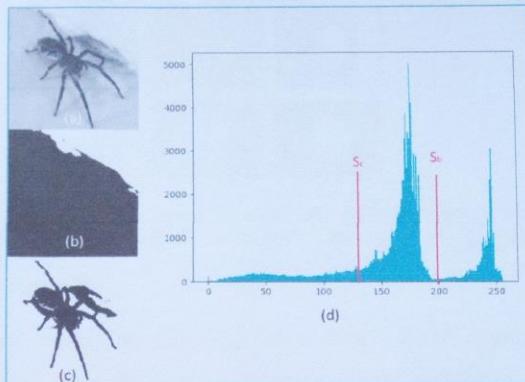


Figure 3-2 : Seuillage par histogramme : (a) image originale, (b) seuillage avec  $S_b = 200$ , (c) seuillage avec  $S_c = 140$ , (d) histogramme des niveaux de gris de l'image (a).

Plusieurs techniques ont été proposées pour la détermination automatique du seuil en se basant sur l'histogramme et l'analyse des données, à savoir : la classification, l'algorithme Otsu et le seuillage générique [54].

#### 1.2.1.3 Techniques de seuillage

- **Seuillage simple**

Le seuillage simple utilise un seuil global pour l'ensemble des pixels de l'image. Ce type de seuillage est moins efficace lorsque les conditions d'éclairage diffèrent d'une zone de l'image à une autre, à cause de l'effet d'ombre par exemple [55]. Les images (a) et (b) de la figure 3-3 illustre ce cas.

- **Seuillage adaptatif**

Le seuillage adaptatif (dynamique) pallie le problème des conditions d'éclairage, il sélectionne pour chaque pixel de l'image un seuil en fonction des caractéristiques d'une fenêtre qui l'entoure, ce qui donne une bonne segmentation en cas d'éclairage variable [55]. Les images (c) et (d) de la figure 3-3 illustrent la segmentation par seuillage adaptatif sur une image avec effet d'ombre.

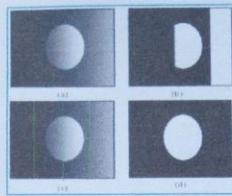


Figure 3-3 : Seuillage adaptatif, (a) image à segmenter avec effet d'ombre, (b) seuillage global simple, (c) découpage de l'image à segmenter en fenêtres, (d) seuillage adaptatif.

#### ▪ Seuillage par hystérésis

Le seuillage par hystérésis (seuillage et liaison) utilise deux seuils, les pixels situés au-dessus d'un seuil bas, sont considérés comme supérieurs au seuil haut s'ils sont connectés à des pixels situés au-dessus d'un seuil supérieur. En d'autres termes, ayant deux seuils supérieur  $S_1$  et inférieur  $S_2$ , ce type de seuillage classifie les pixels dont l'intensité est en dessus de  $S_1$  comme des pixels forts composant la RgI, puis chaque pixel connecté à cet ensemble, et dont l'intensité est comprise entre les deux seuils, est lui aussi considéré comme pixel faible de RgI [54].

### 1.2.2 Segmentation par région

Contrairement aux méthodes de seuillage qui ne tiennent pas compte des relations spatiales entre les pixels, la segmentation par régions exploite aussi bien la disposition des pixels que leurs propriétés d'intensité ou de couleur. L'idée de base est de regrouper les pixels connexes ayant une certaine similarité, ce qui pose le problème de définition du critère d'homogénéité<sup>29</sup> [56].

#### 1.2.2.1 Segmentation par croissance de région

La croissance de région est une technique de segmentation ascendante, le processus part d'un ensemble de pixels germes<sup>30</sup> représentant les régions initiales. Ces régions croissent itérativement, jusqu'à ce que l'image soit couverte, par l'incorporation d'autres pixels voisins ayant des propriétés similaires [56]. La figure 3-4 illustre la segmentation d'une image IRM cérébrale par croissance de région.

<sup>29</sup> Généralement défini en se basant sur l'intensité, la couleur et/ou la position.

<sup>30</sup> En Anglais : Seed pixels.

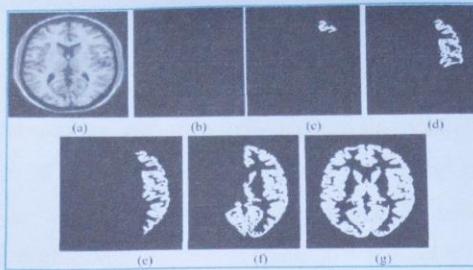


Figure 3-4 : Segmentation d'image cérébrale par croissance de région : (a) image IRM à segmenter, (b) point germe initial, (c) itération 200, (d) itération 1000, (e) itération 2000, (f) itération 5000, (g) itération 10000 [57].

#### 1.2.2.2 Segmentation par division

La segmentation par division est une technique descendante dont le noyau est l'image entière, des subdivisions successives en blocs seront ensuite effectuées tant que les régions ne sont pas suffisamment homogènes [58], [59].

#### 1.2.2.3 Segmentation par fusion

La segmentation par fusion est une technique ascendante qui consiste à diviser l'image en plusieurs petits blocs, puis de regrouper les blocs adjacents similaires selon un critère d'homogénéité jusqu'à ce qu'aucune fusion ne soit possible [58].

#### 1.2.2.4 Segmentation par division-fusion

La segmentation par division-fusion consiste à combiner respectivement les opérations décrites précédemment de division puis fusion sur l'image afin d'aboutir à une segmentation en régions homogènes. Cette technique est basée sur l'utilisation d'une structure arborescente (souvent quadtree), où chaque nœud correspond à un bloc et contient la valeur maximale et minimale de l'intensité dans le bloc (ou une autre propriété de recherche) [56]. La figure 3-5 illustre un exemple de division-fusion et de l'arborescence obtenue.

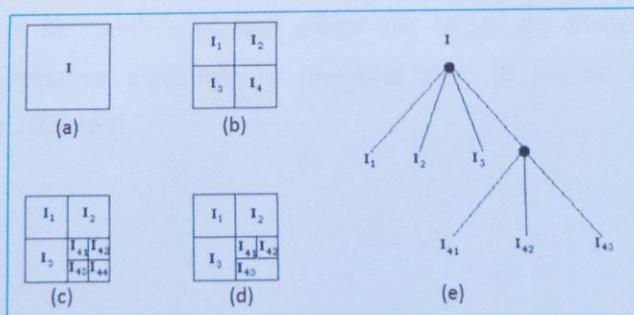


Figure 3-5 : Segmentation par division-fusion : (a) image à segmenter, (b) première division, (c) seconde division, (d) fusion, (e) arbre de division-fusion [59].

### 1.2.3 Segmentation par apprentissage automatique

#### 1.2.3.1 Notions d'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique est une discipline de l'intelligence artificielle qui permet à une machine d'apprendre sans être explicitement programmé à cet effet. L'apprentissage se base sur des approches statistiques et analytiques à partir d'une collection d'exemples et d'observations (jeu de données) du sujet d'apprentissage.

Il existe une multitude d'algorithmes d'apprentissage qui sont généralement regroupés selon le type d'apprentissage en deux groupes<sup>31</sup> : supervisé et non supervisé. Le choix de l'algorithme est conditionné par l'objectif de l'apprentissage et la quantité et le type des données utilisées.

##### ■ Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, le jeu de données est une collection d'exemples étiquetés  $\{e_i = (x_i, y_i)\}_{i=1}^N$ . L'élément  $x_i$  est un vecteur de caractéristiques dont chaque dimension  $x(j)_{j=1, \dots, D}$  décrit d'une certaine manière l'exemple  $e_i$ . L'étiquette  $y_i$ , représentant la réponse correcte, peut être un élément appartenant à un nombre fini de classes  $\{1, 2, \dots, C\}$ , un nombre réel, ou une structure plus complexe. Dans le premier cas, il s'agit d'un problème de classification, alors que dans l'autre, c'est un problème de régression. Ici, l'expert humain agit en tant qu'enseignant en fournissant la réponse correcte que la machine devrait apprendre.

Pour illustrer ce type d'apprentissage, prenons l'exemple d'une collection de biens immobiliers dont l'objectif est de déterminer le prix de vente selon les caractéristiques de localisation, surface, nombre d'étages, nombre de pièces, etc.

La majorité des algorithmes d'apprentissage supervisé sont basé-modèles<sup>32</sup>, un tel algorithme utilise le jeu de données pour estimer les paramètres d'un modèle, ce dernier sert à faire des prédictions sans passer par le jeu de données. Cependant, les algorithmes basé-instances exploitent la similarité avec le jeu de données à chaque nouvelle prédition [60]–[64].

<sup>31</sup> Il existe encore deux groupes : semi-supervisé et par renforcement.

<sup>32</sup> Un ensemble d'hypothèses exprimées sous format mathématique ou graphique.

#### ■ Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, le jeu des données est un ensemble d'exemples non étiquetés  $\{e_i = (x_i)\}_{i=1}^N$ , les étiquettes ne sont pas données à priori. Ce type d'apprentissage est plutôt utilisé pour découvrir la structure sous-jacente des données en identifiant les points communs, il peut être vu comme un processus réduisant la redondance ou organisant les données par similarité, les problèmes qu'il traite sont regroupés en problèmes de regroupement<sup>33</sup> et d'association [60]–[63], [65].

##### 1.2.3.2 Segmentation par regroupement

Le regroupement (Clustering) est une technique d'apprentissage automatique non supervisé qui consiste à partitionner les données sur plusieurs groupes de sorte que les éléments appartenant à un même groupe soient similaires, et les éléments appartenant à deux groupes différents soient dissemblables. Par conséquent, il peut être utilisé pour des fins de segmentation d'image, la figure 3-6 montre un exemple de segmentation d'image cérébrale par regroupement. Encore, il existe une multitude d'algorithmes de regroupement, l'algorithme le plus utilisé est K-means [56], [66].

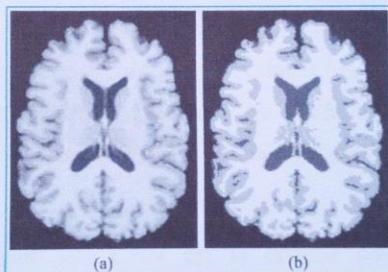


Figure 3-6 : Segmentation d'image cérébrale par regroupement, (a) image originale, (b) image segmentée [52].

##### 1.2.3.3 Segmentation par réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels comptent parmi les principaux outils d'apprentissage automatique supervisé et non supervisé. Ce sont des systèmes inspirés par le cerveau biologique dans le but de reproduire son processus d'apprentissage. Il s'agit donc d'un modèle mathématique simple du cerveau qui est constitué de plusieurs nœuds fortement interconnectés et organisés en couches. Un

<sup>33</sup> Clustering.

nœud représente un neurone artificiel, il reçoit un signal sous format numérique, le traite puis le transmet aux autres neurones qui y sont connectés.

Dans le contexte de cette structure (illustrée par la figure 3-7), chaque élément  $x_i$  de l'ensemble des données est introduit dans le réseau de neurones par une couche d'entrée possédant un neurone pour chaque dimension de  $x_i$ . Cette couche d'entrée est connectée à une ou plusieurs couches cachées où tous les traitements ont lieu. La dernière couche cachée est liée à une couche de sortie qui possède un neurone pour chaque sortie désirée [52], [56], [67].

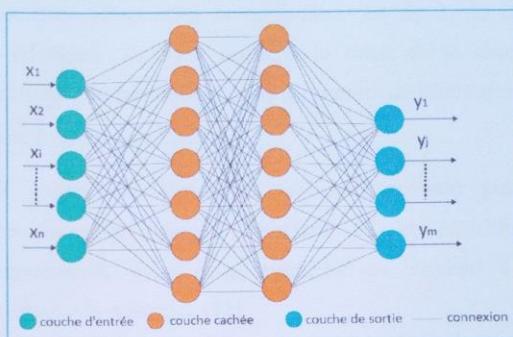


Figure 3-7 : Exemple d'architecture d'un réseau de neurones.

Encore, il existe une multitude de types de réseaux de neurones pour différentes tâches [68]. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont des réseaux de neurones profonds<sup>34</sup> principalement utilisés en traitement d'images. Le jeu de données utilisé est un ensemble supervisé d'images, nous disposons donc de l'image originale et segmentée.

La composante principale des CNN est la couche convulsive qui applique des opérations de convolution avec différents noyaux dans le but d'extraire les caractéristiques de l'image. Ainsi, l'objectif d'un algorithme de CNN est d'apprendre les filtres qui donnent la segmentation désirée. Les caractéristiques extraites deviennent de plus en plus abstraites à mesure que nous créons un CNN plus profond, les couches convolutives sont disposées de manière à détecter les caractéristiques les plus simples d'abord (lignes, courbes, etc.), puis les plus complexes (visages, objets, etc.).

<sup>34</sup> Ayant un grand nombre de couches et de neurones.

En effet, un neurone d'une couche cachée n'est connecté qu'à une région particulière de l'entrée de cette couche, et la sortie du neurone correspond au résultat de la convolution sur cette région. Ainsi, dans une couche convulsive, les neurones sont disposés en trois dimensions : largeur, hauteur et profondeur, cette dernière correspond au nombre de filtres appliqués par couche. Notons que la profondeur du filtre de convolution doit être de même que la profondeur de l'entrée [27], [69], [70].

Prenons l'exemple de la figure 3-8, nous avons une image RGB de dimension  $6 \times 6$ , donc une représentation matricielle de dimension  $6 \times 6 \times 3$ . La couche de convolution applique deux filtres dont la profondeur est de 3, de chaque filtre résulte une carte de caractéristiques. De cette manière, la sortie de la couche convulsive est une carte de caractéristiques de profondeur égale au nombre de filtres appliqués.

#### 1.2.4 Segmentation guidée par l'atlas

La segmentation guidée par l'atlas est un outil puissant pour la segmentation d'images médicales lorsqu'un modèle standard de la structure anatomique est disponible. La segmentation avec cette approche se ramène à un problème de recalage où l'atlas constitue la référence [71].

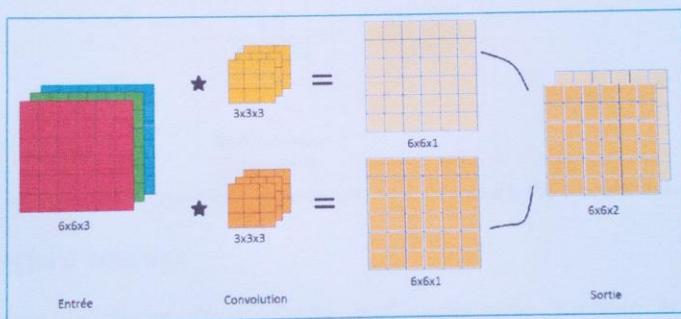


Figure 3-8 : Convolution sur volume.

## 2 Étiquetage en composantes connexes

### 2.1 Définition et principe

En traitement d'images, une composante connexe désigne un ensemble de pixels connectés formant un objet de l'image. L'étiquetage par composantes connexes (ECC) est une opération de vision par ordinateur qui permet de distinguer les différents objets dans une image binaire préalablement segmentée. Son principe est d'attribuer une même étiquette à tous les pixels (en contact) formant un objet [72],

[73]. La figure 3-9 illustre l'ECC d'une image après segmentation, chaque composante connexe est colorée différemment.

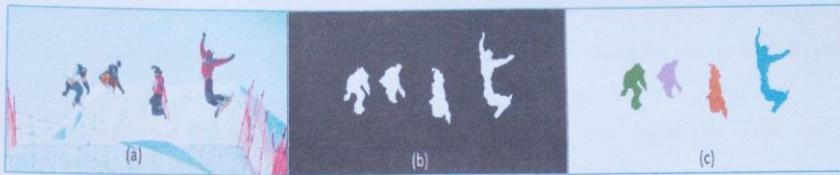


Figure 3-9 : Étiquetage d'une image après segmentation : (a) image brute, (b) image segmentée, (c) image étiquetée en composantes connexes [72].

## 2.2 Notions de topologie

### 2.2.1 Connexité

Nous avons vu qu'une image est représentée par un pavage<sup>35</sup> carré [74], ceci introduit la notion de connexité (voir figure 3-10):

- La 4-connexité : seuls les pixels adjacents dans l'axe vertical et horizontal sont considérés comme connexes.
- La 8-connexité : tous les pixels adjacents sont considérés comme connexes.

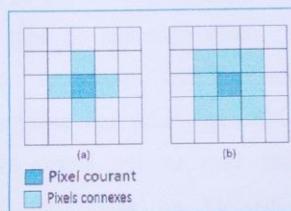


Figure 3-10 : Connexité et voisinage, (a) 4-connexité, (b) 8-connexité.

### 2.2.2 Composante connexe

Un ensemble de pixels  $P$  forme une composante connexe si pour chaque couple de pixels  $(p_i, p_j)_{i \neq j} \in P \times P$ , il existe un chemin ou une séquence connexe de pixels de  $P$  reliant le pixel  $p_i$  à  $p_j$ .

### 2.2.3 Sens de balayage

Lors du parcours d'une image, les pixels ne présentent pas les mêmes propriétés dans la mesure où certains ont déjà été traités lors du traitement du pixel courant et d'autres non. Il existe plusieurs façons de parcours d'image [74], à savoir :

<sup>35</sup> Le pavage d'une image est la décomposition en cellules élémentaires.

- Balayage direct : le parcours se fait ligne par ligne de haut en bas, colonne par colonne de gauche à droite (voir figure 3-11-a).
- Balayage inverse : dans le sens contraire du balayage direct, le parcours se fait ligne par ligne de bas en haut, colonne par colonne de droite à gauche (voir figure 3-11-b).
- Balayage remontant : le parcours se fait ligne par ligne de bas en haut, colonne par colonne de gauche à droite (voir figure 3-11-c).

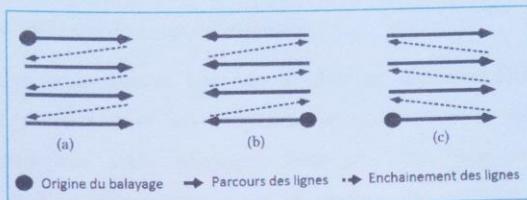


Figure 3-11 : Sens du Balayage, (a) balayage direct, (b) balayage inverse, (c) balayage remontant.

#### 2.2.4 Voisinage

Le voisinage de taille  $n$  d'un pixel est l'ensemble de pixels qui lui sont connexe à une distance  $d \leq n$  selon le type de connexité choisi. Au sein de ce voisinage, nous distinguons trois ensembles : le passé (prédécesseurs), le présent et le futur (successeurs). Le passé se compose des pixels parcourus avant le pixel courant, alors que le futur se compose des pixels qui ne sont pas déjà traités [74]. Les pixels connexes de la figure 3-10 présentent un voisinage de taille 1, alors que la figure 3-12 illustre la décomposition de ce voisinage en passé, présent et futur selon un parcours direct.

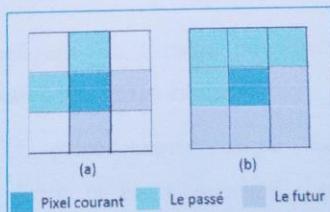


Figure 3-12 : Décomposition du voisinage en passé, présent et futur, (a) 4-connectivité, (b) 8-connectivité.

#### 2.3 Algorithme d'étiquetage en composantes connexes

Un algorithme d'ECC détecte les adjacences entre les pixels du premier plan et définit l'étiquette du pixel courant en fonction des étiquettes des pixels de son passé

[72]–[75]. Dans le cas général, un tel algorithme procède en deux balayages de l'image pour :

- Étiquetage provisoire et résolution des équivalences.
- Étiquetage final.

### 2.3.1 Étiquetage provisoire et résolution des équivalences

L'étiquetage provisoire est le premier balayage de l'image qui consiste à attribuer à chaque pixel de  $RgI$  une étiquette provisoire. À l'issue de ce parcours, une composante connexe peut avoir plusieurs étiquettes.

La résolution des équivalences consiste à affecter une étiquette unique à chaque composante, il s'agit de trouver les étiquettes appartenant à la même composante et de les grouper sous une seule étiquette. Pour ce faire, une structure de données (généralement un tableau dynamique) pour la gestion des étiquettes est construite au cours de ce premier parcours.

Ainsi, l'algorithme prend en entrée une image binaire, et utilise une matrice (initialisée à 0) de la même taille que l'image binaire pour affecter les étiquettes comme suit :

- Si aucun prédecesseur n'est étiqueté, attribuer une nouvelle étiquette au pixel courant.
- Si les prédecesseurs étiquetés partagent la même étiquette alors, affecter cette étiquette au pixel courant.
- Si les prédecesseurs sont étiquetés différemment, attribuer l'étiquette minimale au pixel courant et créer l'équivalence entre les étiquettes.

### 2.3.2 Étiquetage final

Il s'agit d'un second balayage de l'image pour remplacer l'étiquette provisoire par l'étiquette finale pour aboutir à une image étiquetée.

Nous déroulerons l'ECC précédemment décrit sur l'image binaire de la figure 3-13 avec balayage direct et en 4-connexité. Les images de la figure 3-14 illustrent les étapes de l'étiquetage provisoire, le résultat final est donné par la figure 3-15.

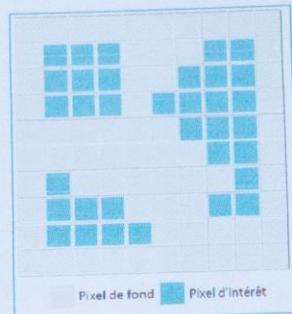
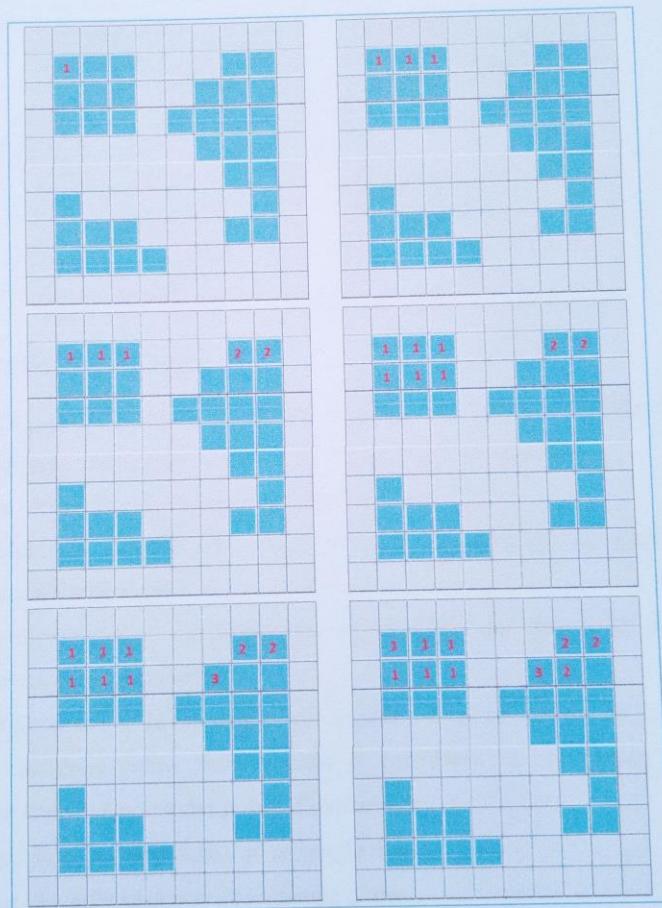


Figure 3-13 : Image binaire



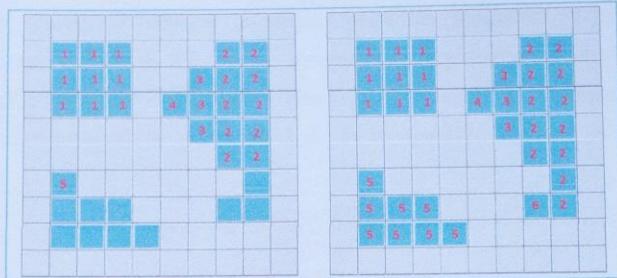


Figure 3-14 : Déroulement de l'étiquetage provisoire.

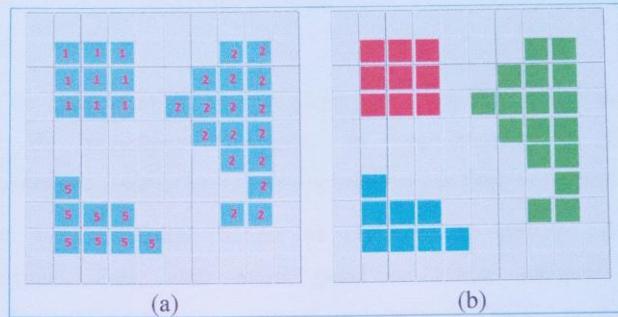


Figure 3-15 : Etiquetage final, (a) en étiquettes, (b) en couleurs.

## 2.4 Caractéristiques de forme

Après l'ECC, il est possible d'extraire les objets de l'image à l'aide des étiquettes puis de calculer pour chacun ses propriétés de forme [76]–[78], à savoir:

- Surface : le nombre de pixels constituant la forme.
- Périmètre : le nombre de pixels formant le contour, il s'agit des pixels connexes à l'arrière-plan.
- Points d'extrémités : il s'agit des coordonnées des points le plus haut, bas, gauche et droite de la forme.
- Rectangle d'aire : le rectangle qui englobe tous les pixels de la forme, il est décrit par deux points (haut gauche et bas droit ou bas gauche et haut droit) qui sont déduits à partir des points d'extrémités.
- Largeur : la taille horizontale du rectangle d'aire.
- Hauteur : la taille verticale du rectangle d'aire.
- Circularité  $C$ : est donné par l'équation 3.3, elle permet de calculer le degré de circularité de la forme, par définition, le cercle est l'objet circulaire (circularité égale à un).

### Chapitre 3 : Segmentation et étiquetage en composantes connexes

- Rapport d'aspect  $A$ : désigne le rapport entre les longueurs de la forme, il est calculé par l'équation 3.4. Ainsi, lorsque les longueurs sont proches le rapport d'aspect se rapproche d'un, comme dans le cas d'un cercle ou rectangle.
- Centroïde : le pixel le plus central de la composante connexe et son centre de gravité.

$$C = \frac{4 \times \pi \times \text{surface}}{\text{périmètre}^2} \quad (3.3)$$

$$A = \frac{\min(\text{largeur}, \text{hauteur})}{\max(\text{largeur}, \text{hauteur})} \quad (3.4)$$

### Conclusion

Au long de ce chapitre, nous avons mis en évidence deux opérations fondamentales de traitement d'images, la segmentation et l'étiquetage en composante connexes qui seront largement employées par la suite de ce travail.

Nous avons commencé par définir et expliquer le principe de segmentation d'image numérique. Puis, nous avons passé en revue quelques techniques de segmentation. Ensuite, nous nous sommes intéressés à l'ECC, nous avons d'abord défini et présenté quelques notions fondamentales en topographie, puis nous avons expliqué son processus avant de conclure par une présentation des caractéristiques de forme.

Dans le chapitre à suivre, nous aborderons la méthodologie suivie pour la réalisation du système de recalage.

**Partie III :**  
**Contribution**

## Chapitre 4 : Approche de recalage proposée

Le chapitre de l'état de l'art nous a permis de comprendre la démarche du recalage des images, et de présenter quelques techniques employées dans chacune des étapes du processus. Nous avons ainsi constaté qu'il n'existe pas une façon unique pour procéder, et qu'il faut choisir les méthodes les mieux adaptées à la problématique traitée, et en particulier à la nature des images traitées par le système. Dans le présent chapitre, nous présenterons l'approche que nous avons suivie pour la réalisation du système de recalage et justifierons nos choix de méthode.

Nous commencerons ce chapitre par une analyse préliminaire des images devant être traitées par le système que nous souhaitons réaliser. Ensuite, nous situerons notre travail par rapport aux critères de classification précédemment présentés. Nous enchaînerons par l'explication des approches que nous avons suivies dans chacune des quatre étapes du processus de recalage. Puis, nous présenterons la méthode de superposition que nous avons appliquée. Nous conclurons le chapitre par le choix de la méthode d'évaluation.

### 1 Analyse des images du système de recalage

Avant d'entamer la phase de conception, il est nécessaire de bien connaître et analyser la nature de l'ensemble des images BIOMOD et radiographique qui font l'objet du système de recalage à réaliser afin de mieux choisir les approches à adopter.

Nous avons vu dans le premier chapitre de ce document que le système BIOMOD génère plusieurs types d'images par examen. Les images BIOMOD utilisées dans notre système et que nous appelons images topographiques, ne contiennent que la topographie du dos sans aucune autre indication. Figure 4-1 et figure 4-2 présentent respectivement des séries de ce genre d'images intrapatient et interpatient. Nous avons également expliqué dans le contexte médical le déroulement du processus d'acquisition, où le praticien trace les repères anatomiques sur le dos du patient (le trait de la colonne vertébrale et les EIPS) avec un marqueur quelconque, le système BIOMOD retrace ces repères par des couleurs différentes.

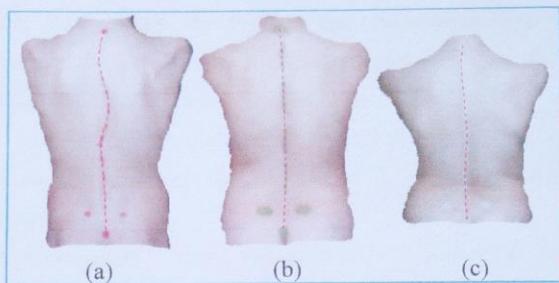


Figure 4-1 : Série d'images topographiques intrapatient issues du système BIOMOD fournies par le CERIST. Les marqueurs cutanés sont tracés en couleur, (a) rouge, (b) vert, (c) blanc.

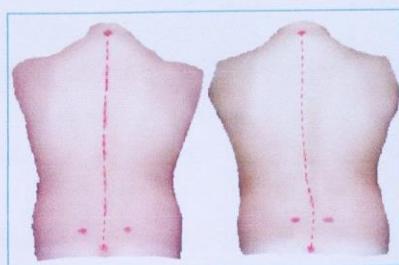


Figure 4-2 : Série d'images topographiques interpatient issues du système BIOMOD fournies par le CERIST.

Les images radiographiques sont prises dans le plan frontal postéro-antérieur, elles offrent ainsi une vue intérieure du dos du sujet, mais n'encadrent pas toujours la même région. De plus, la qualité de ces images dépend de plusieurs facteurs qui sont principalement liés à l'état de l'appareil d'acquisition. La figure 4-3 présente quelques images radiographiques des patients scoliotiques.

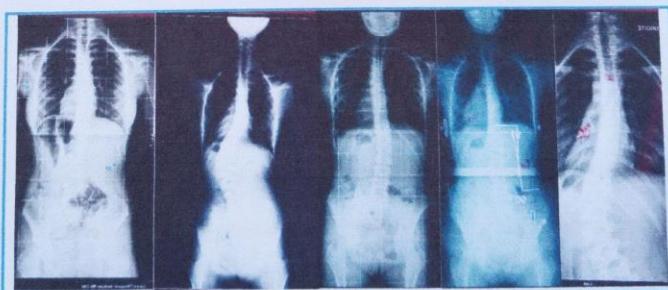


Figure 4-3 : Série d'images radiographiques fournies par le CERIST.

## 2 Contexte du problème

Afin de mieux situer ce travail, nous établissons une classification du problème que nous traitons par rapport aux neuf critères de classification des méthodes de recalage dans le domaine médical que nous avons présentés dans l'état de l'art.

#### Chapitre 4 : Approche de recalage proposée

Les images qui font l'objet du système que nous souhaitons réaliser sont des images radiographiques et des images de topographie du dos, la classification est illustrée par le diagramme de la figure 4-4, et est donnée comme suit :

- Dimension : toutes les images sont bidimensionnelles.
- Base : extrinsèque pour les images issues du système BIOMOD, intrinsèque pour les radiographies.
- Type de transformation : rigide puisque toute déformation engendre une perte des évolutions scoliotiques.
- Domaine de transformation : global.
- Niveau d'interaction : idéalement automatique.
- Procédure d'optimisation : dans ce travail nous n'avons pas besoin d'une procédure d'optimisation puisque le nombre des PI n'est pas grand.
- Modalité : monomodal entre images BIOMOD, multimodal entre radiographie et BIOMOD.
- Sujet : intrapatient puisque les images doivent appartenir à au même patient.
- Objet : dos de patients scoliotiques.

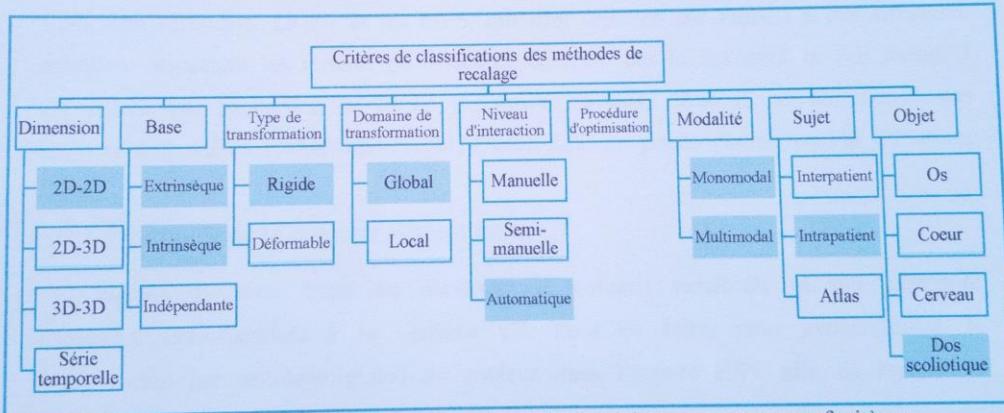


Figure 4-4 : Classification du problème de recalage traité par rapport aux neuf critères.

Par cette classification, nous constatons que la problématique que nous traitons se divise, selon les critères de base et de modalité, en deux types de problèmes de recalage :

- Monomodal : recalage d'une image topographique sur une autre image topographique.
- Multimodal : recalage d'une image topographique sur une image radiographique.

La différence est due à la nature des images manipulées et influence principalement la phase de détection des PI, donc il faut proposer une méthode de détection adéquate au type d'images.

### 3 Détection des points d'intérêt

Nous avons vu dans l'état de l'art que les PI qui guideront le processus de recalage doivent répondre aux deux critères de sélection suivants :

- Correspondre à des réalités physiques/ anatomiques, facilement identifiables.
- Être toujours présents sur l'ensemble des images.

Dans ce qui suit, nous présenterons l'approche que nous avons suivie pour extraire de tels points à partir des images topographiques BIOMOD et radiographiques.

#### 3.1 Détection des points d'intérêt à partir des images topographiques BIOMOD

Pour déterminer les PI qui guideront le processus du recalage, nous avons exploité les marqueurs extrinsèques des repères anatomiques. Les points C7, PIF et EIPS sont candidats. La C7 et les EIPS, qui sont repérées par rapport à des structures osseuses, respectent les critères de sélection, ce n'est pas le cas pour le PIF puisqu'il est repéré par rapport à la forme extérieure du dos, donc il ne correspond pas toujours à la même réalité anatomique. De ce fait, les points choisis sont la C7 et les EIPS.

##### 3.1.1 Détection de la colonne vertébrale et C7

L'objectif de cette étape est d'extraire la colonne vertébrale et son extrémité supérieure correspondant à la vertèbre C7. Pour ce faire, nous avons utilisé la segmentation par seuillage global de couleur dans l'espace HSV afin de repérer le trait rougeâtre tracé par le système BIOMOD.

En effet, la technique de seuillage globale est mieux adaptée puisque la couleur utilisée par le système BIOMOD est la même sur l'ensemble des images. L'espace HSV est largement préférable pour reconnaître des zones de couleur distincte du fait qu'il offre une perception visuelle très proche de la perception humaine. Ainsi, l'objet de la segmentation est une image multispectrale à trois canaux (H, S, V). Pour chaque canal, il faut définir un seuil minimal et maximal pour isoler la RgI. Ces seuils sont déterminés de façon expérimentale comme suit:

- Dans un premier temps, nous avons converti une image topographique à l'espace HSV.
- Nous avons considéré des petites fenêtres autour de la RgI pour localiser les seuils.
- Nous avons effectué une évaluation visuelle du résultat de segmentation sur un échantillon d'images pour ajuster et déterminer les seuils.

Le résultat de cette segmentation est illustré par la figure 4-5. Enfin, pour localiser la vertèbre C7, nous utilisons l'image segmentée pour récupérer les coordonnées du point le plus haut du rachis.

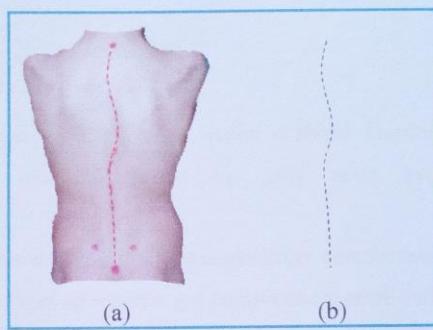


Figure 4-5 : Exemple du résultat de segmentation du rachis,  
(a) image originale, (b) image segmentée.

### 3.1.2 Détection des EIPS

L'objectif de cette étape est de repérer les EIPS et utiliser les centroïdes comme des PI pour le recalage. Pour atteindre cet objectif, nous avons testé deux approches : la détection par analyse des composantes connexes et par recalage d'un autre type d'images BIOMOD.

#### 3.1.3 Détection par analyse des composantes connexes

Dans cette approche, nous essayons d'exploiter l'information portée par les images topographiques. Lors de l'étude de ces images, nous avons constaté que les EIPS sont marquées avec une couleur quelconque, donc nous ne pouvons pas nous baser sur la couleur pour l'extraction de ces repères. De ce fait, nous avons utilisé une approche combinant trois techniques :

- Détection des contours.
- Composantes connexes.
- Classification par caractéristiques de forme.

### 3.1.3.1 Détection des contours

La première phase de détection de contour vise à extraire les bords des EIPS. Pour ce faire, nous avons opté pour le filtre de Canny qui est connu pour sa capacité à extraire les bords faibles et à produire des contours fins. Ce filtre utilise un seuillage par hystérésis, d'où l'utilisation de deux seuils que nous avons déterminés par expérimentation sur un échantillon d'images. La figure 4-6-b illustre le résultat de l'application du filtre de Canny sur une image topographique. Néanmoins, la technique décrite détecte, en plus des EIPS, d'autres régions de l'image qui ne sont pas intéressantes pour notre objectif, ces régions comprennent :

- Contour externe.
- Tracé du rachis.
- Quelques structures relatives à la peau.

Pour isoler les régions d'EIPS, nous avons d'abord éliminé le contour externe et le tracé du rachis (voir figure 4-6-c), puis nous avons utilisé les filtres morphologiques afin de :

- Éliminer les structures claires qui sont considérées comme bruit.
- Intensifier les structures apparentes qui comprennent entre autres les EIPS.

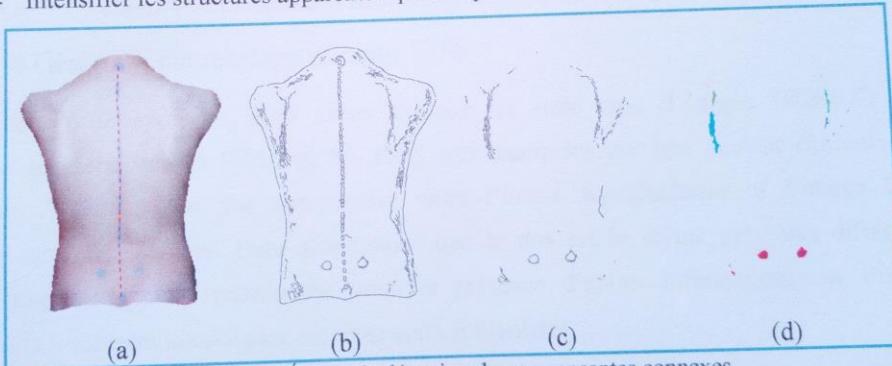


Figure 4-6: Étapes de détection des composantes connexes,  
(a) image originale, (b) image filtrée par Canny, (c) élimination des régions non intéressantes,  
(d) décomposition en composantes connexes, à chaque composante est affectée une couleur.

### 3.1.3.2 Classification des composantes connexes par caractéristiques de forme

À l'issue de la phase précédente, nous disposons d'une image binaire comportant plusieurs composantes connexes (voir figure 4-6-d), où nous remarquons que les EIPS ont une forme particulière différente des autres régions, et qui tend à être circulaire. De ce fait, nous avons exploité les caractéristiques de forme des composantes connexes pour différencier les EIPS des autres régions. Les

caractéristiques étudiées sont le rapport d'aspect et la circularité, car elles caractérisent au mieux les formes circulaires.

La procédure de classification comporte les étapes suivantes :

- Dans un premier temps, nous avons isolé chaque composante connexe dans une image à part pour calculer ses caractéristiques de forme. La figure 4-7 montre un exemple des composantes connexes extraites.
- Ensuite, nous avons divisé ces données manuellement en deux classes : la classe positive est attribuée à la composante connexe EIPS (voir figure 4-7-a), négative sinon (voir figure 4-7-b).
- Enfin, nous avons tracé différents nuages de points selon les caractéristiques étudiées afin de trouver les valeurs qui séparent les deux classes positive et négative.

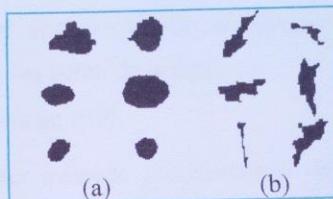


Figure 4-7 : Composantes connexes extraites,(a) EIPS, (b) autres régions.

### 3.1.4 Détection par recalage d'image EIPS

Dans cette approche, nous avons exploité un autre type d'images BIOMOD que nous appelons images EIPS, où les EIPS sont marquées par une couleur distincte. La figure 4-8 offre une vue comparative entre l'image topographique et l'image EIPS pour un même patient. Nous remarquons que le dos est le même avec une différence de dimensions, nous remarquons aussi la présence d'autres informations sur l'image EIPS (les écritures numériques, les traits noirs et bleuâtre).

Ces constatations nous ramènent vers un problème de recalage où nous devons recaler l'image EIPS sur l'image topographique afin de superpositionner les structures anatomiques. Il est trivial que la transformation géométrique du recalage est affine combinant seulement le changement d'échelle et la translation, donc quatre paramètres à estimer ( $s_x, s_y, t_x, t_y$ ). Pour trouver ces paramètres, il nous faut au moins deux PI qui ne soient pas alignés ni verticalement ni horizontalement. La méthode suivie pour réaliser ce recalage consiste à utiliser les points formant le rectangle d'intérêt (Rcl) englobant le dos pour guider le recalage.

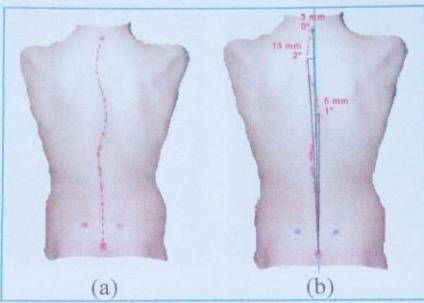


Figure 4-8 : Vue comparative entre (a) image topographique et (b) image EIPS.

#### 3.1.4.1 Extraction Rcl de l'image topographique

Nous avons d'abord extrait le Rcl de l'image topographique en utilisant une segmentation par seuillage simple et unique où la Rgl est la surface du dos, nous nous intéressons uniquement aux pixels qui ne forment pas le fond. Ensuite, nous avons calculé les coordonnées des points de la Rgl.

#### 3.1.4.2 Extraction Rcl de l'image EIPS

Nous avons suivi la même méthode précédemment décrite pour extraire le Rcl de l'image EIPS, mais cette dernière nécessite une première étape de prétraitement où nous devons enlever le trait bleu et les écritures numériques. L'idée du prétraitement consiste à affecter la couleur du fond aux pixels appartenant à ces régions.

Pour traiter le trait bleu, nous avons procédé comme suit :

- Nous avons appliqué la segmentation par un seuillage global et double (vu dans le point 3.1.1).
- Nous avons récupéré les positions des pixels pour les recolorer comme le fond.
- Ensuite, nous avons utilisé le canal B de l'espace RGB (G peut être également utilisé) pour éliminer les écritures numériques puisque nous avons remarqué qu'elles appartiennent au fond sur ce dernier (voir figure 4-9).
- Enfin, nous avons appliqué la méthode expliquée dans le point précédent pour extraire le Rcl.

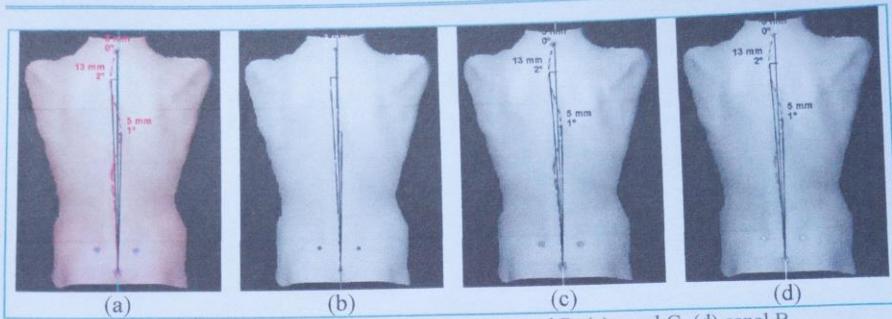


Figure 4-9 : Image EIPS, (a) image RGB, (b) canal R, (c) canal G, (d) canal B.

### 3.1.4.3 Recalage des RCI des images topographiques et EIPS

À présent, nous disposons de deux points sur chacune des images topographiques et EIPS. L'appariement est trivial selon l'arrangement spatial. La technique d'interpolation employée est le plus proche voisin dans le but de préserver les couleurs pour une éventuelle utilisation.

### 3.1.5 Extraction des marqueurs EIPS

Après recalage du RCI de l'image EIPS sur le RCI de l'image topographique, les structures anatomiques sont bien superpositionnées, la prochaine étape consiste à extraire les marqueurs EIPS. Pour cette fin, nous avons suivi la même méthode que pour la détection de la colonne vertébrale dans le point 3.1.1, c.à.d. segmentation par seuillage global de couleur. Le résultat de cette segmentation est une image binaire qui comporte deux composantes connexes (voir figure 4-10-d), représentant les marqueurs EIPS, et dont les centroïdes seront pris comme PI pour le recalage.

La figure 4-10 illustre les résultats des étapes de détection par recalage des RCI de l'image topographique et EIPS :

- Figure 4-10-a : RCI de l'image topographique dont, le contour externe, C7 et rachis sont tracés en bleu.
- Figure 4-10-b : RCI de l'image EIPS où le contour externe, EIPS et rachis sont tracés en verts.
- Figure 4-10-c : Superposition des RCI ci-dessus après recalage, l'alignement est parfait.
- Figure 4-10-d : image segmentée.

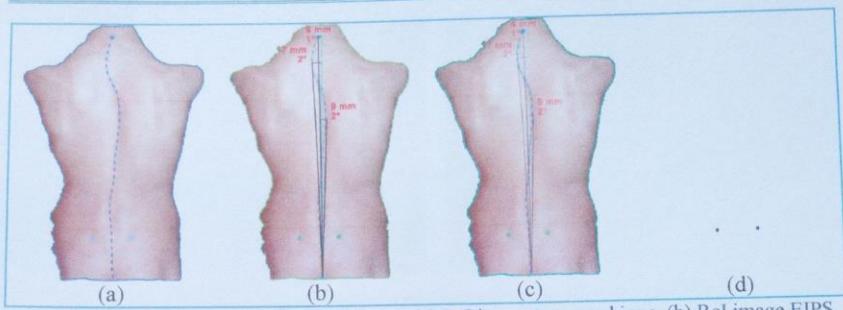


Figure 4-10 : Détection des PI par recalage, (a) Rcl image topographique, (b) Rcl image EIPS, (c) superposition de (a) et (b) après recalage, (d) Rcl image EIPS segmentée.

### 3.2 Détection des points d'intérêt à partir des images radiographiques

Pour assurer le recalage multimodal avec les images de topographique, nous devons détecter les mêmes PI, c.à.d. C7 et EIPS. Nous devons également repérer la colonne vertébrale pour pouvoir effectuer une comparaison des courbures.

Pour réaliser cette détection de façon complètement automatique, la technique employée doit posséder une certaine compréhension de la structure anatomique du squelette humain. Les méthodes classiques de segmentation ne permettent pas d'atteindre un tel objectif. Il s'avère nécessaire de faire recours à des techniques avancées de segmentation, à savoir la segmentation basée sur l'atlas et la segmentation par apprentissage par réseaux de neurones convolutifs. Cette dernière option a fait l'objet d'un précieux travail de recherche de la référence [79].

Néanmoins, la mise en œuvre d'une telle solution demande la construction d'une base étiquetée d'images radiographiques. Cette tâche est couteuse en temps et en ressources humaines, puisque l'opération de collection et d'étiquetage demande l'intervention du personnel médical. De ces faits, les PI dans les images radiographiques ont été élaborés de façon manuelle par un personnel médical avec des marqueurs colorés que nous avons segmenté en appliquant une segmentation par seuillage global de couleur (voir figure 4-11).

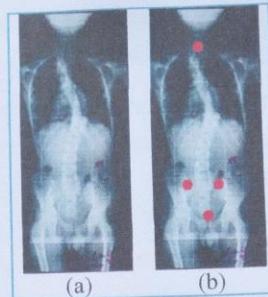


Figure 4-11 : Images radiographiques,  
(a) sans marquage, (b) avec marquage.

#### 4 Appariement des points d'intérêt

L'étape précédente de détection des PI donne lieu à trois PI pour chaque image. Pour appairer les PI de deux images entre eux, nous nous sommes servis de l'arrangement spatial de ces points, ce qui constitue une information simple et pertinente telle que :

- C7 correspond au point le plus haut.
- EIPS correspondent aux points le plus à gauche et le plus à droite.

La figure 4-12 illustre cette opération dans le cas monomodal et multimodal.

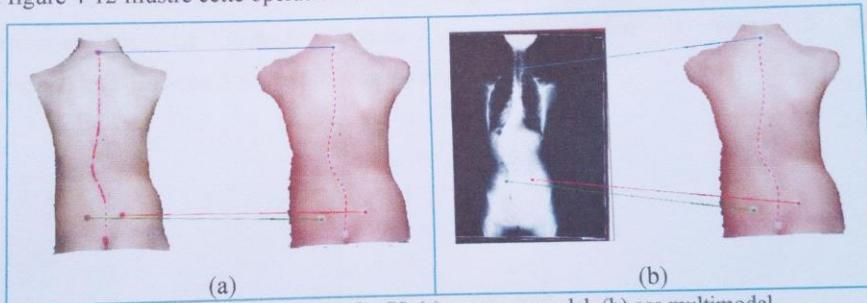


Figure 4-12 : Appariement des PI, (a) cas monomodal, (b) cas multimodal.

#### 5 Estimation et application du modèle de transformation

La détermination du modèle de transformation est cruciale dans le processus de recalage. Dans le contexte de ce travail, nous souhaitons recaler les images sans pour autant déformer les évolutions scoliotiques nécessaires pour le suivi des patients. Par conséquent, nous devons impérativement poser des contraintes sur les transformations élémentaires utilisées, en particulier sur leur type. Cependant, l'EPRSE ne permet pas de définir de telles contraintes. De ce fait, nous devons dans un premier temps déterminer le type adéquat des transformations puis proposer une

méthode permettant de trouver ses paramètres. La méthode que nous avons suivie est applicable au recalage monomodal et multimodal à la fois.

Étant donné une image source et une image cible, l'objectif du système de recalage n'est pas de parfaitement superpositionner les PI, car ceci implique une déformation des évolutions scoliotiques. Le système que nous réalisons doit permettre de superpositionner les points C7 et minimiser la distance entre les EIPS sans déformation. Dès lors, nous utilisons une transformation affine dont les transformations élémentaires sont conservatrices, il s'agit d'homothétie, rotation et translation. Ainsi, les paramètres à calculer sont : le facteur d'homothétie, l'angle de rotation et les facteurs de translation.

### 5.1 Homothétie

L'objectif de l'homothétie<sup>36</sup> est de ramener l'image source à la même échelle que l'image cible sans introduire des déformations. Son facteur est calculé par rapport à la distance reliant le point C7 au point médian des EIPS (voir figure 4-13), ce qui permet de minimiser la distance verticale entre les points EIPS.

En effet, étant donné deux formes similaires  $A$  et  $B$  présentant une différence de taille, il faut identifier une longueur  $l_A$  et  $l_B$  de chacune de sorte qu'elles soient correspondantes. Le facteur d'échelle qui redimensionne la forme  $B$  pour correspondre à la forme  $A$  est donné par l'équation 4.1.

$$S = \frac{l_A}{l_B} \quad (4.1)$$

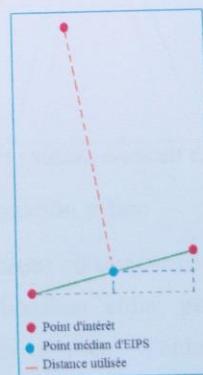


Figure 4-13 : Schéma explicatif pour le calcul du facteur d'homothétie.

<sup>36</sup> Changement d'échelle avec le même facteur selon les deux axes.

## 5.2 Rotation

Sur chacune des images source et cible, les trois PI forment un triangle, nous nous intéressons à l'angle dont la tête est le point C7. L'objectif est de minimiser la distance entre les points EIPS avec une rotation. L'idée est de centrer le plus petit angle à l'intérieur du plus grand en prenant le point C7 comme centre de rotation. Ainsi, nous calculons l'angle de rotation et les facteurs de translation de la matrice de rotation. La figure 4-14 schématisé un exemple, l'objectif est de centrer  $\hat{A}$  au milieu de  $\hat{B}$  de sorte que  $\hat{C} = \frac{\hat{B}-\hat{A}}{2}$ .

En effet, étant donné trois points  $A$ ,  $B$  et  $C$ , le cosinus de l'angle  $\theta$  formé par les deux vecteurs  $\overrightarrow{AB}$  et  $\overrightarrow{AC}$  est égal au rapport du produit scalaire par le produit des longueurs des deux vecteurs comme indique l'équation 4.2. Quant à la translation, étant donné deux points  $A(x_A, y_A)$  et  $B(x_B, y_B)$ , le vecteur de translation qui ramène le point  $B$  au point  $A$  est donné par l'équation D.1.

$$\theta = \arccos \left( \frac{\overrightarrow{AB} \cdot \overrightarrow{AC}}{\|\overrightarrow{AB}\| \cdot \|\overrightarrow{AC}\|} \right) \quad (4.2)$$

$$\vec{t} = \overrightarrow{BA} = (t_x, t_y) = (x_A - x_B, y_A - y_B) \quad (4.3)$$

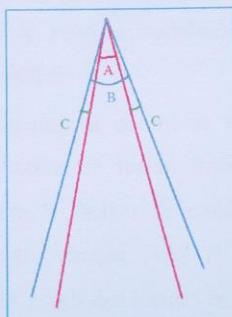


Figure 4-14 : Schéma explicatif de la rotation.

## 5.3 Composition de la transformation affine

Après le calcul des paramètres d'homothétie et de rotation, nous pouvons construire la matrice de transformation affine par composition des deux matrices élémentaires d'homothétie et de rotation. L'ordre de la composition dépend de l'ordre de calcul des paramètres. En effet, l'ordre de calcul des paramètres est quelconque, car les transformations élémentaires d'homothétie et de rotation préservent les angles et les rapports de longueur, alors que l'ordre de la composition

doit respecter l'ordre du calcul des paramètres, car les coordonnées des PI sont modifiées par la première transformation élémentaire.

Une fois la matrice de transformation affine obtenue, nous construisons l'image transformée à partir de l'image source. Pour ce faire, nous utilisons une transformation indirecte avec interpolation du plus proche voisin.

## 6 Superposition des images cible et transformée

Après recalage de l'image source, la fusion d'images (voir figure 4-15) cible et transformée en superposant les repères anatomiques construits une image fusionnée plus informative qui combine les informations issues des deux images. De ce fait, nous souhaitons superposer l'image cible et l'image transformée selon le point C7, ce qui permet d'observer clairement l'évolution de la pathologie scoliotique chez un patient.

De plus, nous avons vu que le traçage des repères anatomiques sur le dos du patient constitue une base pour le système BIOMOD. Or, cette opération de traçage est sujette à des erreurs humaines de localisation. La superposition multimodale d'une image topographique sur une image radiographique prises à un même examen, pourrait apporter une aide au praticien pour corriger le traçage des repères anatomiques, en particulier pour la colonne vertébrale, à condition que les PI soient bien localisés sur l'image radiographique.

Etant donné deux images quelconques de même taille, pour les fusionner en une seule image nous utilisons l'opérateur de fusion linéaire de l'équation 4.1, où  $I_f$  est la fusion des images  $I_1$  et  $I_2$  selon le facteur de combinaison linéaire  $\alpha$  qui détermine l'influence de chaque image. Ainsi, chaque pixel  $P$  de l'image fusionnée  $I_f$  est une combinaison linéaire des valeurs des pixels des images en entrée.

$$I_f(P) = \alpha I_1(P) + (1 - \alpha)I_2(P) \quad (4.4)$$

En pratique, nous réalisons cette opération par sommation pondérée des matrices d'images. Or, à l'issue de l'opération de recalage, l'image cible et transformée ne sont pas de même taille, et les PI de C7 ne se trouvent pas aux mêmes coordonnées. De ce fait, nous devons d'abord calculer la taille de l'image de sortie en fonction de la taille des images en entrée, puis nous adapterons cette taille aux images d'entrée en calculant la translation qui ramène les points C7 aux mêmes coordonnées sans

perte d'information. Enfin, nous créons l'image fusionnée par sommation pondérée des matrices obtenues.

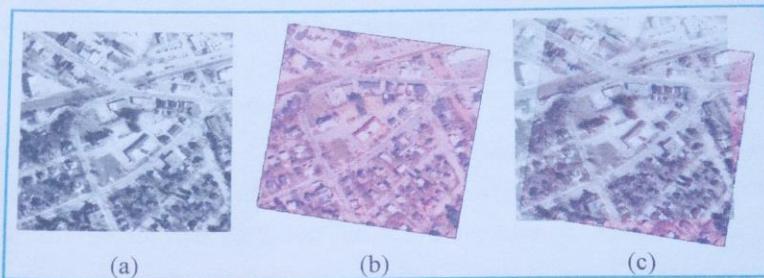


Figure 4-15 : Fusion d'images , (c) est le résultat de fusion de (a) et (b) [80].

## 7 Évaluation du système de recalage

L'évaluation des résultats de l'approche proposée ne peut être quantitative puisque nous ne disposons pas des vérités terrain pour effectuer la comparaison. De ce fait, l'évaluation sera qualitative par appréciation visuelle et les résultats doivent être validés par les experts du domaine.

## Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté et expliqué les méthodes que nous avons suivies afin de réaliser le système de recalage qui répond à la problématique posée.

Nous avons entamé le chapitre par une analyse des images que devrait traiter le système de recalage. Puis, selon cette analyse, nous avons située la problématique traitée dans le monde des problèmes de recalage du domaine médical. Ensuite, nous avons abordé les étapes du processus de recalage, et avons proposé pour chacune la démarche à suivre en justifiant nos choix. Après cela, montrer l'intérêt de la superposition des images dans le contexte du suivi de la pathologie scoliotique, et avons expliqué la démarche pour le réaliser. Enfin, nous avons conclu le chapitre par le choix de la méthode d'évaluation.

Dans le chapitre à venir est consacré à l'implémentation et la présentation des résultats de la méthode décrite dans ce chapitre.

## Chapitre 5 : Implémentation et résultats

Dans le chapitre précédent, nous avons expliqué l'approche que nous avons suivie pour traiter la problématique posée, et nous avons justifié nos choix des méthodes. Ce dernier chapitre aborde l'implémentation et l'analyse des résultats du système de recalage que nous avons réalisé.

D'abord, nous décrirons l'environnement de travail et la base d'images sur lesquelles nous avons travaillé. Puis, nous analyserons les résultats des deux méthodes de détection des EIPS que nous avons proposées. Ensuite, nous évaluerons qualitativement quelques résultats du recalage obtenus par l'approche proposée et nous les comparerons aux résultats de recalage utilisant un modèle de transformation par EPRSE. Nous conclurons le chapitre, par une analyse du temps de recalage pour décider de l'utilisation du système en temps réel.

### 1 Environnement de travail

#### 1.1 Environnement matériel

La machine que nous utilisons est dotée de :

- Système d'exploitation : Windows 8.1 64 bits.
- Processeur : Intel i7-4500U 1.8GHz.
- Mémoire installée : 8,00G (7,74 Go utilisables).

#### 1.2 Langage de programmation



Python (3.5.0) est un langage de programmation à usage général, interprété, haut niveau, multiparadigme et multiplateforme. Ses structures de données intégrées de haut niveau, combinées à un typage dynamique, le rendent très attrayant et populaire. Sa syntaxe simple et avancée réduit le code et le rend plus lisible et compréhensif. De plus, il prend en charge les modules et les packages ce qui encourage la modularité des projets et la réutilisation du code. En outre, il peut être facilement entendu avec d'autres langages. L'interpréteur Python et un vaste choix de bibliothèque sont gratuitement disponibles en open source [81], [82].

### 1.3 Outils d'implémentation



**OpenCV** (4.1.0) est une bibliothèque multiplateforme destinée aux applications de vision par ordinateur en temps réel. Il prend en charge de nombreux algorithmes liés à la vision par ordinateur et apprentissage automatique. Cette bibliothèque est disponible pour plusieurs langages de programmation comme Java, Python et C++. La version OpenCV-Python combine les meilleures qualités d'OpenCV et Python [82].



**NumPy** (1.16.2) est une bibliothèque Python hautement optimisée pour les calculs scientifiques rapides. Elle possède une structure de tableau multidimensionnelle très puissante, et offre un grand nombre de fonctions scientifiques sophistiquées [82], [83].



**Scikit-image** (1.2.1) est une bibliothèque Python destinée au traitement d'images, elle fonctionne avec les tableaux de NumPy et offre une multitude d'algorithmes [84].

## 2 Description de la base d'images

Nous utilisons une base d'images appartenant à 16 patients différents, elle compte 25 images radiographiques et 36 examens BIOMOD à raison de deux images par examen (image topographique et EIPS).

Le tableau 1 montre la distribution des images de la base sur l'ensemble des patients. Dans le contexte de notre travail, le recalage monomodal s'effectue entre deux images BIOMOD, tel que la date d'acquisition de l'image cible précède la date d'acquisition de l'image source. Ainsi, si un patient possède  $N$  images, nous pouvons générer  $\frac{N(N-1)}{2}$  recalages monomodaux, ce qui fait 26 cas pour notre base. Quant au recalage multimodal, il s'effectue généralement entre une image radiographique et une image topographique acquises à la même date, l'image radiographique étant la référence du recalage, notre base nous permet de réaliser 24 recalages multimodaux.

Tableau 1 : Distribution de la base d'images.

N° patient	Nombre d'examens BIOMOD	Nombre d'examens radiographiques
01	2	2
02	2	2
03	2	0
04	2	1
05	4	2
06	2	1
07	2	1
08	2	2
09	2	2
10	2	2
11	2	2
12	2	1
13	2	2
14	4	1
15	2	1
16	2	2
Total	36	24

Le tableau 2 présente la moyenne  $\mu$  et l'écart type  $\sigma$  des propriétés des images de la base. Nous remarquons que la résolution et les dimensions sont communes entre les images BIOMOD avec une taille moyenne de 337 ko. Pour les images radiographiques, nous remarquons que leur taille et leur dimension diffèrent considérablement, elles sont d'une meilleure résolution, mais elles sont relativement grandes et volumineuses, ce qui pourrait affecter le temps nécessaire à leur traitement. Nous remarquons aussi que la taille moyenne des images radiographiques est environ 87 fois plus grande que la taille moyenne des images BIOMOD, 2 fois plus grande en largeur, et 3 à 4 fois en hauteur.

Tableau 2 : Propriétés des différentes images utilisées.

Propriétés et types	Résolution (ppp)	Taille (ko)		Dimensions (largeur × hauteur)	
		$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$
Topographie	96 ppp	373,35	51,84	494×755	0×0
EIPS	96 ppp	373,66	51,32	494×678	0×0
Radiographie	120 ppp	32674,54	66355,00	1142,92×2493,76	240,60×236,12

### 3 Analyse des résultats de détection des points d'intérêt

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé deux approches pour la détection des PI EIPS :

- La première se base sur la classification des composantes connexes par les caractéristiques de forme.
- La seconde se réalise par recalage des images EIPS.

Dans cette partie nous présenterons les résultats de chacune de ces approches.

#### 3.1 Détection par analyse des composantes connexes

Notre base d'images nous a permis d'extraire 573 composantes connexes dont 62 (10,82%) sont des EIPS. Nous avons exploité la circularité et le rapport d'aspect afin de trouver les valeurs qui caractérisent les EIPS des autres composantes. La classe positive (couleur verte) est attribuée aux composantes EIPS, pour les autres composantes, la classe négative (couleur rouge) est utilisée.

##### 3.1.1 Classification par circularité

Dans un premier temps, nous avons utilisé seulement la circularité pour classer les composantes connexes. Les résultats sont donnés par le graphe de la figure 5-1, il présente la classe selon la circularité.

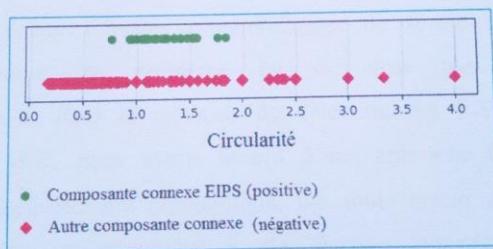


Figure 5-1 : Classification par circularité

Nous remarquons que les EIPS sont localisées entre 0,7 et 1,8 sur l'axe de circularité. Alors que la classe négative est distribuée tous au long de cet axe avec une grande concentration entre 0,1 et 2,0. Ainsi, l'intersection entre les deux classes nous ne permet pas de les séparer. D'où, la circularité n'est pas suffisante pour caractériser les EIPS.

##### 3.1.2 Classification par circularité et rapport d'aspect

Après les précédentes constatations, nous avons renforcé la caractérisation des classes par le rapport d'aspect afin d'améliorer la classification. Les résultats sont

donnés par le graphe de la figure 5-2, il représente la classe attribuée selon la circularité sur l'axe horizontal et le rapport d'aspect sur l'axe vertical.

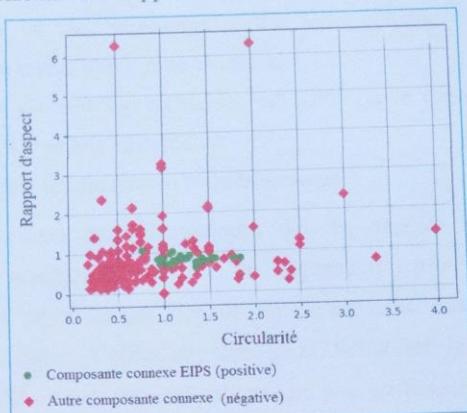


Figure 5-2 : Classification par circularité et rapport d'aspect.

Nous remarquons que les classes sont concentrées vers l'origine du graphe. La classe positive se situe toujours dans un intervalle de 0,7 à 1,8 pour la circularité, alors que le rapport d'aspect est compris entre 0,5 et 1,1. Or, avec ces valeurs, l'intersection avec la classe négative est très grande et nous ne pouvons pas séparer les deux classes.

Nous pouvons exploiter d'autres caractéristiques de forme afin de réaliser cette classification. Cependant, le problème ne se situe pas seulement dans la classification, mais aussi dans la méthode de détection des EIPS qui se base sur le filtre de Canny. En effet, nous avons besoin d'une approche très pertinente et sûre pour une détection complètement automatique, car toute erreur à ce stade affectera le processus de recalage, et conduira à de fausses constatations de l'évolution scoliotique. Or, le filtre de Canny utilise un seuillage par hystérésis qui nécessite la définition de deux seuils dont nous ne pouvons pas assurer la capacité à détecter les EIPS. De ce fait, cette approche de détection par classification n'est pas adéquate pour le contexte de ce travail.

### 3.2 Détection par recalage d'image EIPS

Afin de fournir une détection plus pertinente des EIPS, nous avons proposé une seconde approche basée sur le recalage et exploitant l'information portée par les images EIPS que génère BIOMOD. Dans la suite, nous évaluerons qualitativement

cette approche en présentant deux résultats illustrés par figure 5-3 et figure 5-4, de sorte que dans chacune :

- Image (a) tracée en bleu représente le RCI topographique où le contour externe, la C7 et le trait du rachis sont mis en évidence.
- Image (b) tracée en vert représente le RCI EIPS où le contour externe, les EIPS et le trait du rachis sont mis en évidence.
- Image (c) représente la superposition après recalage.

Dans les deux résultats, nous remarquons que les repères anatomiques sont très bien localisés, et la superposition affiche un alignement parfait qu'on arrive à peine à distinguer entre les deux images. De ce fait, c'est cette méthode que nous avons utilisée dans notre système. Cependant, son point faible est le seuillage de couleur, en cas de changement de couleur des EIPS elle ne sera plus applicable.

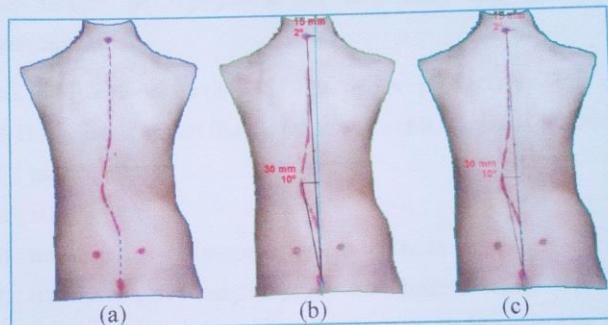


Figure 5-3 : Détection des EIPS par recalage (résultat A),  
 (a) RCI image topographique, (b) RCI image EIPS, (c) superposition après recalage.

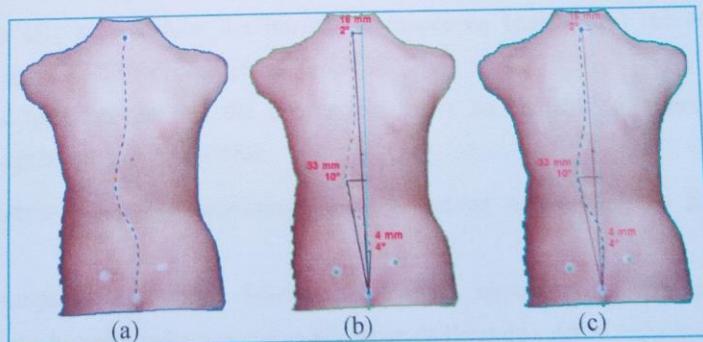


Figure 5-4 : Détection des EIPS par recalage (résultat B),  
 (a) RCI image topographique, (b) RCI image EIPS, (c) superposition après recalage.

#### 4 Analyse qualitative des résultats du recalage

Dans cette partie, nous évaluerons de façon subjective les résultats obtenus par le système réalisé. Pour chaque type de recalage, nous présenterons et analyserons deux résultats. Puis, nous les comparerons aux résultats du recalage utilisant un modèle de transformation par EPRSE. Le but de cette comparaison étant de montrer la différence entre le modèle de transformation que nous proposons et le modèle généré par une EPRSE pour souligner l'importance de la conservation de la topographie du dos.

##### 4.1 Recalage monomodal

L'objectif du recalage monomodal est de permettre au personnel traitant de mieux suivre l'évolution de la pathologie scoliotique chez les patients. En recalant et superposant les images de topographie du dos, nous leur permettons de mieux observer les changements.

Les résultats du recalage monomodal que nous présenterons ici appartiennent à deux patients A et B, chaque cas est illustré par un ensemble d'images comme suit :

- Image (a) : image cible.
- Image (b) : image source.
- Image (c) : transformée de l'image (b) avec la méthode proposée.
- Image (d) : transformée de l'image (b) avec la méthode EPRSE.
- Image (e) : superposition des images (a) (tracée en bleu) et (b) (tracée en vert), donc avant recalage.
- Image (f) : superposition des images (a) (tracée en bleu) et (c) (tracée en vert), donc après recalage par la méthode proposée.
- Image (g) : superposition des images (a) (tracée en bleu) et (d) (tracée en vert), donc après recalage par EPRSE.

Les résultats du recalage monomodal pour le patient A sont illustrés par la figure

5-5 :

- En comparant les images 5-5-a et 5-5-b, nous observons un changement de la courbure du rachis indiquant une amélioration de l'état du sujet.
- La superposition sans recalage (voir figure 5-5-e) nous ne permet pas de constater le degré de changement puisque les corps ne sont pas alignés, les EIPS sont très éloignées.

- En recalant l'image source sur l'image cible avec la méthode que nous proposons, l'image transformée est donnée par la figure 5-5-c, où nous remarquons que la topographie du dos est conservée.
- La superposition après recalage (voir figure 5-5-d) nous permet d'observer le changement de façon plus claire, les EIPS sont bien alignés et centrés. Ainsi, entre les deux prises, et en comparant le rachis de la dernière prise (vert) au rachis de l'ancienne prise (bleu), nous constatons un déplacement vers la gauche au niveau thoracique, et un déplacement vers la droite au niveau lombaire.
- En comparant les images 5-5-d et 5-5-b, nous observons que la transformation par EPRSE entraîne une déformation de la topographie du dos. Même si ici la déformation est peut-être difficile à observer, elle sera plus visible pour le prochain patient.
- Sur la figure 5-5-d de superposition après recalage par EPRSE, nous remarquons que les EIPS sont parfaitement superpositionnées, mais avec une déformation du dos, or notre objectif et de les aligner tous en conservant la topographie d'origine.

Les résultats du recalage monomodal pour le patient B sont illustrés par la figure 5-6:

- Entre les images 5-6-a et 5-6-b, nous remarquons une évolution au niveau lombaire.
- La superposition avant recalage (voir figure 5-6-e) nous ne permet pas de constater le degré de changement, les EIPS ne sont pas alignées.
- L'image transformée avec la méthode proposée (voir figure 5-6-c) est fidèle à la topographie du dos originale.
- La superposition après recalage (voir figure 5-6-d) montre que les EIPS sont bien alignées et centrées, elle nous permet de mieux constater l'évolution, en comparant le rachis de la dernière prise (vert) au rachis de l'ancienne prise (bleu), nous constatons un léger déplacement vers la droite au niveau thoracique, et vers la gauche au niveau lombaire.
- L'image transformée par EPRSE (voir figure 5-6-d) déforme la topographie du dos.

- Sur la figure 5-6-d de superposition après recalage par EPRSE, nous remarquons que les EIPS sont parfaitement superpositionnées, mais la topographie du dos transformé a été complètement modifiée.

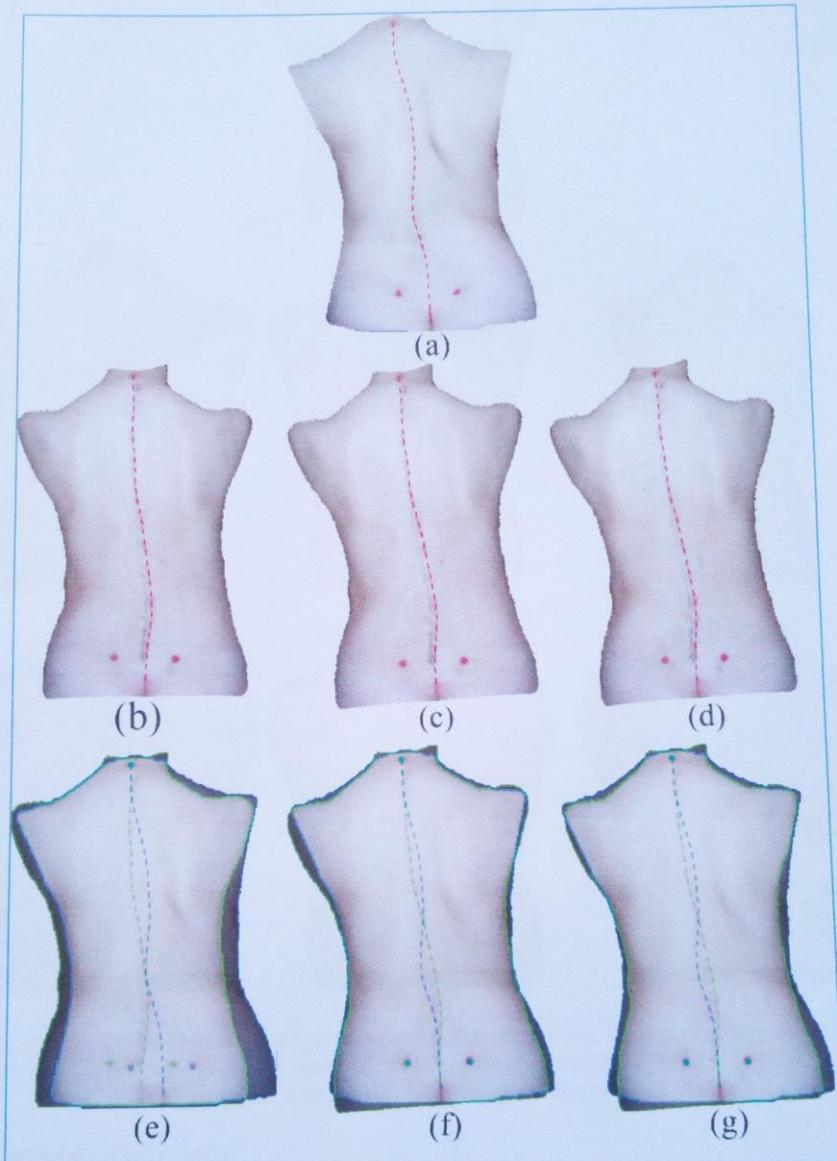


Figure 5-5 : Recalage monomodal pour patient A, (a) image cible, (b) image source, (c) image transformée avec méthode proposée, (d) image transformée par EPRSE, (e) superposition de (a) et (b), (f) superposition de (a) et (c), (g) superposition de (a) et (d).

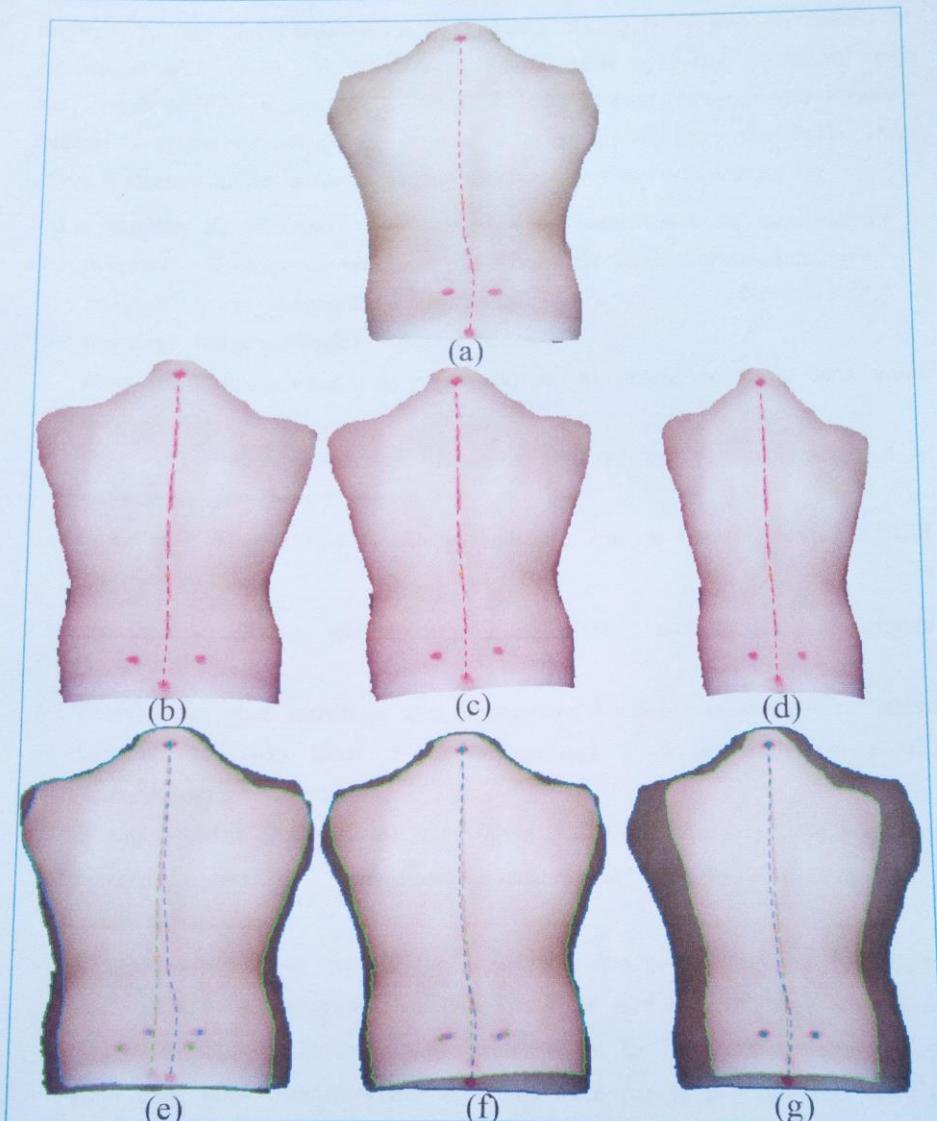


Figure 5-6 : Recalage monomodal pour patient B, (a) image cible, (b) image source, (c) image transformée avec méthode proposée, (d) image transformée par EPRSE, (e) superposition de (a) et (b), (f) superposition de (a) et (c), (g) superposition de (a) et (d).

#### 4.2 Recalage multimodal

Lorsque les images du recalage multimodal sont prises à la même date, le recalage multimodal permet de corriger les erreurs que le praticien peut commettre lors du traçage des repères anatomiques, ce qui est très important puisque ce traçage

constitue la base du fonctionnement du système BIOMOD et tous les calculs et information qu'il fournit. Le recalage multimodal peut également s'effectuer entre des images acquises à des dates différentes, mais l'image radiographique constitue toujours la référence puisqu'elle représente la pathologie de façon très fidèle. Dans ce cas, le recalage multimodal aidera à mieux observer l'évolution pathologique.

Les résultats du recalage multimodal que nous présenterons ici appartiennent à deux patients C et D, chaque cas est illustré par un ensemble d'images comme suit :

- Image (a) : image radiographique constitue la cible.
- Image (b) : image source de topographie du dos.
- Image (c) : superposition des images (a) et (b) (tracée en vert), donc avant recalage.
- Image (d) : superposition de l'image source et l'image transformée par la méthode proposée (tracé en vert).
- Image (e) : superposition de l'image source et l'image transformée par EPRSE (tracé en vert).

Les résultats du recalage multimodal pour le patient C sont donnés par la figure 5-7:

- Visuellement, nous constatons que la courbure du rachis présentée sur l'image radiographique (voir figure 5-7-a) est similaire à la courbure présente sur l'image topographique (voir figure 12-b).
- La superposition sans recalage (voir figure 5-7-c) ne permet pas de confirmer le constat précédent. L'image topographique est très petite par rapport à l'image radiographique.
- La superposition après recalage par la méthode que nous proposons (voir figure 5-7-d) préserve la topographie du dos. Les EIPS sont bien alignées et centrées, et la peau du sujet couvre bien son squelette. Si les images sont acquises à la même date, nous constatons que le rachis tracé par le praticien (en vert) ne correspond pas à la courbure présente sur la radiographie.
- La superposition après recalage par EPRSE (voir figure 5-7-e) montre que les EIPS sont bien superpositionnées. Cependant, la topographie du dos a été modifiée.

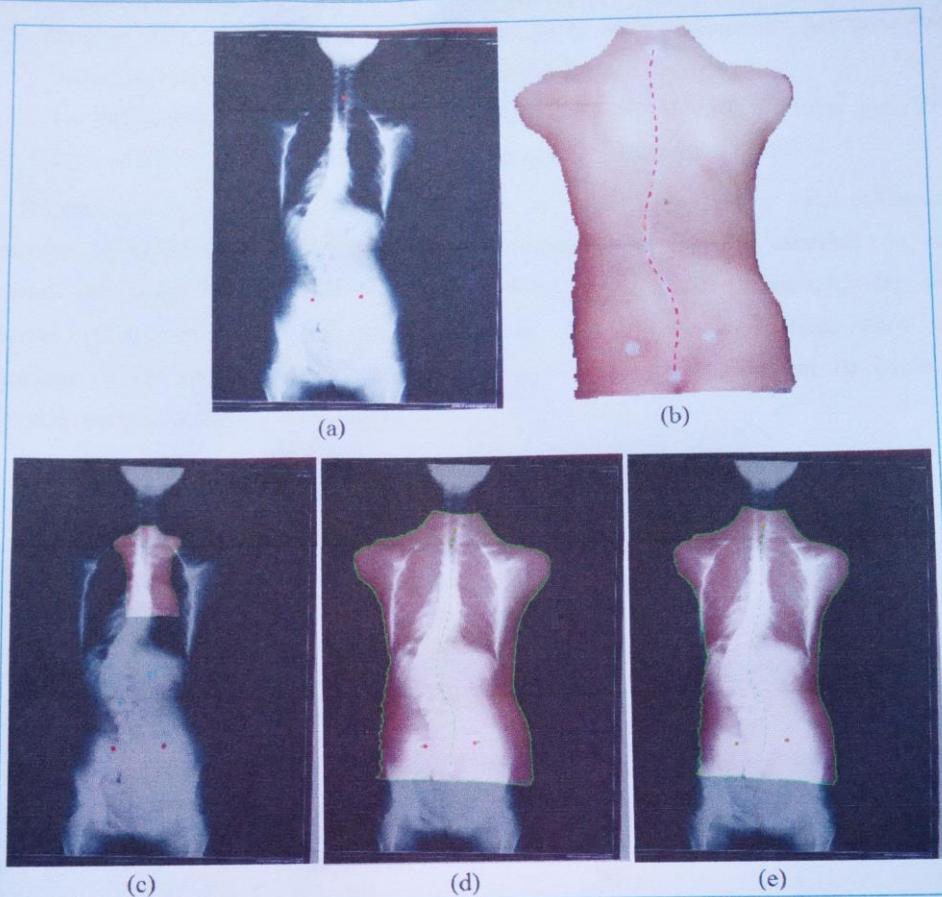


Figure 5-7 : Recalage multimodal pour patient C, (a) image cible, (b) image source, (c) superposition avant recalage, (d) superposition après recalage par notre méthode, (e) superposition après recalage par EPRSE.

Les résultats du recalage multimodal pour le patient D sont donnés par la figure 5-8:

- De loin, il paraît que la courbure du rachis présente sur l'image radiographique (voir figure 5-8-a) correspond à la courbure présente sur l'image topographique (voir figure 5-8-b).
- La superposition sans recalage (voir figure 5-8-c) ne permet pas de confirmer cette correspondance. L'image topographique est très petite par rapport à l'image radiographique.
- La superposition après recalage par la méthode que nous proposons (voir figure 5-8-d) préserve la topographie du dos. Les EIPS sont bien alignées et centrées,

la peau du sujet couvre bien son squelette, et le tracé du praticien (en vert) est complètement centré par rapport à la colonne vertébrale.

- La superposition après recalage par EPRSE (voir figure 5-8-e) montre que les EIPS sont bien superpositionnées, mais la topographie du dos a été modifiée.

D'après ces analyses, nous confirmons que la transformation que nous utilisons respecte la topographie du dos, et s'insère complètement dans le contexte de ce travail qui exige la préservation des évolutions scoliotiques. Cependant, elle ne répond qu'au besoin exprimé dans ce travail. Son inconvénient réside dans le seuillage de couleur utilisé pour la détection des PI, car un changement de couleur ne permettra plus de réaliser la détection.

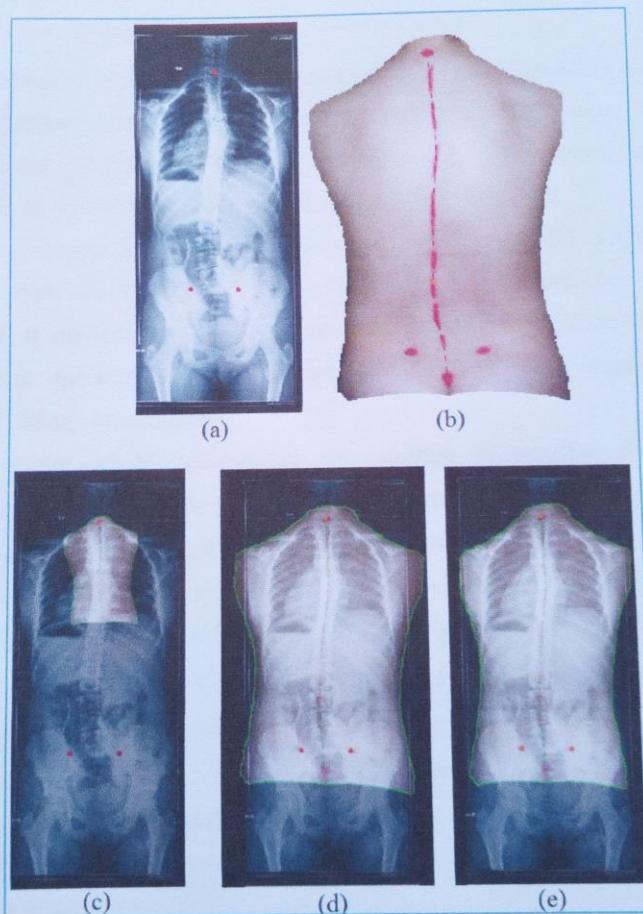


Figure 5-8 : Recalage multimodal pour patient D, (a) image cible, (b) image source, (c) superposition avant recalage, (d) superposition après recalage par notre méthode, (e) superposition après recalage par EPRSE.

## 5 Analyse du temps de recalage

Pour étudié une éventuelle utilisation en temps réel, nous avons établi le temps nécessaire par :

- Opérations, pour :
  - Chargement des images.
  - Détection et appariement des PI.
  - Estimation du modèle de transformation.
  - Construction de l'image transformée.
  - Superposition.
- Types : monomodal et multimodal.
- Cas possibles : 26 pour le premier type, 24 pour l'autre.

Le tableau 3 indique le temps moyen mesuré en seconde, nous constatons que :

- Le chargement dans un recalage monomodal comprend quatre images (image topographique et image EIPS pour chacun des deux examens), ce qui fait un temps moyen de 0.0550 seconde pour chaque examen BIOMOD.
- Le temps moyen du recalage et superposition monomodal s'approche de 0,6 seconde, 66% de ce temps (environ 0,4 seconde) est pris par l'opération de détection et appariement, à raison de 0,2 seconde par examen BIOMOD. Ceci est dû aux opérations de segmentation par seuillage et au recalage de l'image EIPS sur l'image topographique.
- Le temps moyen du recalage et superposition multimodal s'approche de 2 secondes, 76% de ce temps est consacré au chargement des images, ceci est dû au grand volume qu'occupent les images radiographiques.
- Le temps moyen nécessaire pour un recalage multimodal est environ 3 fois plus grand que le temps moyen d'un recalage monomodal. Cette différence est constatée en temps de chargement, de transformation et de superposition puisque ces opérations dépendent du type des images.
- Les temps d'estimation de la transformation sont très proches puisque l'opération est indépendante du type des images.

Tableau 3 : Temps de calcul moyen pour le recalage monomodal et multimodal

Opération	Temps moyen de calcul (s)	
	Monomodal	Multimodal
Chargement	0,1100	1,3991
Détection et appariement	0,3906	0,2643
Estimation	0,0024	0,0026
Transformation	0,0198	0,0820
Superposition	0,0673	0,0925
Total	0,5889	1,8405

D'après ces constatations, bien que le recalage multimodal nécessite un temps plus long que le recalage monomodal, le système avec la décrite implémentation est utilisable en temps réel.

### Conclusion

Au long de ce chapitre, nous avons présenté et discuté les résultats obtenus par le système de recalage que nous avons réalisé.

Dans un premier temps, nous avons décrit l'environnement matériel de travail, ses outils et la base d'images utilisée. Puis, nous avons abordé les deux approches de détection des EIPS, et nous avons trouvé que l'approche de recalage d'image EIPS est bien meilleure que la classification par caractéristiques de forme. Ensuite, nous avons qualitativement analysé, à travers des exemples de notre base d'images, les résultats du recalage monomodal et multimodal obtenus par notre méthode, nous avons montré que la transformation géométrique que nous utilisons est fidèle à la topographie du dos et ses évolutions scolioïques. Enfin, nous avons analysé le temps nécessaire pour le recalage et la superposition, et l'avons jugé raisonnable pour une application en temps réel.

Par la suite de ce chapitre, nous conclurons ce document et présenterons nos perspectives pour une éventuelle amélioration du travail réalisé.

## Conclusion générale et perspectives

Afin de suivre l'évolution de la scoliose chez les patients, le service de rhumatologie de l'hôpital de Douera utilise deux modalités d'acquisition d'images, à savoir, la radiographie et une nouvelle technologie non invasive BIOMOD, qui délivre des images topographiques du dos. Or, le personnel médical rencontre des difficultés de :

- Comparaison des images BIOMOD du même sujet.
- Identification des erreurs de traçage des marqueurs cutanés en se basant sur les radiographies.

L'approche que nous avons proposée s'inscrit dans un contexte médical, et a été élaborée en vue de réaliser un système de recalage exploitable en temps réel. Ce projet de recherche a été lancé en collaboration avec CERIST afin de trouver une première solution à la problématique posée. L'objectif est en effet de ramener les images topographiques au même repère géométrique pour pouvoir les comparer et superpositionner avec d'autres images topographiques ou radiographiques.

Pour répondre à ces besoins, nous avons fait recours aux techniques de recalage d'images numériques. La solution fournie est, idéalement, complètement automatique.

Nous avons entamé ce travail par une première partie consacrée essentiellement à la description de la pathologie scoliotique et la technologie BIOMOD. Ceci nous a permis de définir le contexte médical dans lequel se déroule ce travail, et de bien comprendre les enjeux.

La deuxième partie de ce document était consacrée, en deux chapitres, à une revue de la littérature du recalage et traitement d'images numériques. Ainsi, nous avons présenté dans le premier chapitre les critères de classifications des problèmes de recalage dans le domaine médical, puis, nous avons abordé le recalage et avons vu que c'est un processus complexe qui passe par quatre étapes : la détection puis l'appariement des PI, suivi par l'estimation du modèle géométrique de transformation, et enfin l'application de la transformation. Or, nous avons constaté, à travers ce chapitre, que la tâche n'est pas évidente en raison de la diversité des problèmes de recalage qui résulte principalement des différents types d'images, des techniques existantes et de l'objectif à atteindre. Dans le deuxième chapitre, nous nous sommes intéressés à la segmentation d'images et à la décomposition en composantes connexes, deux opérations fondamentales de la vision par ordinateur.

Ainsi, nous avons présenté, pour chaque opération, son utilité, son principe et ses techniques.

Après avoir pris connaissance de la théorie existante, nous avons consacré la troisième et dernière partie de ce document, sous forme de deux chapitres, à la contribution que nous avons apportée. Dans le premier chapitre, nous avons expliqué l'approche que nous avons suivie :

- Nous avons commencé par une analyse des images manipulées afin de pouvoir classifier le problème traité et mieux choisir nos méthodes. Ces images sont topographiques issues de BIOMOD et radiographiques.
- La classification avait divisé la problématique posée en deux problèmes de recalage selon les critères de base et modalité. Dans le premier cas de comparaison des images topographiques, il s'agit d'un recalage monomodal, alors que dans le second cas de correction des erreurs de traçage, c'est un recalage multimodal. Les autres critères sont communs, en particulier ceux qui sont liés à la transformation.
- Quel que soit le type de l'image (topographique ou radiographique), notre objectif est de détecter les mêmes réalités anatomiques comme PI. Or, la détection des PI nécessite des méthodes adaptées à la nature des images. Les PI que nous avons utilisé sont trois : la C7 et les deux EIPS. Nous avons également besoin de localiser la colonne vertébrale pour des fins de suivi d'évolution.
- En ce qui concerne les images topographiques, nous nous sommes basés sur les marqueurs cutanés pour la détection de la C7 et la colonne vertébrale. Quant aux PI EIPS, nous avons proposé deux approches. La première utilise une classification des composantes connexes par caractéristiques de forme, alors que la seconde se réalise par un recalage avec une image EIPS, un autre type d'images que génère BIOMOD.
- La détection des PI et de la colonne vertébrale dans les images radiographiques nécessite des méthodes avancées de l'intelligence artificielle. Nous n'avons pas pu exploiter ce genre de techniques en raison du manque des données. De ce fait, les PI ont été marqués de façon manuelle par un personnel médical qualifié sur l'ensemble des images, et nous les avons repérés de façon automatique.
- Quant à la deuxième phase d'appariement des PI, nous nous sommes basés sur leur arrangement spatial.

- Dans la troisième étape du processus de recalage, nous avons proposé un modèle de transformation basé sur la rotation, l'homothétie et la translation afin de préserver la topographie du dos.
- Enfin, la dernière étape d'application de transformation s'applique uniquement aux images topographiques. Nous avons appliqué une transformation indirecte avec interpolation du plus proche voisin.
- Dans ce travail, la superposition des images après recalage est importante, car elle permet de mieux voir les différences entre les deux images superpositionnées. Dans le cas du recalage monomodal, elle permet de constater les évolutions entre deux examens BIOMOD. Alors que pour le recalage multimodal, la superposition permet d'identifier les erreurs de traçage en comparant le trait du rachis extrait de l'image topographique à la colonne vertébrale présente sur l'image radiographique.

Enfin, dans le cinquième et dernier chapitre de ce document, nous avons d'abord décrit notre environnement de travail, puis nous avons fourni une description de notre base d'images. Ensuite, nous nous sommes enchainés sur les résultats que nous avons obtenus :

- D'abord, nous avons présenté les résultats des deux approches de détection des EIPS, où nous avons conclu que la méthode basée sur le recalage d'image EIPS est meilleure, en raison de la pertinence qu'elle fournit et que nécessite notre travail. Malgré ça, elle présente des limites qui proviennent principalement de la dépendance de couleur.
- Ensuite, nous avons évalué qualitativement le recalage monomodal et multimodal, à travers quelques exemples de patients disponibles sur notre base, nous avons constaté que le modèle de transformation que nous proposons répond au besoin exprimé en préservant les évolutions scoliotiques.
- Enfin, nous avons conclu le chapitre par une analyse du temps de calcul, et avons que la solution décrite pourrait être utilisée en temps réel.

Étant donné la possibilité d'une future utilisation en routine clinique du système de recalage proposé dans le cadre de ce projet, nous pouvons mentionner quelques perspectives pour enrichir et améliorer le travail, en particulier pour la première phase de détection des PI, nous trouvons que les techniques d'apprentissage automatique sont indispensables pour ce travail. En effet, elles peuvent pallier les limites que présente notre solution au niveau de la détection des PI dans les images

### Conclusion générale et perspectives

BIOMOD. Elles peuvent également fournir un outil automatique pour la détection des PI et la segmentation du rachis dans les images radiographiques. Pour ce faire, il est nécessaire d'enrichir la base d'images et de fournir des données réelles pour l'apprentissage. De plus, il sera très intéressant de fournir des données réelles pour une évaluation quantitative du système de recalage.

En conclusion, le travail réalisé dans le cadre de ce projet de fin d'études, a permis de mettre en œuvre une première solution pour la problématique posée, il a été très bénéfique pour nous puisqu'il nous a permis d'acquérir des connaissances nouvelles de la vision par ordinateur.

## Annexes

## Annexe A : Transformations géométriques

En pratique, toute image est référée à un système de coordonnées, et chaque pixel  $P$  est défini par ses coordonnées  $(x, y)$  et son intensité  $k$ . Dans ce qui suit, nous présenterons les transformations géométriques de l'image numérique, leurs équations et propriétés [24], [25], [32], [36], [38], [89]–[92].

### 1 Coordonnées homogènes

Les coordonnées homogènes (dites projectives), constituent un outil principal en imagerie puisqu'elles permettent de définir les transformations avec une simple multiplication matricielle. En coordonnées homogènes, un vecteur de dimension  $N$  est représenté par un vecteur de dimension  $N + 1$ . Ainsi, un point  $P$  du plan euclidien bidimensionnel, dont  $(x, y)$  sont les coordonnées, est représenté par les coordonnées homogènes  $(x, y, w)$  dont au moins une est non nulle.

Une propriété importante est, étant donné deux vecteurs de coordonnées homogènes  $(x_1, y_1, w_1)$  et  $(x_2, y_2, w_2)$ , ils représentent le même point si et seulement s'il existe un scalaire  $\lambda$  non nulle tel que :  $x_1 = \lambda x_2, y_1 = \lambda y_2, w_1 = \lambda w_2$ . De plus, l'espace projectif construit permet de définir le plan à l'infini qui se caractérise par la troisième coordonnée nulle.

En effet, dans l'espace euclidien bidimensionnel, toute série de transformations géométriques est exprimée par l'équation A.1, où :

- $P, P'$ : représentent respectivement les vecteurs de coordonnées avant et après transformation.
- $T_1$ : matrice  $2 \times 2$  contenant les facteurs de multiplication.
- $T_2$ : vecteur bidimensionnel caractérisant la translation.

$$P' = P \cdot T_1 + T_2 \quad (\text{A.1})$$

$$P' = M \cdot P \quad (\text{A.2})$$

La translation ne peut être effectuée par multiplication matricielle en coordonnées cartésiennes. La solution serait de passer aux coordonnées homogènes, ce qui permettra de combiner toutes les transformations géométriques, y compris la translation, en une seule matrice multiplicative  $M$  en coordonnées homogènes. Par ce moyen, toute opération correspondra à une multiplication matricielle de l'équation A.2.

Dans ce qui suit, nous travaillons dans un espace euclidien à deux dimensions et définissons pour chaque transformation la forme de la matrice homogène  $M$ .  $P(x, y, 1)$  est le point source et  $P'(x', y', 1)$  le point transformé.

## 2 Transformations élémentaires

La translation, la rotation, le changement d'échelle et le cisaillement constituent les transformations géométriques de bases.

### 2.1 Translation

Une translation est un déplacement dans une direction donnée par un vecteur de déplacement  $\vec{t} = (t_x, t_y)$ , où  $t_x$  et  $t_y$  représentent respectivement les déplacements selon l'axe  $ox$  et  $oy$ . Dans l'espace euclidien, la nouvelle position d'un point  $P'$  est obtenue par l'équation A.3. En coordonnées euclidiennes, il n'est pas possible de trouver une matrice carrée d'ordre 2 qui permet d'exprimer cette transformation par multiplication, d'où la nécessité du passage aux coordonnées homogènes où la matrice homogène de translation  $T$  est donnée par l'équation A.4.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + t_x \\ y + t_{xy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (\text{A.3})$$

$$T = \begin{pmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.4})$$

La translation est conservatrice, elle conserve les distances, les angles et les lignes parallèles. Ainsi, l'objet transformé est identique à l'objet initial, seules les coordonnées sont modifiées. Figure A-1 donne un exemple de translation d'un objet (a) en objet (b) par le vecteur de translation (3,1).

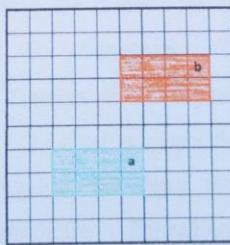


Figure A-1 : Exemple illustratif de translation.

## 2.2 Rotation

La rotation désigne le mouvement d'un objet autour d'un centre de rotation  $O$  selon un angle de rotation  $\theta$ . Formellement, elle est exprimée par l'équation A.5, alors que la matrice homogène  $R$  de rotation est donnée par l'équation A.6.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \cos \theta - y \sin \theta \\ x \sin \theta + y \cos \theta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (\text{A.5})$$

$$R = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.6})$$

Similairement à la translation, la rotation est conservatrice. L'objet transformé est similaire à l'objet initial, seules les coordonnées diffèrent. Figure A-2 illustre la transformation de l'objet (a) en objet (b) par rotation de  $\frac{\pi}{2}$  par rapport à l'origine  $O$ .

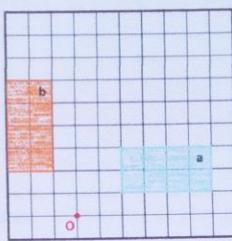


Figure A-2 : Exemple illustratif de rotation.

Dans le cas général, la rotation se fait autour de l'origine. Si le centre de rotation est un point fixe différent de l'origine, la rotation s'effectue en trois étapes, d'abord, une translation vers l'origine par un vecteur  $V$  suivi de la rotation souhaitée, et finir par une translation par le vecteur  $-V$  pour remettre l'objet à sa position initiale.

## 2.3 Changement d'échelle et homothétie

Le changement d'échelle modifie les dimensions par rapport à un point. En 2D, il se caractérise par un vecteur de changement d'échelle  $(S_x, S_y)$ , où  $S_x$  et  $S_y$  représentent respectivement les facteurs de changement d'échelle selon l'axe  $ox$  et  $oy$ . Si ce facteur est supérieur à 1, c'est un agrandissement, et s'il est inférieur à 1, c'est une réduction, en cas d'égalité des deux facteurs, il s'agit d'un changement d'échelle homogène dit homothétie. Formellement, cette transformation est exprimée par l'équation A.7, la matrice homogène  $S$  est donnée par l'équation A.8.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x S_x \\ y S_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_x & 0 \\ 0 & S_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (\text{A.7})$$

$$S = \begin{pmatrix} S_x & 0 & 0 \\ 0 & S_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.8})$$

Comme pour la rotation, il est également possible de faire un changement d'échelle par rapport à un point autre que l'origine. Contrairement au changement d'échelles non uniforme, qui peut introduire des déformations sur l'objet, l'homothétie préserve l'objet original, la taille est seule différence remarquée. Ainsi, les angles, les lignes parallèles et les rapports de longueurs sont conservés. Figure A-3 illustre la transformation d'un objet (a) par homothétie par rapport à l'origine  $O$ . L'objet (b) est agrandi par le facteur (2,2) alors que l'objet (c) est réduit par le facteur (0.5,0.5).

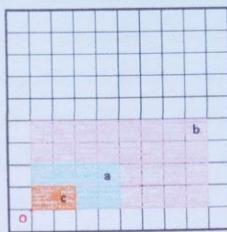


Figure A-3 : Exemple illustratif de changement d'échelle.

## 2.4 Cisaillement

Le cisaillement est une déformation d'un objet selon les axes du système de coordonnées. Il se caractérise par les facteurs de cisaillement  $C(C_x, C_y)$ , où  $C_x$  et  $C_y$  représentent respectivement les facteurs de cisaillement selon l'axe  $ox$  et  $oy$ . On distingue trois types de cisaillement selon les axes considérés : horizontal, vertical et général. Formellement, cette transformation est exprimée par l'équation A.9, alors que la matrice homogène est donnée par l'équation A.10.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + y C_x \\ x C_y + y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & C_x \\ C_y & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (\text{A.9})$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & C_x & 0 \\ C_y & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.10})$$

Figure A-4 donne un exemple de transformation de l'objet (a) à l'objet (b) par cisaillement de (2,2) par rapport à l'origine  $O$ .

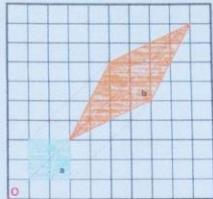


Figure A-4 : Exemple illustratif de cisaillement.

### 3 Composition de transformations

La composition consiste à multiplier les matrices des transformations pour obtenir une seule matrice qui exprime l'ensemble des transformations effectuées. Cette multiplication est possible grâce aux coordonnées homogènes qui expriment toutes les matrices dans la même dimension. Or, la multiplication matricielle n'est pas commutative. Par conséquent, l'ordre d'application est important, un changement d'ordre implique un changement de transformation. La transformation résultante, prend la catégorie de la plus complexe transformation qui rentre dans sa composition, par exemple, la composition affine et projective est catégorisée comme projective.

#### 3.1 Transformation linéaire

Soient  $V$  et  $W$  deux espaces vectoriels. Une fonction  $T: V \mapsto W$  est dite linéaire si elle vérifie les deux propriétés suivantes :

- $T(V_1 + V_2) = T(V_1) + T(V_2)$  (Additivité)
- $T(aV_1) = aT(V_1)$  (Homogénéité)

Où  $V_1$  et  $V_2$  sont des vecteurs de coordonnées, et  $a$  un scalaire.

Si  $V = W = R^2$ ,  $T$  est linéaire si et seulement s'il existe une matrice carrée  $M$  d'ordre 2 telle que  $T(V) = M.V$ , pour tous  $V \in R^2$  [22][24].

De ce fait, une transformation linéaire se définit par la combinaison de rotation, changement d'échelle et/ou cisaillement.

#### 3.2 Transformation affine

La transformation affine (dite euclidienne) est une transformation linéaire à laquelle s'ajoute une translation. La représentation de la matrice  $A$  de transformation est donnée par l'équation A.11. Ses paramètres sont six :  $t_x$  et  $t_y$  sont relatifs à la translation, alors que les paramètres  $a, b, c$  et  $d$  sont des réels qui constituent la sous matrice donnée par le produit des matrices des transformations de

rotation, changement d'échelle et cisaillement (le produit n'est toutefois pas commutatif). Figure A-5 illustre l'application de la transformation affine à l'image de Lenna.

$$A = \begin{pmatrix} a & b & t_x \\ c & d & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.11})$$



Figure A-5 : Exemple de transformation affine.

### 3.3 Transformation rigide

On qualifie de rigide toute transformation qui préserve les distances, les angles et les lignes parallèles. Une transformation rigide est donc composée de rotation et de translation, d'où trois paramètres à estimer ( $\theta, t_x, t_y$ ). Les coordonnées homogènes permettent de regrouper la translation et la rotation en une seule matrice  $M$  selon l'équation A.12.

$$M = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & t_x \\ \sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.12})$$

Notons que la transformation rigide est un cas particulier de la transformation affine. Figure A-6 illustre l'application de la transformation rigide à l'image de Lenna.

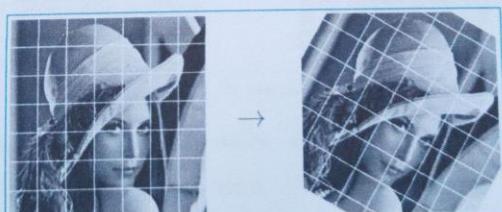


Figure A-6 : exemple de transformation rigide.

### 3.4 Transformation projective

Les projections perspectives sont les transformations géométriques de la scène 3D sur un plan 2D. Sur ce dernier, la perspective donne l'impression 3D semblable à la perception humaine. La transformation projective (dite homographie) permet de changer le plan 2D, comme si l'image était prise d'une perspective différente. Figure

A-7 en est un exemple. Ce type de transformation préserve la colinéarité et le rapport de distance entre les points colinéaires. La forme générale de la matrice de transformation projective est de la forme de l'équation A.13, et le nombre des paramètres est de huit.

$$Pr = \begin{pmatrix} a & b & c \\ c & e & f \\ g & h & 1 \end{pmatrix} \quad (A.13)$$

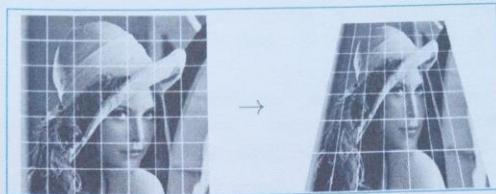


Figure A-7 : Exemple de transformation de projection perspective.

#### 4 Transformation déformable

Les transformations que nous avons vues jusqu'à présent ne prennent pas en considération les déformations dues aux mouvements physiologiques (respiration, battement du cœur) et aux changements morphologiques. Les transformations déformables répondent à ce problème et offrent un degré de liberté plus élevé que les transformations précédentes, et les droites sont transformées en courbes (voir figure A-8).

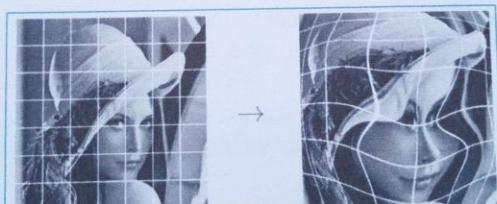


Figure A-8 : Exemple de transformation déformable.

Une transformation déformable se décrit par des fonctions mathématiques. Ces dernières, sont souvent polynomiales dont l'ordre dépend de l'importance de la déformation, ou encore, des fonctions de base telles que : sinusoïde, Spline<sup>37</sup> ou ondelettes.

<sup>37</sup> Fonction définie sur plusieurs morceaux par des polynômes.

### Références bibliographiques

- [1] « Histoire des Sciences médicales », *Organe Off. Société Fr. Médecine*, vol. Tome XLI, n° 1, 2007.
- [2] L. M, « La scoliose touche 2 à 5% de la population en Algérie », *le journal Algerien la liberté*, Algérie, 02-févr-2014.
- [3] K. P. Moses, P. B. Nava, J. C. Banks, et D. K. Petersen, *Atlas of Clinical Gross Anatomy*. Elsevier Health Sciences, 2012.
- [4] J.-C. Gesbert, « Modélisation 3D du rachis scoliotique: fusion de données et personnalisation expérimentale », Doctorat, Ecole doctorale Matisse - Rennes 1, 2014.
- [5] A. Manolova, « Description anatomique du mouvement », *Sci-Sport*, 24-avr-2012. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.sci-sport.com/theorie/chapitre-2-description-anatomique-du-mouvement.php>. [Consulté le: 24-janv-2019].
- [6] J.-P. Beaude, *Dictionnaire de médecine usuelle...* 1849.
- [7] R. Harmouche, « Fusion multimodale d'images pour la reconstruction et la modélisation géométrique 3D du tronc humain », Département de génie informatique et génie logiciel de l'école polytechnique de Montréal, 2012.
- [8] F. H. Netter, *Atlas d'anatomie humaine*. Elsevier Health Sciences France, 2015.
- [9] J. A. Janicki et B. Alman, « Scoliosis: Review of diagnosis and treatment », *Paediatr. Child Health*, vol. 12, n° 9, p. 771-776, nov. 2007.
- [10] K. Kusumi et S. L. Dunwoodie, *The genetics and development of Scoliosis*. Springer, 2018.
- [11] S. Lama, « Analyse de la relation entre les déformations scoliotiques du tronc et celles des structures osseuses sous-jacentes », *ResearchGate*. [En ligne]. Disponible sur: [https://www.researchgate.net/publication/277090238\\_Analyse\\_de\\_la\\_relation\\_entre\\_les\\_deformations\\_scoliotiques\\_du\\_tronc\\_et\\_celles\\_des\\_structures\\_osseuses\\_sous-jacentes](https://www.researchgate.net/publication/277090238_Analyse_de_la_relation_entre_les_deformations_scoliotiques_du_tronc_et_celles_des_structures_osseuses_sous-jacentes). [Consulté le: 01-févr-2019].
- [12] P. Koell, « Développement d'un modèle biomécanique du rachis basé sur les relations 3D internes – externes: radiographie bi-planaire et franges de Moiré », p. 123.
- [13] A. Jirot, « Étude comparative de deux modalités de reconstruction 3D du rachis à partir de deux radiographies face profil en position debout: BIOMODTM3S et sterEOS® », p. 127, nov. 2014.
- [14] N. Cobetto, « Développement d'une méthode de conception des corsets pour améliorer le confort et l'efficacité du traitement de la scoliose idiopathique. », Institut de génie biomédical de l'école polytechnique de Montréal, 2013.
- [15] D. G. Finidori, M. Montenvert, et D. Karoubi, « La scoliose idiopathique : généralités et prise en charge », p. 9, mai 2005.
- [16] Posturetek – Clinique SpineCor, *Comment utiliser un Scoliomètre / How to use a scoliometer*.
- [17] S. Negrini et al., « Orthopaedic and rehabilitation treatment of idiopathic scoliosis during growth », p. 35, 2012.

- [18] N. Ganesalingam, « Cobb angle », 30-juin-2017. [En ligne]. Disponible sur: [https://www.youtube.com/watch?v=JD1UT1tgcGU&t=230s&ab\\_channel=GanesalingamNarenthiran](https://www.youtube.com/watch?v=JD1UT1tgcGU&t=230s&ab_channel=GanesalingamNarenthiran). [Consulté le: 05-févr-2019].
- [19] « Ortho.Kern | Traitement de la scoliose ». [En ligne]. Disponible sur: <http://www.ortho-kern.ch/ateliers-et-techniques/traitement-de-la-scoliose/>. [Consulté le: 16-juin-2019].
- [20] « Manuel technique et instructions d'utilisation du dispositif médical BIOMOD ». AXS Medical, 05-août-2008.
- [21] M. Bolzinger, « Evaluation de la topographie de surface pour la surveillance des patients scoliotiques », Université de Toulouse 3 - Paul Sébastier, Toulouse, France, 2017.
- [22] L. G. Brown, « A survey of image registration techniques », *ACM Comput. Surv.*, vol. 24, n° 4, p. 325-376, déc. 1992.
- [23] Z. Zhang, « Le Problème de la mise en correspondance: l'état de l'art », 1993.
- [24] P. A. van den Elsen, E.-D. Pol, et M. A. Viergever, « Medical image matching-a review with classification », *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 12, n° 1, p. 26-39, mars 1993.
- [25] J. B. A. Maintz et M. A. Viergever, « A survey of medical image registration », *Med. Image Anal.*, vol. 2, n° 1, p. 1-36, 1998.
- [26] « Color spaces in OpenCV (C++/Python) | Learn OpenCV ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.learnopencv.com/color-spaces-in-opencv-cpp-python/>. [Consulté le: 02-avr-2019].
- [27] Alexander Amini, *MIT 6.S191: Convolutional Neural Networks*. 2019.
- [28] « Caractéristiques d'une image ». [En ligne]. Disponible sur: <http://fpt113.vg.espaceweb.usherbrooke.ca/docthtml/caracteristique-image.htm>. [Consulté le: 21-juin-2019].
- [29] « Understanding Convolutions - colah's blog ». [En ligne]. Disponible sur: <https://colah.github.io/posts/2014-07-Understanding-Convolutions/>. [Consulté le: 21-juin-2019].
- [30] Udacity, *Image Gradient*.
- [31] D. G. Lowe, « Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 60, n° 2, p. 91-110, nov. 2004.
- [32] V. Argyriou, J. M. D. Rincon, B. Villarini, et A. Roche, *Image, Video and 3D Data Registration: Medical, Satellite and Video Processing Applications with Quality Metrics*, 1 edition. Chichester, West Sussex, United Kingdom: Wiley, 2015.
- [33] R. Cipolla, S. Battiato, et G. M. Farinella, *Registration and Recognition in Images and Videos*. Springer, 2013.
- [34] G. Bartoli, « Image Registration Techniques: A Comprehensive Survey », Visual Information Processing and Protection Group., juin 2007.
- [35] A. Boucher, « Recalage et analyse d'un couple d'images: application aux mammographies », Université de Paris Descartes, Paris, 2013.
- [36] F. T. ANDRIAMANAMPISOA, « Recalage multimodal 3D utilisant le modèle élastique, la méthode des éléments finis et l'information mutuelle dans

## Références bibliographiques

- un environnement parallèle », doctorat, université de toulouse 3 - Paul Sébastier, Toulouse, 2008.
- [37] M. A. Viergever, J. B. A. Maintz, S. Klein, K. Murphy, M. Staring, et J. P. W. Pluim, « A survey of medical image registration – under review », *Med. Image Anal.*, vol. 33, p. 140-144, oct. 2016.
- [38] J. M. Fitzpatrick, D. L. G. Hill, et C. R. Maurer, « Image Registration », p. 68.
- [39] B. Zitova et J. Flusser, « Image registration methods: a survey », *Image Vis. Comput.*, p. 24, 2003.
- [40] S. Nag, « Image Registration Techniques: A Survey », p. 10.
- [41] E. D. Lester, « feature extraction, image segmentation, and surface fitting: the development of a 3d scene reconstruction system », Master of Science Degree, The University of Tennessee, Knoxville, 1998.
- [42] D. Vikram Mutneja, « Methods of Image Edge Detection: A Review », *J. Electr. Electron. Syst.*, vol. 04, n° 02, 2015.
- [43] « Machine Vision ». [En ligne]. Disponible sur: [https://books.google.dz/books/about/Machine\\_Vision.html?id=5rucQgAACAAJ&source=kp\\_cover&redir\\_esc=y](https://books.google.dz/books/about/Machine_Vision.html?id=5rucQgAACAAJ&source=kp_cover&redir_esc=y). [Consulté le: 30-mars-2019].
- [44] Mark Lewis, *kD-Trees*.
- [45] M. Hassaballah, A. A. Abdelmgeid, et H. A. Alshazly, « Image features detection, description and matching », in *Image Feature Detectors and Descriptors*, Springer, 2016, p. 11-45.
- [46] R. Szeliski, *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer Science & Business Media, 2010.
- [47] E. Dubrofsky, « Homography estimation », *Diplomová Práce Vanc. Univerzita Britské Kolumbie*, 2009.
- [48] L. Benghezal, « Métaheuristiques pour le Recalage des Images en 2D, cas des Images Satellitaires », Magistère, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, Alger, 2007.
- [49] 0612 TV w/ NERDfirst, *Image Scaling & Filtering*.
- [50] « Image Processing: Resampling Methods ». Microlimages Inc, déc-2010.
- [51] X. Cao et Q. Ruan, « A survey on evaluation methods for medical image registration », in *2007 IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering*, 2007, p. 718-721.
- [52] D. L. Pham, C. Xu, et J. L. Prince, « Current methods in medical image segmentation », *Annu. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 2, n° 1, p. 315-337, 2000.
- [53] « Point Operations - Thresholding ». [En ligne]. Disponible sur: <https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/threshld.htm>. [Consulté le: 05-mai-2019].
- [54] « Intensity-Based Segmentation (Thresholding) (Biomedical Image Analysis) ». [En ligne]. Disponible sur: <http://what-when-how.com/biomedical-image-analysis/intensity-based-segmentation-thresholding-biomedical-image-analysis/>. [Consulté le: 05-mai-2019].

## Références bibliographiques

- [55] « OpenCV: Image Thresholding », [En ligne]. Disponible sur: [https://docs.opencv.org/3.4/d7/d4d/tutorial\\_py\\_thresholding.html](https://docs.opencv.org/3.4/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html). [Consulté le: 05-mai-2019].
- [56] D. Kaur et Y. Kaur, « Various image segmentation techniques: a review », *Int. J. Comput. Sci. Mob. Comput.*, vol. 3, n° 5, p. 809-814, 2014.
- [57] T. Kalaiselvi, P. Sriramakrishnan, et K. Somasundaram, « Survey of using GPU CUDA programming model in medical image analysis », *Inform. Med. Unlocked*, vol. 9, p. 133-144, janv. 2017.
- [58] « Lecture 2: Region Based Segmentation », [En ligne]. Disponible sur: <https://www.doc.ic.ac.uk/~dfg/vision/v02.html>. [Consulté le: 18-mai-2019].
- [59] D. Marshall, « Region Splitting », [En ligne]. Disponible sur: [https://users.cs.cf.ac.uk/Dave.Marshall/Vision\\_lecture/node34.html](https://users.cs.cf.ac.uk/Dave.Marshall/Vision_lecture/node34.html). [Consulté le: 14-mai-2019].
- [60] A. Burkov, « The Hundred-Page Machine Learning Book by Andriy Burkov », [En ligne]. Disponible sur: <http://thmlbook.com/>. [Consulté le: 07-mai-2019].
- [61] J. Brownlee, « Supervised and Unsupervised Machine Learning Algorithms », *Machine Learning Mastery*, 15-mars-2016..
- [62] D. Fumo, « Types of Machine Learning Algorithms You Should Know », *Towards Data Science*, 15-juin-2017. [En ligne]. Disponible sur: <https://towardsdatascience.com/types-of-machine-learning-algorithms-you-should-know-953a08248861>. [Consulté le: 08-mai-2019].
- [63] J. Brownlee, « A Tour of Machine Learning Algorithms », *Machine Learning Mastery*, 24-nov-2013..
- [64] B. Shetty, « Supervised Machine Learning: Classification », *Towards Data Science*, 12-déc-2018. [En ligne]. Disponible sur: <https://towardsdatascience.com/supervised-machine-learning-classification-5e685fe18a6d>. [Consulté le: 08-mai-2019].
- [65] E. Saslow, « Unsupervised Machine Learning », *Towards Data Science*, 07-nov-2018. [En ligne]. Disponible sur: <https://towardsdatascience.com/unsupervised-machine-learning-9329c97d6d9f>. [Consulté le: 08-mai-2019].
- [66] D. Naik et P. Shah, « A review on image segmentation clustering algorithms », *Int J Comput Sci Inf. Technol*, vol. 5, n° 3, p. 3289-93, 2014.
- [67] E. Inzaugarat, « Understanding Neural Networks: What, How and Why? », *Towards Data Science*, 30-oct-2018. [En ligne]. Disponible sur: <https://towardsdatascience.com/understanding-neural-networks-what-how-and-why-18ec703ebd31>. [Consulté le: 11-mai-2019].
- [68] F. van Veen, « The Neural Network Zoo », *The Asimov Institute*, 14-sept-2016..
- [69] « Convolutions Over Volume - Foundations of Convolutional Neural Networks », *Coursera*. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.coursera.org/lecture/convolutional-neural-networks/convolutions-over-volume-ctQZz>. [Consulté le: 13-mai-2019].
- [70] A. Dertat, « Applied Deep Learning - Part 4: Convolutional Neural Networks », *Towards Data Science*, 08-nov-2017. [En ligne]. Disponible sur:

## Références bibliographiques

- <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>. [Consulté le: 14-mai-2019].
- [71] D. L. Pham, C. Xu, et J. L. Prince, « A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation », 1999.
- [72] E. en composantes connexes a été publié le mardi 06 mai 2014, « Etiquetage/Analyse en composantes connexes », *Coté recherche*. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.lri.fr/~cabaret/ECC-in-a-nutshell/>. [Consulté le: 14-mai-2019].
- [73] L. He, X. Ren, Q. Gao, X. Zhao, B. Yao, et Y. Chao, « The connected-component labeling problem: A review of state-of-the-art algorithms », *Pattern Recognit.*, vol. 70, p. 25-43, 2017.
- [74] L. Cabaret, « Algorithmes d'étiquetage en composantes connexes efficaces pour architectures hautes performances », Doctorat, Université Pais-Saclay, 2016.
- [75] « Analyse en composantes connexes ». Cours de l'université de Lille 1 , Master Image-vision-interaction.
- [76] « OpenCV: Structural Analysis and Shape Descriptors ». [En ligne]. Disponible sur: [https://docs.opencv.org/3.1.0/d3/dc0/group\\_\\_imgproc\\_\\_shape.html#gac7099124c0390051c6970a987e7dc5c5a49573cd2ef1510fd96052d94feaac901](https://docs.opencv.org/3.1.0/d3/dc0/group__imgproc__shape.html#gac7099124c0390051c6970a987e7dc5c5a49573cd2ef1510fd96052d94feaac901). [Consulté le: 17-mai-2019].
- [77] scikit-image team, « Skimage Module mesure ». [En ligne]. Disponible sur: <https://scikit-image.org/docs/dev/api/skimage.measure.html?highlight=regionprops#skimage.measure.regionprops>. [Consulté le: 20-mai-2019].
- [78] E. Olson, « Particle Shape Factors and Their Use in Image Analysis – Part 1 : Theory », 2013.
- [79] H. Wu, C. Bailey, P. Rasoulinejad, et S. Li, « Automatic landmark estimation for adolescent idiopathic scoliosis assessment using BoostNet », in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2017, p. 127-135.
- [80] « OpenCV: Arithmetic Operations on Images ». [En ligne]. Disponible sur: [https://docs.opencv.org/3.2.0/d0/d86/tutorial\\_py\\_image\\_arithmetics.html](https://docs.opencv.org/3.2.0/d0/d86/tutorial_py_image_arithmetics.html). [Consulté le: 07-juin-2019].
- [81] « What is Python? Executive Summary », *Python.org*. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.python.org/doc/essays/blurb/>. [Consulté le: 10-juin-2019].
- [82] « Introduction to OpenCV-Python Tutorials — OpenCV-Python Tutorials 1 documentation ». [En ligne]. Disponible sur: [https://opencv-python-tutorial.readthedocs.io/en/latest/py\\_tutorials/py\\_setup/py\\_intro/py\\_intro.html](https://opencv-python-tutorial.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_setup/py_intro/py_intro.html). [Consulté le: 10-juin-2019].
- [83] « NumPy — NumPy ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.numpy.org/>. [Consulté le: 10-juin-2019].
- [84] « Image Processing SciKit — skimage v0.16.dev0 docs ». [En ligne]. Disponible sur: <https://scikit-image.org/docs/dev/overview.html>. [Consulté le: 10-juin-2019].

Références bibliographiques

- [85] N. Betrouni, « Le recalage en imagerie médicale: de la conception à la validation », *IRBM*, vol. 30, n° 2, p. 60-71, avr. 2009.
- [86] B. Boubakeur, « Correction par traitement d'images de l'artefact de susceptibilité magnétique dans les images IRM », p. 228.
- [87] K. Rignault, « fondements du multimedia: transformations géométriques ». Université de Franche-comté.
- [88] O. Godin, « IMN428 - Chapitre 2 - Transformations géométriques ». Université de Sherbrooke.

**Thème :** Recalage et mise en correspondance d'images radiographiques et topographiques issues du système BIOMOD pour le suivi de scoliose.

**Résumé :**

Afin d'assurer le suivi de la scoliose, l'hôpital de Douera utilise des images radiographiques et des images topographiques issues du système BIOMOD. Pour identifier les évolutions scoliotiques et mieux exploiter la technologie BIOMOD, le personnel médical a besoin de comparer et superpositionner les images issues des deux modalités différentes. Or, cette tâche ne peut être effectuée que si les images manipulées appartiennent au même repère géométrique. En vue de répondre à ce besoin, le recalage d'images numériques s'impose, un domaine de la vision par ordinateur qui a été sujet à de nombreux travaux de recherche. L'objectif étant de proposer un système de recalage qui transforme les images sans déformer les évolutions scoliotiques.

**Mots clés :**

scoliose, recalage d'image numérique, recalage monomodal, recalage multimodal, détection des primitives, appariement des primitives, modèles de transformation géométriques, transformation d'image, superposition d'image, BIOMOD, images radiographiques, images topographiques.

---

**Topic:** Registration and mapping of radiographic and topographic images from the BIOMOD system for scoliosis monitoring.

**Abstract:**

In order to monitor scoliosis, the Douera hospital uses radiographic images and topographic images generated by BIOMOD system. Therefore, to identify scoliotic changes and better exploit BIOMOD technology, medical staff needs to compare and overlay images from the two different modalities. However, this task can only be performed if the manipulated images belong to the same geometrical system of reference. To meet this need, digital image registration is required, a field of computer vision that have been the subject of a lot of researches. The aim is to propose a registration system that transforms images without distorting scoliotic evolutions.

**Key words:**

scoliosis, digital image registration, monomodal registration, multimodal registration, feature detection, feature matching, geometric transformation models, image mapping, image overlaying, BIOMOD, radiographic images, topographic images.