

LISTE DES FIGURES

Chapitre I

Figure I-1. Anatomie du sein.....	10
Figure I-2. Les cancers les plus fréquents chez la femme en Algérie	12
Figure I-3. Exemple d'image échographique mammaire.....	14
Figure I-4. Exemple d'une IRM mammaire.....	16
Figure I-5. Exemple d'élastographie.....	18
Figure I-6. Exemple d'une image de galactographie.....	19
Figure I-7. Un pair bilatéral capturé par la technique de la scintimammographie (BSGI) et son correspondant en mammographie numérique.....	21
Figure I-8. Exemple d'image mammographique d'un sein dense (A) et son image angiommographique complémentaire (B).....	22
Figure I-9. La réalisation d'une image de mammographie 3D à partir de plusieurs coupes fines.....	24
Figure I-10. Le cliché de tomosynthèse (A) permet de mettre plus clairement en évidence la lésion du quadrant supérieur à droite, par comparaison à la mammographie (B).....	25
Figure I-11. Composants d'un mammographe.....	27
Figure I-12. Exemple d'un mammographe numérique.....	28
Figure I-13. Incidences en mammographie.....	31

Chapitre II

Figure II-1. Exemple illustrant l'apport de l'application du recalage dans le processus de comparaison d'un couple d'images.....	40
Figure II-2. Formalisme d'un système de recalage.....	46
Figure II-3. Les types de transformation.....	49
Figure II-4. Exemples des différents types de dépendance entre les intensités des images.....	55
Figure II-5. Principe des algorithmes hiérarchiques.....	59

Chapitre IV

Figure IV-1. Construction d'une pyramide de mammographies de trois niveaux de résolution.....	75
Figure IV-2. Principe du recalage dans un plan hiérarchique combiné	79
Figure IV-3. Principe de l'histogramme conjoint des deux images A et B.....	82
Figure IV-4. Exemples de l'histogramme conjoint pour deux images non recalées.....	83
Figure IV-5. Exemples de l'histogramme conjoint pour deux images recalées.....	84
Figure IV-6. Diagramme de Venn pour deux variables X et Y.....	88
Figure IV- 7. Processus du recalage rigide à base de l'IM.....	90
Figure IV-8. Description de l'algorithme de recalage proposé.....	93

Chapitre V

Figure V-1. Une paire normale de mammographie du sein droit et gauche.....	97
Figure V-2. Une paire bilatérale de mammographie du sein droit et gauche comportant une masse.....	98

Figure V-3. Une paire bilatérale de mammographie d'un sein dense asymétrique	99
Figure V-4. La pyramide gaussienne du couple bilatéral normale.....	101
Figure V-5. La pyramide gaussienne du couple bilatéral avec masse.....	102
Figure V-6. La pyramide gaussienne du couple bilatéral d'un sein dense.....	103
Figure V-7. Résultats de recalage pour les trois paires bilatérales du premier niveau hiérarchique.....	106
Figure V-8. Résultats de recalage pour les trois paires bilatérales du deuxième niveau hiérarchique.....	107
Figure V-9. Résultats de recalage pour les trois paires bilatérales du troisième niveau hiérarchique.....	108
Figure V-10. Images de différence pour le couple bilatéral normale.....	110
Figure V- 11. Images de différence pour le couple bilatéral comportant une masse	111
Figure V- 12. Images de différence pour le couple bilatéral d'un sein dense	112

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 Récapitulatif des tailles des images à comparées dans un algorithme hiérarchique combiné avec le nombre et la taille des imasettes à recalées pour chaque niveau de la hiérarchie.....80

Tableau 2 Résultats de l'algorithme de recalage appliqué comparés avec ceux de l'algorithme de recalage à base de coefficient de corrélation.....115

Tableau 3 Le temps nécessaire pour chaque niveau hiérarchique des différents algorithmes de recalage de mammographies.....118

TABLE DES MATIERES

Remerciement.....	ii
Dédicace.....	iii
Résumé.....	iv
Liste des Figures.....	vii
Liste des Tableaux	x
Table des Matières	xi
Introduction Générale.....	1
Chapitre I : L'imagerie mammaire	
1. Introduction.....	9
2. Anatomie et cancer du sein.....	9
3. Les modalités d'acquisitions de l'imagerie mammaire	12
3.1. L'échographie	14
3.1.1. Principe de fonctionnement	14
3.1.2. Apport de l'échographie mammaire	15
3.2. L'imagerie par résonance magnétique	15
3.2.1. Principe de fonctionnement	15

3.2.2. Apport d'IRM mammaire	16
3.3. L'élastographie en échographie mammaire	17
3.3.1. Principe de fonctionnement	17
3.3.2. Apport de l'élastographie mammaire	17
3.4. La galactographie	18
3.4.1. Principe de fonctionnement	18
3.4.2. Apport de la galactographie	19
3.5. La scintimammographie	20
3.5.1. Principe de fonctionnement	20
3.5.2. Apport de la scintigraphie du sein	21
3.6. L'angiomammographie	22
3.6.1. Principe de fonctionnement	22
3.6.2 Apport de l'angiomammographie	22
3.7. La tomosynthèse	23
3.7.1. Principe de fonctionnement	23
3.7.2. Apport de la tomosynthèse	23
3.8. La mammographie	26
3.8.1. Principe de fonctionnement	26
3.8.2. Qualité des images mammographiques	28

3.8.3. Incidences en mammographie	30
3.8.4. Apport de la mammographie	30
3.8.5. Intérêt du traitement automatique des images mammographiques	32
3.8.6. L'analyse comparative des images mammographiques	34
4. Conclusion	36

Chapitre II : Le recalage d'images

1. Introduction	39
2. Applications du recalage.....	39
2.1. La stéréovision.....	41
2.2. L'indexation.....	41
2.3. La médecine.....	42
2.3.1. La détection des lésions.....	42
2.3.2. La fusion de données.....	43
2.3.3. Le suivi de la pathologie.....	44
2.3.4. La chirurgie assistée.....	44
2.3.5. Le positionnement du patient.....	45
3. Le problème de recalage d'images.....	45

3.1. Principe général d'un système de recalage.....	45
3.2. Composants d'un système de recalage.....	47
3.2.1. La transformation recherchée.....	47
3.2.2. Les attributs.....	50
3.2.3. La mesure de ressemblance.....	53
3.2.4. La méthode d'optimisation.....	55
4. Validation des méthodes du recalage.....	59
5. Conclusion.....	61

Chapitre III : Le recalage en imagerie mammaire

1. Introduction.....	64
2. Etat de l'art.....	64
2. 1. Recalage monomodal des images du sein.....	64
2. 2. Recalage multimodal des images du sein.....	68
3. Validation des méthodes de recalage d'images de mammographie.....	70
3. 1. Une base de données commune.....	70
3. 2. Evaluation des mises en correspondance des primitives.....	71
3. 3. Soustraction des images.....	71

3. 4. Calcul des mesures de similarités entre images.....	72
3. 5. Etude de fantôme.....	72
4. Conclusion.....	72
Chapitre IV : Un algorithme hiérarchique combiné de recalage	
1. Introduction.....	74
2. Le plan hiérarchique combiné.....	74
2. 1. La technique de multi-résolution.....	74
2. 2. La stratégie de subdivision progressive des images en blocs.....	77
2. 3. La hiérarchie combinée.....	78
3. Une méthode hybride du recalage	80
3.1. Un recalage iconique à base de l'information mutuelle.....	80
3.2. Un appariement géométrique à base la méthode de TPS.....	90
4. Description générale de l'algorithme proposé.....	92
5. Conclusion.....	94
Chapitre V : Conception et réalisation	
1. Introduction.....	96
2. Matériels et méthodes.....	96
3. Résultats du recalage.....	104
4. Validation et discussions.....	109

4.1. Validation par soustraction.....	109
4.2. Validation quantitative	114
4.3. Validation du coût algorithmique.....	116
4.3.1. Etude de la complexité	116
4.3.2. Etude du temps de calcul.....	117
4. Conclusion.....	118
Conclusion générale.....	120
Références bibliographiques.....	124
Webographie.....	142

INTRODUCTION GENERALE

1. Introduction et motivation

Le cancer du sein est le cancer le plus répandu qui menace la vie des femmes dans le monde entier [Mil14]. Cependant, son dépistage à un stade infra-clinique (in-situ) permet de le saisir dans l'endroit où il a été détecté afin d'éviter sa dispersion dans le corps humain et de réduire les complications pathologiques ceci améliore par conséquent l'effet des traitements prescrits [Lob15].

A cet effet, pour lutter contre ce cancer et offrir des nouveaux espoirs de guérison, les médecins ne cessent d'exploiter en routines cliniques les différents outils de l'imagerie mammaire désormais à leur disposition notamment celui de la mammographie. L'échographie peut être aussi utilisée comme examen complémentaire de la mammographie ainsi que l'IRM et d'autres modalités de l'imagerie mammaire (la scintimammographie, l'angiommammographie et la galactographie). Si ces nombreuses techniques sont utilisées pour améliorer le diagnostic des pathologies mammaires, la mammographie reste à l'heure actuelle l'examen le plus fréquent pour le dépistage précoce du cancer du sein ainsi que pour son diagnostic.

L'analyse comparative des différents clichés de mammographie permet de détecter des éventuelles anomalies, de suivre l'histologie d'une tumeur ou d'évaluer l'efficacité d'un traitement donné. Par contre, cette analyse est fastidieuse et dépendante de l'expertise individuelle. En plus, elle nécessite beaucoup de temps pour la réaliser manuellement.

Afin d'aider les radiologues et augmenter la précision des diagnostics établis, il fallait utiliser les différents outils offerts par les systèmes de diagnostic assisté par ordinateur (CADs) [Dro13] qui permettent de développer des méthodes spécifiques de traitement automatique des images mammographiques comme : la visualisation 3D, la segmentation des zones suspectes [Dom09], l'analyse de leur textures afin de classer les tumeurs en terme de malignité ou bénignité [Had04] et lorsqu'il s'agit de comparer automatiquement deux images entre elles, une méthode de recalage devient nécessaire.

Le but de toute méthode de recalage est la mise en correspondance d'un couple d'images de modalité identiques ou différentes afin d'exploiter simultanément les deux types d'informations présentés dans ces images. Le recalage constitue une problématique centrale

en traitement d'images et ne se limite pas au domaine médical mais aussi à d'autres domaines comme l'industrie, la télédétection....etc.

En imagerie médicale, le but du recalage est de mettre en correspondance les structures anatomiques similaires. Dans ce cas, la complexité du problème de recalage est différente selon que l'on traite :

- Des images provenant de la même modalité d'acquisition c'est le cas du recalage monomodal ou de modalités différentes dans un recalage multimodal.
- Des images acquises pour un même individu mais à des temps d'acquisition différents c'est le cas du recalage intra-sujet ou pour des individus différents dans un recalage inter-sujets.

On peut aussi classifier les méthodes de recalage selon le type de transformation recherchée en:

- Recalage rigide qui est décrit par des transformations de nature rigide que peut subir l'image.
- Recalage non rigide qui permet de décrire des transformations de plus en plus complexes qui sont associées aux différences normales dans les tissus humains pour des individus différents ou aux changements naturels dans les tissus du même individu.

2. Contexte de l'étude

Dans ce travail, nous nous intéressons au recalage monomodal des mammographies dans le but de compenser les variations que peuvent subir le sein droit et le sein gauche du même malade. Ces variations sont dues soit aux changements dans les conditions d'acquisitions soit aux caractéristiques du sein lui-même.

Il importe donc de corriger ces différences afin de ne pas attribuer des faux diagnostics suite à une imperfection expérimentale et ne garder que les informations pertinentes qui sont liées aux structures anormales considérées comme premier signe d'un éventuel cancer.

3. Objectifs et contributions

Afin de mesurer la ressemblance entre les deux images à comparer, un processus de recalage doit définir une mesure appelée critère de similarité. Des différences dans la constitution et la distribution des tissus du sein droit et gauche de la même patiente peuvent modifier le contenu des images bilatérales de mammographie ainsi qu'engendrer des différences entre les intensités des structures similaires à comparer.

Ces différences sont dues à une asymétrie naturelle du même sein, aux effets des compressions des seins lors des acquisitions, aux réglages différents des appareils d'acquisition ainsi qu'à une anomalie. Notre objectif consiste à développer une méthode robuste de recalage bien adaptée aux images non-similaires avec un cout calculatoire acceptable dans l'analyse des images bilatérales de mammographies.

De ce fait, nous nous sommes basés sur le critère de « l'information mutuelle » comme mesure de similarité. Ce choix est justifié pour deux raisons:

- Il permet de prendre en considération les changements possibles des niveaux de gris entre les structures similaires du sein aux niveaux des mammographies bilatérales.
- Il permet un fonctionnement automatique du processus du recalage et indépendamment d'une étape préalable de segmentation.

Ainsi, l'algorithme développé est basé sur un processus d'hybridation d'un recalage iconique et un appariement géométrique dans un plan hiérarchique combiné comme suit :

- ✓ Nous avons combiné entre une technique de multirésolution et la subdivision progressive des images à recaler afin de manipuler des données de taille minimale et fixe pour chaque niveau hiérarchique. Cette combinaison permet non seulement de

trouver la transformation non rigide globale mais aussi de diminuer le temps de calcul nécessaire pour déterminer cette transformation.

- ✓ Pour chaque niveau hiérarchique, un recalage iconique à base de l'information mutuelle est établi entre les imagettes correspondantes. Les couples d'imagette recalées génèrent des vecteurs de déplacement considérés comme des points de contrôles à appairer géométriquement pour recalibrer les mammographies correspondantes dans ce niveau. Les mammographies recalées sont projetées dans le niveau de résolution suivant pour être recalibrées par rapport aux images sources dans ce niveau.

Notre approche consiste à trouver l'image déformée d'un sein droit à recalibrer avec son correspondant gauche de la même malade selon une transformation non rigide estimée par interpolation d'un ensemble de points de contrôle extraits préalablement à partir du signal des images à comparer. Ces points sont formés à partir des paramètres d'une transformation rigide T permettant de passer d'une imagette cible à une imagette source de référence. Ils sont ensuite interpolés par la méthode de « Spline à plaque mince » (SPM) pour trouver la transformation non rigide globale à appliquer à l'image cible du sein droit.

L'avantage principal de cet algorithme réside dans sa manière de fonctionner qui ne nécessite pas l'intervention de l'opérateur pour gérer le processus du recalage ainsi que le gain calculatoire offert par le plan hiérarchique combiné.

Une validation de la qualité et de la complexité de l'algorithme hiérarchique proposé a été établie. Les résultats obtenus ont été réalisés en alignant des paires de mammographies prises de la base d'images MIAS [Suc94].

4. Présentation du contenu

Ce manuscrit est organisé comme suit en quatre chapitres dont cette introduction :

Le chapitre I

Ce chapitre présente quelques notions concernant l'anatomie et le cancer du sein. Les caractéristiques des techniques d'acquisition de l'imagerie mammaire et plus particulièrement de la mammographie, leur apport ainsi que l'intérêt du traitement automatique des images mammographiques sur les plans diagnostic et thérapeutique ont été abordées. L'analyse comparative de ces images ainsi que les problèmes principaux liés à son automatisation ont été aussi présentés.

Le chapitre II

Il décrit les apports du recalage d'images dans les multiples axes de recherche en mettant l'accent sur ces applications dans le domaine médical. Nous détaillons aussi les éléments méthodologiques permettant de construire un système de recalage illustrés par des applications sur la mammographie.

Le chapitre III

Il présente un état de l'art des travaux existant dans la littérature pour le recalage en imagerie mammaire que ce soit pour le recalage monomodale ou multimodale.

Le chapitre IV

Dans ce chapitre, l'approche adoptée pour recaler les couples de mammographies est présentée. Les différentes étapes de l'algorithme construit principalement de l'étape de recalage iconique et l'appariement géométrique dans un plan hiérarchique combiné ont aussi été explicitées.

Le chapitre V

Ce dernier chapitre permet d'évaluer l'algorithme hiérarchique combiné proposé sur des mammographies extraites de la base d'image MIAS [Suc94]. Les résultats expérimentaux permettent de valider la robustesse de l'algorithme de recalage présenté relativement à ceux obtenus par d'autres approches de recalage de mammographies. La complexité de

l'algorithme proposé ainsi que le temps de calcul nécessaire à son exécution ont aussi été étudiées.

Enfin, nous terminons ce manuscrit par une conclusion et quelques perspectives concernant ce travail de recherche.

CHAPITRE I :
L'IMAGERIE MAMMAIRE

1. Introduction

Le cancer du sein est le cancer le plus fréquent chez la femme dans le monde [Sur06]. Afin de remédier à ce problème de santé publique, de nombreuses techniques d'imagerie mammaire ont été développées dont l'objectif est de :

- Détecter des anomalies à un stade précoce.
- Réaliser un diagnostic.
- Guider un geste thérapeutique tel qu'une ponction
- Suivre les résultats d'un traitement donné.

Plusieurs clichés à la fois doivent être analysés et interprétés par le radiologue afin de préciser le diagnostic des anomalies. Dans le but de faciliter le travail des radiologues, une automatisation de cette analyse demeure indispensable surtout quand il s'agit de comparaison de différents clichés de mammographie.

Dans ce chapitre, nous commençons par une description de l'anatomie du sein afin de mettre une liaison entre les composants tissulaires du sein et leurs apparitions sur la mammographie. Ensuite, nous essayerons de démontrer l'intérêt des investigations scientifiques dans ce domaine en présentant quelques explications et statistiques sur le cancer du sein en Algérie. Afin de bien comprendre notre contexte de travail, nous allons étudier aussi les caractéristiques et les apports des systèmes d'imagerie mammaire utilisés pour le dépistage et le diagnostic des pathologies du sein notamment celui de la mammographie. Nous allons démontrer aussi l'intérêt du traitement automatique des images mammographiques. L'analyse comparative de ces clichés et les difficultés envisagées pour l'automatisation de cette analyse ont été présentées aussi afin d'introduire la notion du recalage qui va être exposé dans le chapitre 2.

2. Anatomie et cancer du sein

Le sein est une glande mammaire formée d'une quinzaine de lobes glandulaires dont chacun est constitué de lobules qui deviennent actifs en période de lactation. Le lait sécrété est mené

par un réseau des canaux galactophores dispersant à partir du mamelon [Che12]. Le sein est constitué aussi d'une multitude de vaisseaux sanguins, vaisseaux lymphatiques et les filets nerveux. Il est maintenu par la peau qui le recouvre et délimité par le muscle pectoral (fig. I-1).

Le cancer du sein est une tumeur maligne qui touche la glande mammaire. Selon les spécialistes en sénologie, la plupart des cancers du sein se développent à l'intérieur des cellules des canaux galactophore. Dans ce cadre, la propagation des cellules cancéreuses secondaires à partir de la tumeur primitive vers d'autres parties du corps (que ce soit par voie lymphatique ou sanguine) constitue une métastase [Mom14]. De ce fait, les malades diagnostiqués et traités précocement auront une très bonne chance de guérir. En revanche, plus la pathologie est à un stade avancé, plus elle est difficile à éradiquer.

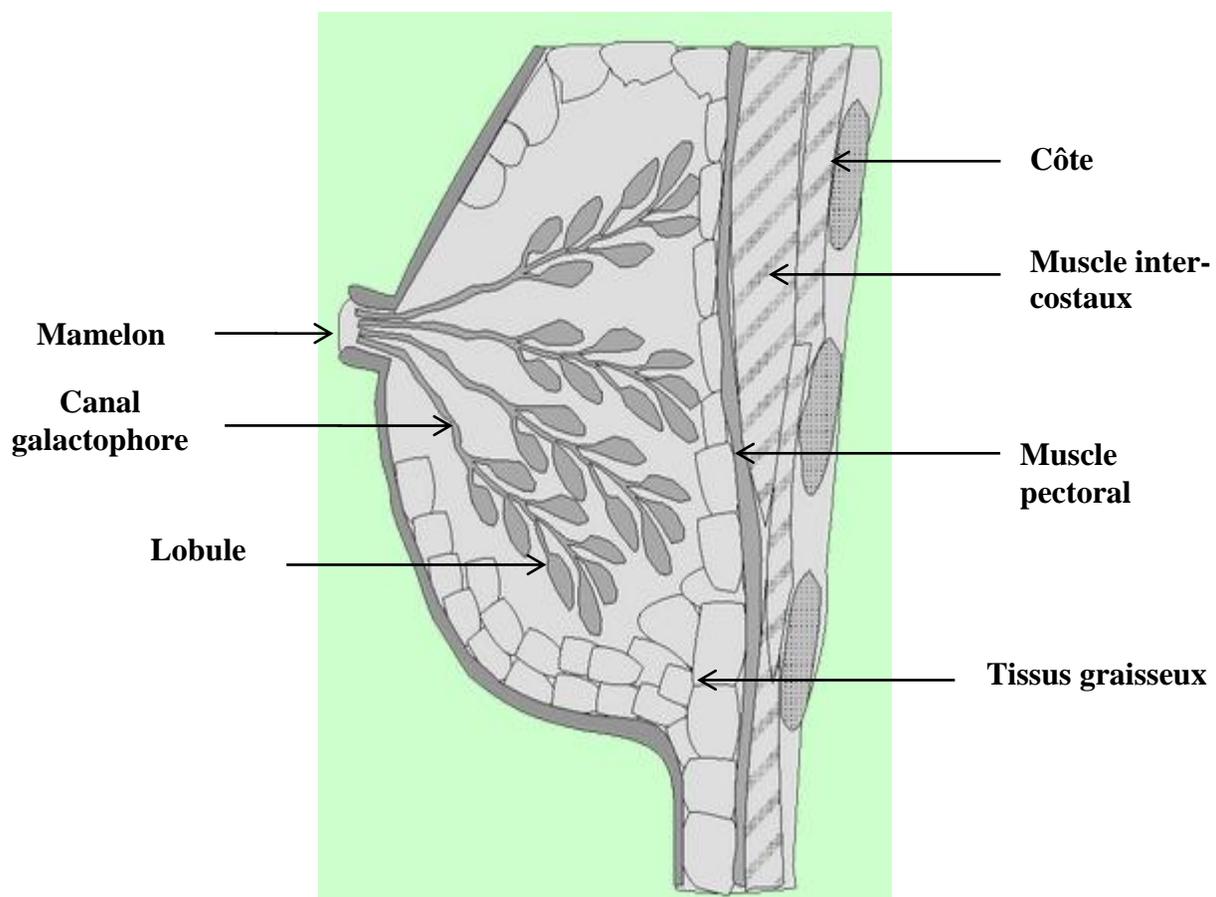


Figure I-1. Anatomie du sein [Anato]

On constate plus de 11000 nouveaux cas diagnostiqués par ans en Algérie (selon les dernières affirmations du ministère de la santé). Les mères de famille sont les plus menacées de ce type de cancer. De ce fait, il est considéré comme un problème de santé public [Olman].

Selon des statistiques faites par l'organisation mondiale de santé (OMS), le cancer du sein vient en tête des cas de cancer recensés (fig. I-2). Il représente un cancer sur quatre d'un pourcentage de 28.3 % des cancers ainsi qu'il est à l'origine de 21.6 % des causes de mortalité par cancer.

Concernant les facteurs provoquant l'apparition du cancer du sein, on peut citer [Rue09]:

- ✓ Facteurs génétiques : Mutation des gènes BrCa1 et/ou BrCa2, prédisposition héréditaire et des antécédents de cancer
- ✓ Facteurs hormonaux : Utilisation des traitements hormonaux de substitution, puberté précoce et ménopause tardive.
- ✓ Facteurs liés aux modes de vie : Première grossesse tardive ou absence de grossesse, absence d'allaitement, le surpoids et le manque d'exercice physique, l'âge, la consommation de l'alcool e le tabac.
- ✓ Certaines maladies du sein surtout quand une biopsie est faite pour préciser le type de certain type de tumeurs bénignes.

Il faut noter qu'un dépistage précoce d'un tel cancer repose dans un premier temps par l'auto-examen faite par la femme elle-même qui découvre un changement au niveau d'un sein. Au niveau des cliniques médicales, le radiologue doit interroger en premier lieu la patiente pour rechercher un ou plusieurs des facteurs de risque et examiner des éventuelles anomalies visibles ou palpables. Ensuite il combine entre l'examen clinique et les outils de l'imagerie mammaire pour bien cibler la maladie [Sén13].

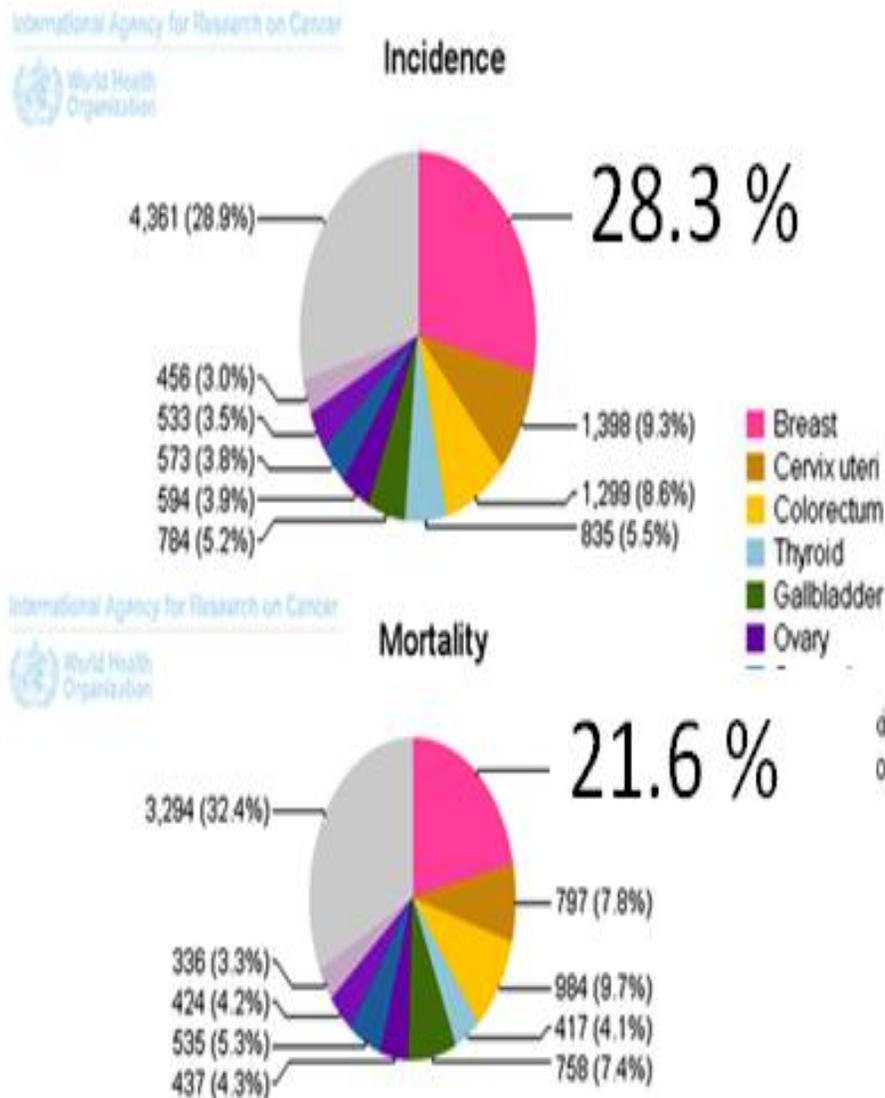


Figure I-2. Les cancers les plus fréquents chez la femme en Algérie (OMS) [Ghi11]

3. Les modalités d'acquisitions de l'imagerie mammaire

Les modalités d'acquisition de l'imagerie mammaire sont toutes les techniques radiologiques qui explorent le sein. Ces techniques ne donnent pas une simple

«photographie» du tissu du sein étudié mais une représentation visuelle fondée sur des caractéristiques physiques ou chimiques particulières.

Le but de l'imagerie mammaire est de rechercher des anomalies du sein et de déterminer la cause des symptômes présentés. Elle est très utile pour le dépistage, le diagnostic et le traitement des anomalies mammaires.

Les différentes modalités peuvent être caractérisées par :

- Le principe physique de fonctionnement.
- Le type d'information qu'elle contienne (morphologique ou fonctionnelle).
- Leur résolution spatiale et temporelle.
- Leur coût.
- Leur facilité d'utilisation.
- Leur effet invasif ou non pour la patiente.

Les principaux procédés de l'imagerie du sein sont : l'échographie (ultrasonographie) l'imagerie par résonance magnétique (IRM), l'élastographie, l'angiomammographie, la galactographie, la scintimammographie, la tomодensitométrie qui est en cours de développement et la mammographie.

Cette dernière est considérée repose sur l'utilisation des rayons X. Elle est considérée comme la technique de référence en imagerie mammaire. Par contre, seul le couplage de la mammographie avec les autres techniques d'imagerie mammaire permet d'optimiser le diagnostic oncologique [Sén13].

3.1. L'échographie

3.1.1. Principe de fonctionnement

Elle repose sur l'utilisation des ondes sonores pour produire une image du sein [Che12]. Le principe de cet appareil consiste à projeter des ondes sonores de fréquence trop élevée sur les parties solides du corps. Ces ondes sont ensuite renvoyées par ces parties. L'écho de ces ondes sonores produit une image qui apparaît à l'écran de l'échographe. Si le sein comporte une masse, l'échographie mammaire permet d'aider les médecins à mieux les comprendre.

La figure (fig. I-3) montre un exemple d'une échographie du sein. (A) représente une échographie du sein droite qui possède une lésion maligne et (B) représente une échographie du sein gauche possédant une lésion bénigne.

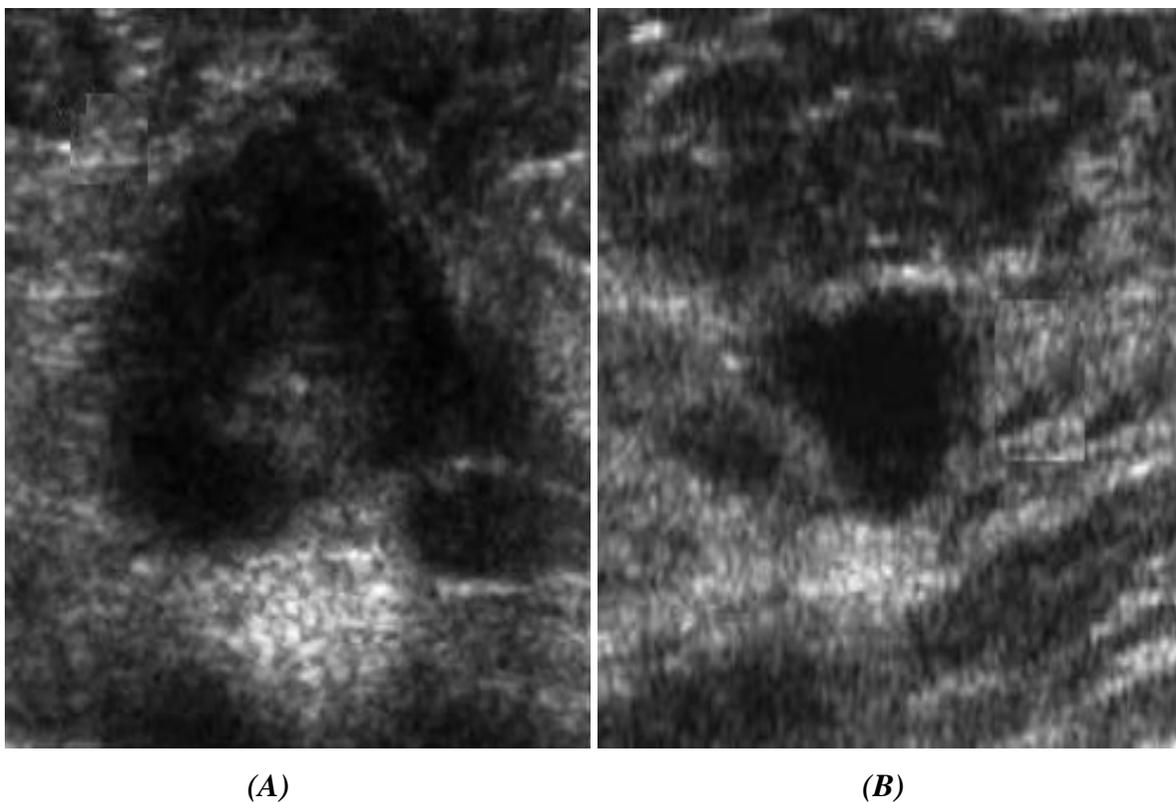


Figure I-3. Exemple d'image échographique mammaire [Che12].

3.1.2. Apport de l'échographie mammaire

L'examen échographique est recommandé pour plusieurs raisons :

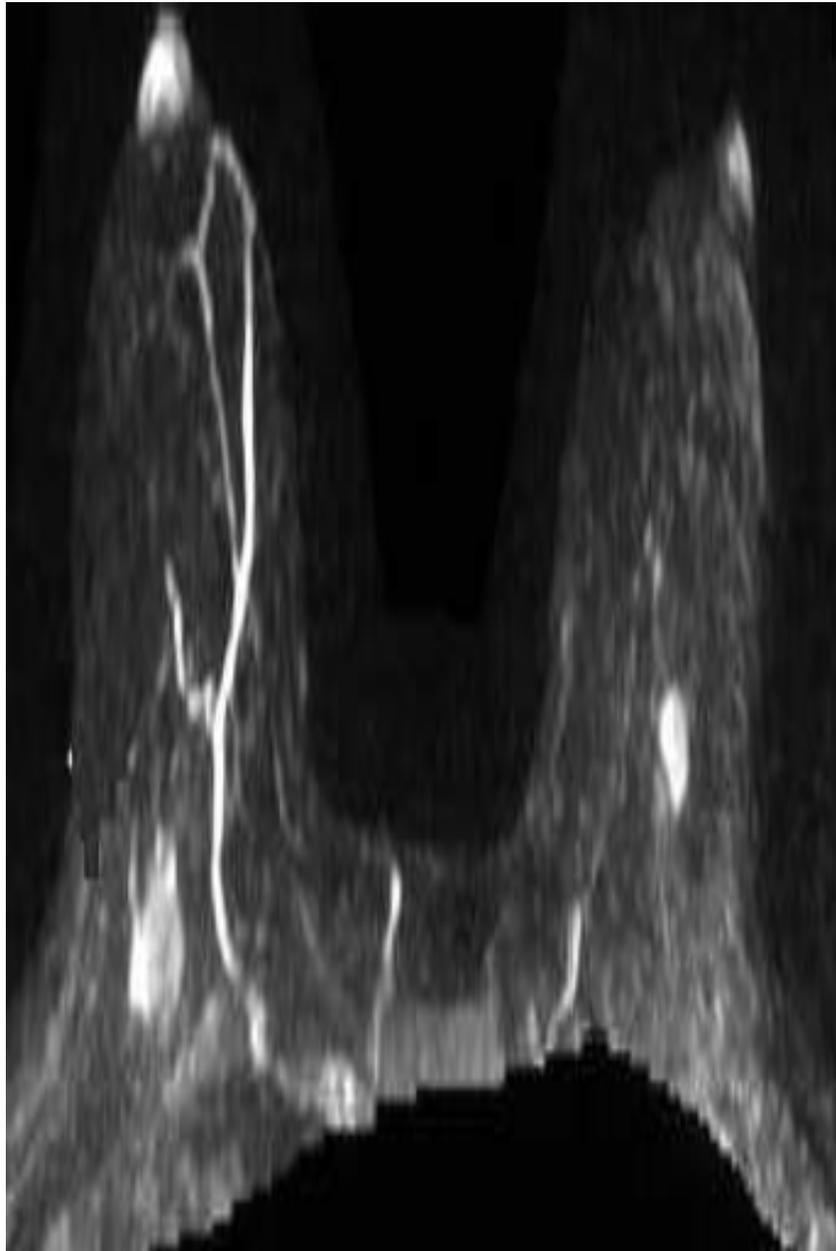
- Il est non couteux.
- Il ne possède pas des effets traumatiques pour la patiente.
- Il est utile pour le suivi du cancer surtout pour les seins denses.
- Il est considéré comme complémentaire d'un examen mammographique en déterminant la nature d'une masse qu'une mammographie a été déjà détectée: kyste, fibrome, tumeur.
- Il permet de bien localiser la lésion mammaire en vue de guider une biopsie ou une opération chirurgicale.

3.2. L'imagerie par résonance magnétique (IRM)

3.2.1. Principe de fonctionnement

L'IRM repose sur l'utilisation des ondes de radiofréquence et un champ magnétique puissant. Il fait analyser par un ordinateur l'onde émise par les protons des tissus, lorsque ceux-ci sont placés dans un champ magnétique et excités par une onde radio. Il permet de voir les contrastes à l'intérieur des tissus du sein.

La figure (fig. I-4) montre l'image IRM des seins de la même patiente de l'exemple illustré dans la figure (fig. I-4) où (A) représente une IRM du sein droite qui possède une lésion maligne et (B) représente une IRM du sein gauche possédant une lésion bénigne.



(A)

(B)

Figure I-4. Exemple d'une IRM mammaire [Che12]

3.2.2. Apport d'IRM mammaire

L'IRM mammaire est recommandée pour les raisons suivantes :

- Apporter une précision concernant certaines anomalies qui sont ambiguës à une mammographie et à une échographie.
- Préciser la morphologie d'une masse suspecte.
- Suivre l'évolution pathologique d'une lésion préopératoire après exposition du sein à la chimiothérapie.
- La recherche d'une réapparition d'un cancer après une guérison.
- Dans le cas d'une densité immense du sein qui gêne le dépistage du cancer par la mammographie.

3.3. L'élastographie en échographie mammaire

3.3.1. Principe de fonctionnement

C'est une technique ultrasonore (radiologique) récente consistant à mesurer la rigidité des tissus du sein ce qui informe sur la nature des tumeurs. De ce fait, l'existence des lésions bénignes (de caractéristique dures) à l'intérieur du sein rend l'écho plus lent. A l'inverse des lésions bénignes qui se déforment en envoyant des ondes sonores dans leur direction font ainsi retourner l'écho rapidement [Sén13].

Grâce à une cartographie en couleur, cette technique permet de distinguer les tissus tel que les tumeurs malignes s'afficheront en bleu et les bénignes en rouge comme dans l'exemple illustré dans la figure (fig. I-5). Dans cet exemple, la tumeur est apparait comme une zone nette de rigidité périphérique.

3.3.2. Apport de l'élastographie mammaire

- Caractériser les lésions mammaires peu contrastées, en temps réel et selon leurs élasticités.
- Eviter les biopsies inutiles pour les lésions bénignes.
- Réduire le nombre des faux négatifs pour le cas de cancer.

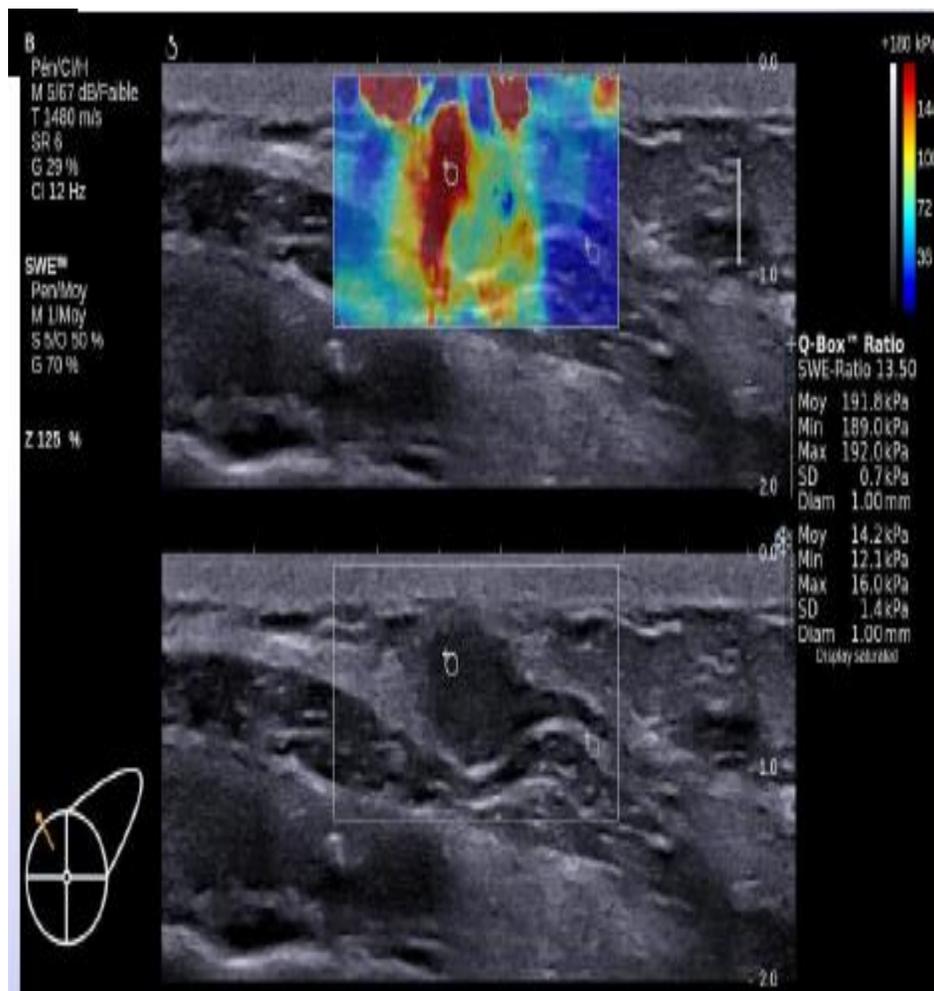


Figure I-5. Exemple d'élastographie [Sén13]

3.4. La galactographie

3.4.1. Principe de fonctionnement

La galactographie est un examen radiologique nécessaire lorsqu'il y a un écoulement uni-pore du sein (sérosité, sang) [Ims77]. Elle permet d'injecter un produit de contraste à base d'iode, par le pore du galactophore concerné pour faire ressortir ses contours.

La figure (fig. I-6) montre un exemple des résultats d'un examen de galactographie sur un sein normal (A) et un autre sein possédant une anomalie bénigne « galactocèle » (B).

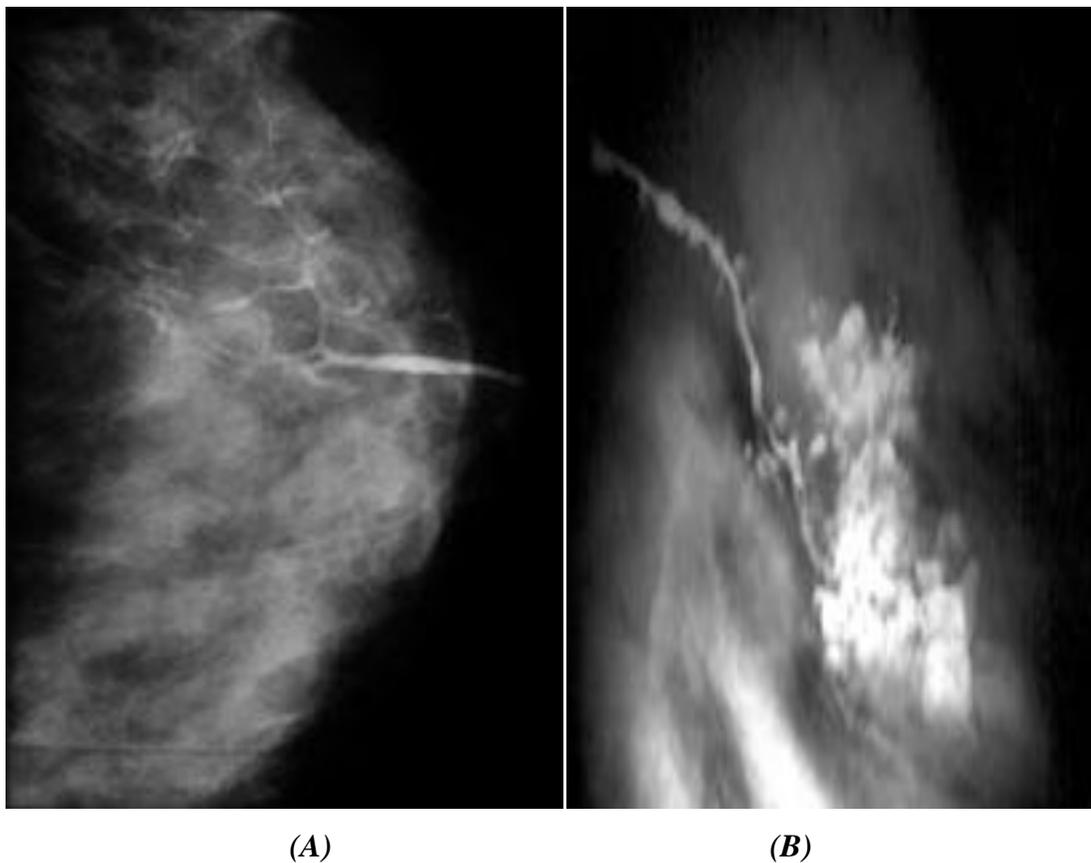


Figure I-6. Exemple d'une image de galactographie (A galactographie normal et B représente un galactocèle) [Ims77]

3.4.2. Apport de la galactographie

- Evaluation pré-opératoire d'une lésion responsable d'un écoulement mamelonnaire surtout quand la mammographie et l'échographie sont normales.
- Permet d'étudier la forme et le contenu des canaux galactophores du sein en association avec une mammographie.

3.5. La scintimammographie

3.5.1. Principe de fonctionnement

La scintigraphie utilise une petite quantité de radioactivité pour réaliser des images (d'où le nom de la médecine nucléaire). Elle permet en procédant au « marquage » de certaines molécules de l'organisme, d'en étudier son fonctionnement [Sinti].

La scintimammographie applique le principe de la médecine nucléaire en injectant une substance appelée radio-isotope connu sous le nom 'Miraluma' et une caméra gamma dédiée pour générer des images du sein. Le radio-isotope se concentre sur les cellules cancéreuses permettant ainsi de les identifier.

La figure (fig. I-7) illustre une image issue de cette modalité avec sa correspondante prise avec la technique de mammographie numérique.

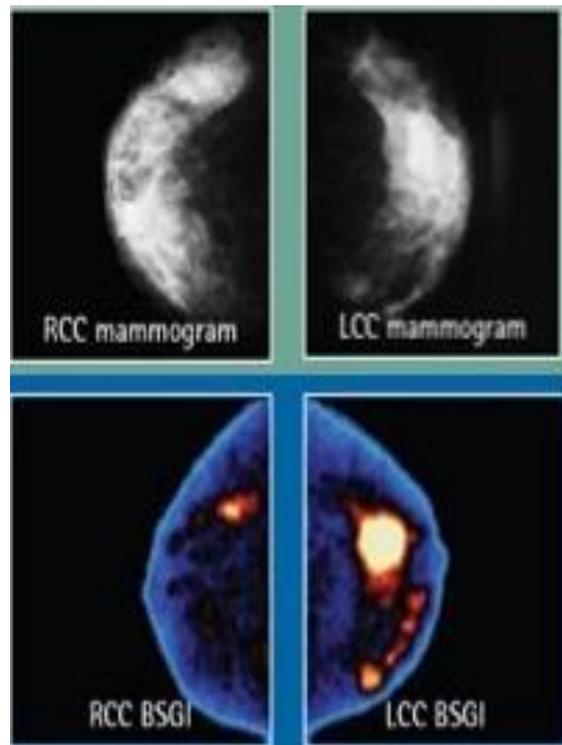


Figure I-7. Une paire bilatérale capturée par la technique de la scintimammographie (BSGI) et sa correspondante en mammographie numérique [Sinti]

3.5.2. Apport de la scintigraphie du sein

- Détection des tumeurs malignes non identifiées à la mammographie surtout dans un tissu cicatriciel suite à une chirurgie ou une biopsie, ou dans les tissus mammaires denses.
- Lorsqu'une masse est palpable mais non visible.
- Etudier les lésions bilatérales.
- Suivre post-opératoire.

3.6. L'angiommammographie

3.6.1. Principe de fonctionnement

L'angiommammographie consiste à injecter un produit de contraste iodé durant un examen de mammographie numérique permettant ainsi de manipuler les images mammographiques voulues : les agrandir, augmenter les contrastes et supprimer le bruit du fond [Medic].

Le but de la mammographie spectrale avec rehaussement de contraste est alors de localiser les vaisseaux sanguins anormaux à l'intérieur des tissus du sein qui sont l'un des signes d'une tumeur maligne. On réalise deux clichés, l'un sans, et l'autre avec injection d'un produit de contraste iodé.

On peut ainsi identifier la prise de contraste aux niveaux des lésions suspectes par soustraction des deux clichés à condition que le diamètre de la lésion ne soit pas inférieur à 1 cm. En cas de lésion non suspecte, il n'y a pas en principe de prise de contraste [Ims77].

La figure (fig. I-8) illustre un exemple d'image mammographique d'un sein dense présentant quatre masses visibles et son image angiommammographique mettant en évidence de prise de contraste aux niveaux de sept masses.

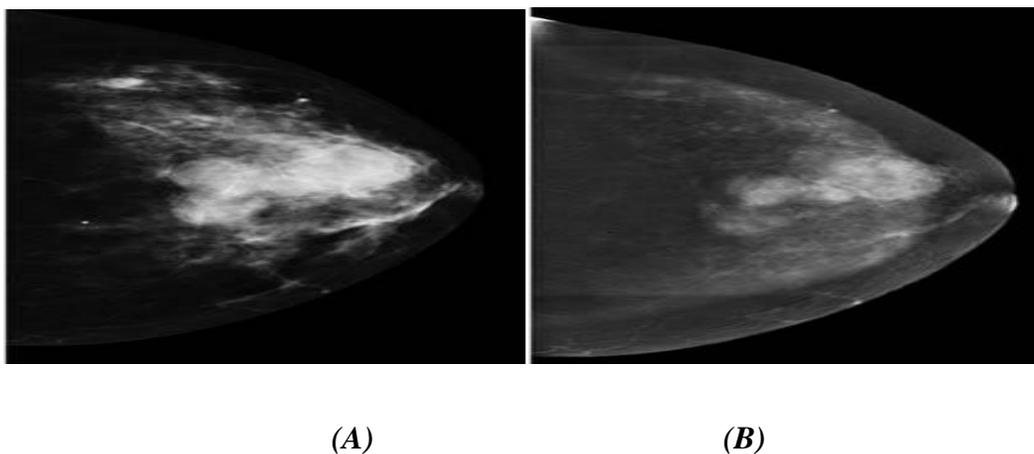


Figure I-8. Exemple d'image mammographique d'un sein dense (A) et son image angiommammographique complémentaire (B) [Ims77]

3.6.2 Apport de l'angiomammographie

- Cet examen peut être mis à la place à l'IRM (coût moins élevé et ne présente aucune contre-indication).
- Permet de compléter et de préciser les résultats d'un examen mammographique et/ou échographique suspicieux.
- Permet de repérer directement les tumeurs (malignité) ainsi que l'état d'avancement du cancer [medic].
- Faciliter la visualisation de la vascularisation des tissus et des tumeurs.
- Permet de détecter des nouveaux vaisseaux portants des cellules malignes (cancer in situ) présentant des risques de métastases.

3.7. La tomosynthèse

3.7.1. Principe de fonctionnement

La tomosynthèse est une technique d'imagerie mammaire très récente. Elle crée une image volumique du sein (en 3D) à partir des coupes fines (fig. I-9) en utilisant le même principe de la mammographie numérique actuelle.

3.7.2. Apport de la tomosynthèse

Actuellement, elle est en cours de développement. Les protocoles d'examen n'ont pas encore été définis. Elle permet de :

- Eliminer l'effet de superposition des tissus du sein.
- Augmenter le taux de détection du cancer en association à une mammographie.
- Diminuer le taux des faux positifs.

- Une visualisation claire du sein permettant de diminuer le nombre des clichés supplémentaires en cas de doute.
- Perfectionner le diagnostic par mammographie numérique dans les seins denses comme illustré dans la figure I-10.

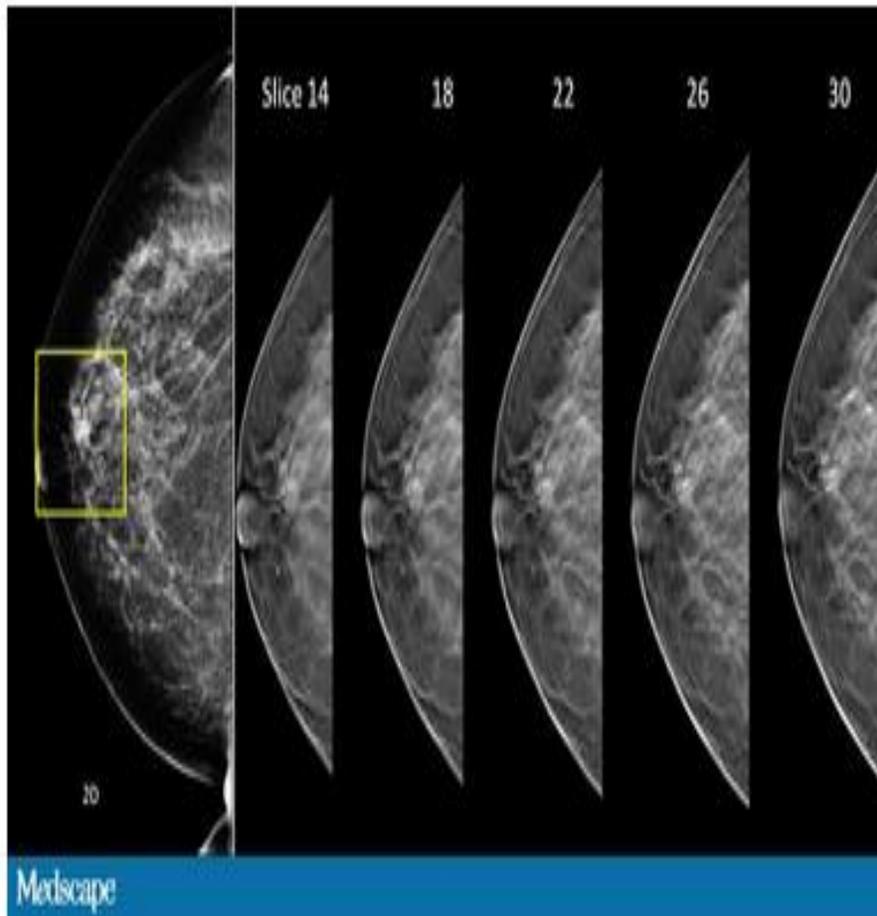
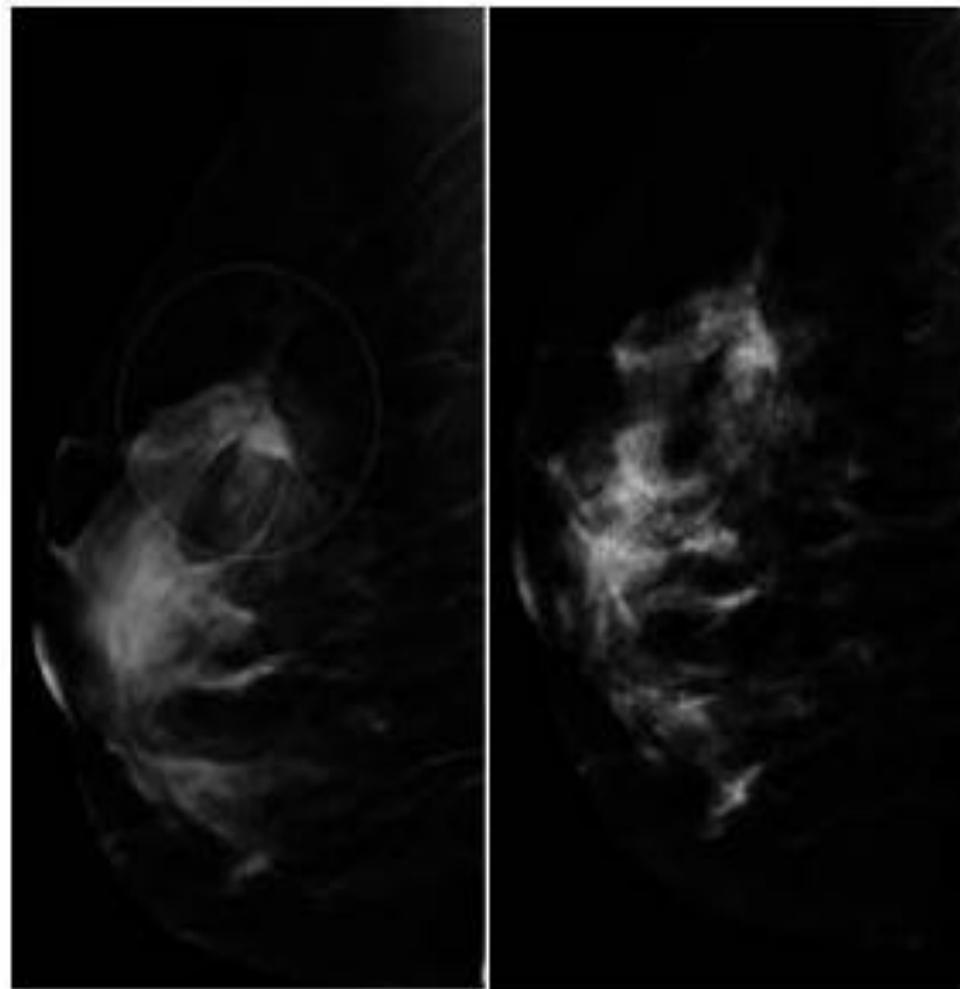


Figure I-9. La réalisation d'une image de mammographie 3D à partir de plusieurs coupes fines [Medic]



(A)

(B)

Figure I-10. Le cliché de tomosynthèse (A) permet de mettre plus clairement en évidence les spicules de la lésion du quadrant supérieur à droite, par comparaison à la mammographie (B) [Tomog]

3.8. La mammographie

3.8.1. Principe de fonctionnement

Afin d'obtenir des images détaillées des composants du sein, la mammographie exploite les rayons X à très faible dose en utilisant un appareil spécifique appelé mammographe. Les principaux composants d'un mammographe sont illustrés dans la figure (fig. I-11) comme suit:

- **Tube radiogène** : génère les faisceaux des rayons X pendant une courte durée d'exposition.
- **Cône de focalisation** : permet de converger les rayonnements vers le sein afin d'empêcher les fuites de rayonnement hors le sein examiné.
- **Compresseur** : placé immédiatement sur le sein afin de le pressurer et éviter les artefacts de mouvement. Il vise à améliorer la qualité des images mammographiques acquise en augmentant leur résolution. Il permet aussi de diminuer les effets des irradiations.
- **Grille anti-diffusante** : permet de réduire l'effet des rayons X généré par le sein lui-même et influant sur la qualité des clichés obtenus.
- **Récepteur** : placé sous le sein. Il peut être un couple film avec écran ou un détecteur numérique. Selon le type de récepteur utilisé, on peut distinguer deux types de mammographie : analogique et numérique.

La mammographie analogique nécessite une dose élevée de rayons X. Elle ne permet qu'une manipulation manuelle des clichés de mammographie.

De ce fait, la mammographie numérique possédant détecteur numérique a été mise au point au niveau des cliniques radiologiques afin de surmonter à ces limites notamment l'amélioration de la détectabilité à bas contraste [Pon09] tout en réduisant la dose des

rayon X ainsi qu'elle offre des possibilités de traitement automatique des images mammographiques.

La figure (fig. I-12) montre un exemple de mammographe numérique. Cet appareil est doté d'un programme de prise d'images assisté par ordinateur qui permet le transfert et le stockage des images numériques. Ainsi qu'un lecteur à écran qui permet de visualiser et de manipuler les images acquise en temps réel.

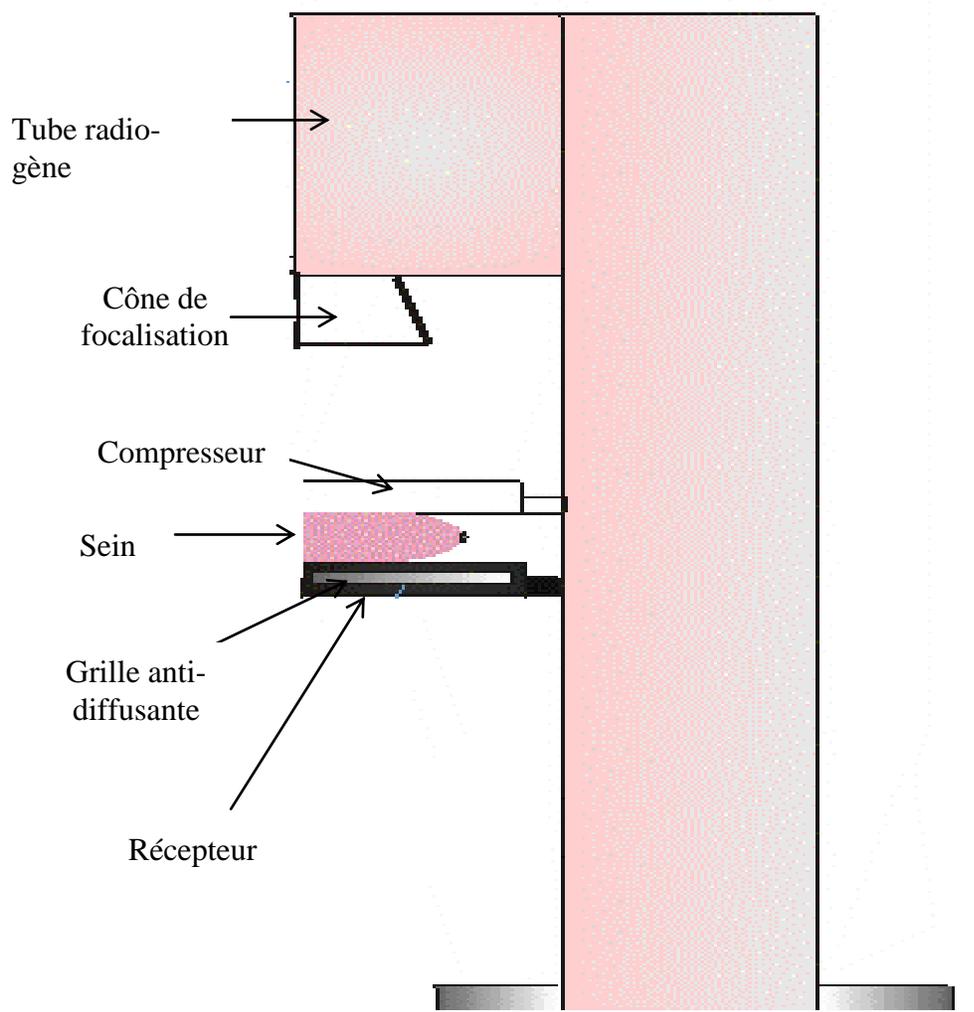


Figure I-11. Composants d'un mammographe [Mammo]



Figure I-12. Exemple d'un mammographe numérique [Exmam]

3.8.2. Qualité des images mammographiques

Une interprétation correcte des mammographies nécessite des images de bonne qualité dépendante de trois critères de base [Pac03]:

- **Bruit** : défini comme une variabilité aléatoire influençant les valeurs de niveaux de gris des images. En mammographie, cette variabilité ou fluctuation est engendrée par la nature des rayons X, le bruit électronique du capteur ainsi que l'interaction des tissus du sein avec les rayons X.

Ces interactions sont dépendantes de la quantité et l'énergie des radiations, les taux d'absorption et la radiosensibilité des tissus du sein. Dans ce cas, une grille anti-diffusante est placée entre le sein et le capteur pour diminuer au maximum l'effet de ce bruit. De plus des solutions logicielles peuvent être introduites comme la technique de débruitage qui permette de diminuer l'effet du bruit affecté les images facilitant ainsi les traitements automatiques antérieurs qu'elles peuvent subir.

- **Contraste** : correspond à une différence dans l'échelle (degré) des niveaux de gris d'une image. Le contraste en mammographie est lié aux différences d'absorption des rayons X des différentes structures tissulaire du sein. Les tissus suspicieux sur la mammographie comme les calcifications appariant claire à l'inverse des tissus normaux. Par contre, que cette différence de contraste n'est pas assez important pour permettre une distinction entre les différents tissus du sein.

De ce fait, plusieurs techniques ont été mise au point pour le rehaussement du contraste comme l'égalisation de l'histogramme qui permet de rendre l'histogramme le plus plat possible afin d'améliorer la qualité visuelle des images.

- **Résolution** : c'est la capacité de distinguer les détails fins dans l'image. Elle est principalement liée à la performance du récepteur. En mammographie numérique, elle est plus importante par rapport à l'analogique ce qui en constitue un avantage majeur.

Lors d'un examen radiologique, le sein peut être vu selon plusieurs incidences. De ce fait, la qualité des images mammographiques peut être influencée aussi par un mauvais positionnement du sein dans chacune de ces incidences. Donc, il faut placer la malade dans l'emplacement qui permet de couvrir les parties du sein requises pour une incidence donnée.

3.8.3. Incidences en mammographie

Le sein peut être exploré sous plusieurs vues ou incidences (fig. I-13) selon la partie des tissus du sein à examiner. Systématiquement, trois incidences par sein sont utiles et pratiquement suffisantes dans la majorité des cas [Sén13] :

- Une incidence oblique externe (medio-latérale-oblique) : Cette incidence permet d'explorer la quasi-totalité de la glande mammaire sur le côté du muscle pectorale. Dans ce cas, le tube radio gène est orienté parallèlement avec le muscle pectoral.
- Une incidence de face (cranio-caudale) : Cette incidence permet aussi d'explorer la partie interne du sein. Dans ce cas, le tube radiogène et le récepteur sont horizontaux.
- Une incidence de profile : Cette incidence permet aussi d'explorer la partie interne centrale du sein. Par contre que dans ce cas le récepteur est placé au milieu des deux seins de tel sorte que le tube radiogène et le récepteur soient verticaux.

3.8.4. Apport de la mammographie

La mammographie est la technique radiologique la plus performante pour le dépistage précoce de cancer du sein. Elle est considérée comme outil de référence que ce soit dans le dépistage ou le diagnostic d'un tel cancer. Notamment, elle permet de :

- Détecter des structures anormales avant qu'elles soient visibles ou palpables durant un examen médical en appliquant deux incidences par sein.
- Diminuer le taux de mortalité en augmentant la détection précoce du cancer.
- Classifier une lésion détectée lors du processus du diagnostic en appliquant une compression focalisée du sein.

- Mieux localiser la pathologie mammaire par le biais des clichés complémentaires centrés sur la zone suspecte.
- Fait partie d'un bilan pré chirurgical avant la plastie mammaire.
- Guider avec précision l'aiguille qui traverse la peau lors d'une biopsie stéréotaxique du sein pendant le prélèvement d'une lésion très petite et non palpable ou non visible à l'échographie.

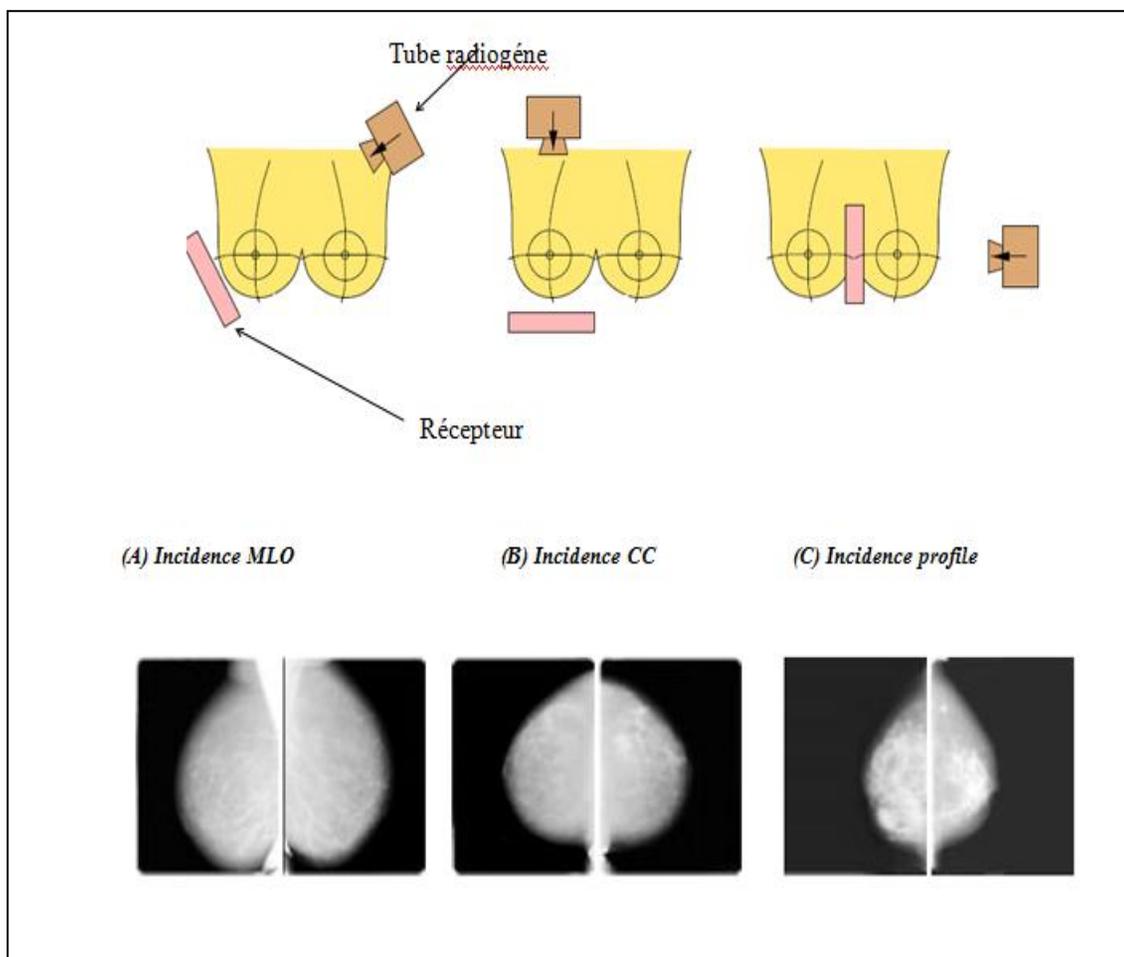


Figure I-13. Incidences en mammographie [Ric99]

Il faut noter que certaines anomalies peuvent être indéterminées à la mammographie. De ce fait, un diagnostic n'est considéré optimal qu'après l'association de la mammographie avec les différentes techniques de l'imagerie mammaire citées précédemment (selon la nécessité du cas clinique) [Sén13] et évidemment avec un examen clinique performant.

De plus, l'apparition de la mammographie numérique offre des possibilités de traitement automatique des images mammographique permettant d'augmenter la précision d'un compte rendu donné par le radiologue. La conclusion de ce compte rendu comporte une des six catégories classifiées par ACR (American College of Radiology) [Dor03] en fonction du degré de suspicion des pathologies mammaire détectées.

3.8.5. Intérêt du traitement automatique des images mammographiques

L'imagerie mammaire est devenue indispensable dans le dépistage, le diagnostic ainsi que dans le guidage des interventions éventuelle comme la biopsie. Ces multiples apports rendent la recherche primordiale dans ce domaine particulièrement active.

A cet effet, l'intégration de l'outil informatique et les traitements automatiques à la mammographie permettant non seulement d'aider les médecins dans le diagnostic des pathologies mammaire, mais d'apporter un outil puissant pour la thérapeutique.

❖ L'aide au diagnostic

L'analyse automatique des images mammaires peut offrir un ensemble de nouveaux outils d'aide au diagnostic. On peut citer :

- L'extraction des formes et leur texture en utilisant les systèmes d'aide aux diagnostics assistée par ordinateur (CADS, Computer Aided Diagnosis Systems) afin d'augmenter la performance de détection et de diagnostic par le radiologue.
- La détection de changements entre deux mammographies par une analyse comparative des différents clichés intra ou inter sujets.

- La fusion d'informations provenant de plusieurs incidences.
- La visualisation volumique des images mammographiques en 3D.

❖ *L'aide à la thérapeutique*

Lorsque le diagnostic est établi, les images mammographiques peuvent encore jouer un rôle important pour la simulation, le contrôle et la validation de la thérapeutique, dans des domaines aussi variés que la radiothérapie, la chirurgie traditionnelle, la vidéochirurgie, la radiologie interventionnelle, la chimiothérapie, etc.

La simulation : le modèle virtuel d'une patiente à partir des informations fournies par les clichés de mammographie peut être construit. Un tel modèle doit permettre de simuler un ou plusieurs protocoles thérapeutiques, afin d'en évaluer précisément les effets. Ce modèle peut être construit à partir des images du sein et servir à l'enseignement et à l'entraînement de certains gestes thérapeutiques. Ceci permettra d'évaluer à l'avance la meilleure thérapeutique possible.

Le contrôle : on peut utiliser les images mammographiques lors d'opérations chirurgicales pour bien localiser l'endroit où se passe l'intervention. Ceci doit permettre de confirmer la localisation d'un geste médical avant que ce geste ne soit effectivement réalisé en utilisant les techniques de la réalité augmentée.

La validation : les outils de comparaison d'images mammographiques conçus pour l'aide au diagnostic doivent également permettre de comparer les mammographies bilatérales d'un même sein ainsi que de confronter aux clichés antérieurs (acquis avant et après une thérapie) afin d'évaluer quantitativement et d'une manière automatique ses effets, c'est le but de l'analyse comparative des images mammographiques.

3.8.6. L'analyse comparative des images mammographiques

Au niveau des cliniques radiologiques, les spécialistes ne peuvent diagnostiquer la maladie par une seule analyse indépendante des clichés de mammographie mais ils doivent les comparer entre eux aussi afin d'attribuer un diagnostic correcte. Les mammographies à comparer peuvent être bilatérales et / ou temporelles.

La comparaison des paires bilatérales correspondantes aux seins droite et gauche de la même patiente à la même scène d'examen est effectuée afin de détecter des éventuelles asymétries au niveau des deux seins qui reflète à un signe précoce d'un cancer du sein.

La comparaison des paires temporelles correspondantes aux clichés du sein de la même patiente acquises à des dates différentes est effectuée afin de détecter des éventuels changements au niveau du même sein qui sont dues soit à un effet thérapeutique ou pathologique.

Par contre, toutes ces comparaisons ne sont pas des tâches simples à réaliser mentalement par les radiologues ainsi qu'elles nécessitent beaucoup de temps. De plus, elle dépend de leurs capacités intellectuelles, ce qui donne un aspect subjectif au diagnostic établi. De ce fait, il est devenu indispensable d'automatiser le processus d'analyse comparative des images de mammographies afin de contribuer à un diagnostic rapide et le plus objectif possible.

❖ Problèmes inhérents au processus de l'automatisation de l'analyse comparative de mammographies :

Lors du processus de comparaison des clichés de mammographies, plusieurs facteurs peuvent engendrer des différences spatiales entre les structures similaires à comparées produisant ainsi des faux diagnostics lors du processus d'analyse des mammographies.

Ces facteurs peuvent être liés aux variations dans les conditions d'acquisition des mammographies ainsi qu'à l'aspect déformable du sein.

- *Variations liées aux conditions d'acquisition :*

Afin d'assurer une homogénéité suffisante dans la qualité des images, il est capital de figer les paramètres de prise d'image : Standardisation des paramètres de prise de vue ainsi que le repositionnement de la patiente.

- ***La standardisation*** : suppose le contrôle de toutes les conditions dans lesquelles se fait la prise de vue, de manière à s'assurer que les changements constatés dans l'image proviennent uniquement de causes intrinsèques à l'étude. Pour cela, autant de paramètres, qui peuvent varier, doivent être définis clairement : la position exacte du malade, même paramètres de réglage du mammographe, même temps d'exposition aux rayons X et la même valeur de compression.

La standardisation est certes possible mais extrêmement difficile. Dans la pratique, il est utopique d'espérer reproduire les circonstances exactes de la prise de vue. Si l'acquisition est effectuée un autre jour, dans une autre pièce ou par une autre personne, il est quasi-certain qu'il y aura d'importantes variations au niveau des images acquises.

- ***Le repositionnement de la patiente*** : c'est la capacité à pouvoir retrouver très exactement la zone du sein capturée comme référence. Les sources de variations peuvent être limitées grâce au compresseur qui maintient la malade dans sa position pour les différentes acquisitions.

Cependant, malgré toutes les précautions prises pour figer les conditions d'acquisition, des variations résiduelles demeurent inévitables. En effet, il est quasiment impossible, en pratique, d'obtenir un parfait repositionnement de la patiente de même qu'une similitude des paramètres de prise de vue des images mammographiques malgré que cette reproductibilité est impératif pour comparer ces images.

- Variations liés à l'aspect déformable du sein :

Les caractéristiques du sein lui-même peuvent provoquer des variations dans les images acquises. On peut citer :

- Le sein est une projection d'une structure anatomique 3D dans un plan géométrique 2D. De ce fait, une différence dans sa position 3D ainsi qu'un aplatissement différent lors des différentes acquisitions peut engendrer des changements spatiaux dans les différentes mammographies acquises.
- Les changements naturels dans la composition et la distribution des tissus du sein avec le temps ainsi que les différences normales dans une paire bilatérale de la même patiente et pour le même temps d'acquisition.
- Les variations anormales à l'intérieur du sein qui sont dues à un changement pathologique ou thérapeutique.

Pour l'analyse comparative des images mammographique, cette dernière est la seule différence à détecter et à les quantifier dans certain cas. De fait, il est impératif de pouvoir compenser au maximum les autres différences qui peuvent influencer sur la performance du processus d'analyse comparative des images mammographiques ainsi que sur le diagnostic établi.

4. Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre une brève présentation de l'anatomie de la glande mammaire ainsi que quelques statistiques concernant le cancer du sein. Nous avons illustré aussi les principaux modalités de l'imagerie mammaire en mettant l'accent sur la mammographie et la nécessité de traitement automatique des images mammographiques tant sur le plan diagnostic que de la thérapie. L'analyse comparative des images mammographiques ainsi que les sources de difficulté de l'automatisation de ce processus ont été aussi abordées.

Nous consacrons les chapitres suivants pour une méthode permettant de résoudre les problèmes précédemment cités qui est le recalage d'images.

CHAPITRE II :
LE RECALAGE D'IMAGES

1. Introduction

Le recalage d'images est un problème récurrent en vision par ordinateur. Il consiste à aligner une image dite cible pour qu'elle soit en correspondance avec une image source. Le but de toute méthode de recalage est de minimiser l'écart entre les structures similaires d'une scène afin de compenser les différences spatiales entre eux qui sont dues aux systèmes d'acquisition ainsi qu'au sujet étudié. Il s'agit alors de trouver la transformation géométrique qui permette de mieux les superposer et ainsi d'en faciliter l'interprétation.

En effet, on fait recours à un algorithme de recalage pour des nombreuses applications de traitement automatique d'image et à chaque fois qu'on veut combiner les informations fournies par deux images obtenues à différents instants, par différents points de vue ou par différentes modalités d'acquisition.

Le résultat du recalage peut être donné soit sous la forme d'un vecteur de paramètres caractérisant la transformation qui met en commun les informations fournies par une ou plusieurs sources à différents instants soit sous celle d'une image résultante de l'application directe de cette transformation.

Dans ce chapitre, nous abordons quelques axes d'application du processus du recalage notamment dans le champ de la médecine. Nous présentons le formalisme général d'un problème de recalage et ces principaux composants appuyés de quelques exemples.

2. Applications de recalage

L'application du recalage est cruciale à chaque fois qu'on veut établir une comparaison ou chercher une similarité entre deux images. La figure (fig. II-1) représente un exemple illustrant l'intérêt du recalage dans le processus de comparaison de deux images (A, B) de photographie d'une main avant et après l'apparition d'une lésion cutanée.

D'après cette figure, la superposition (E) des deux images est plus adéquate après l'application du recalage sur l'image cible (D) à comparer avec une image de référence où les doigts de la main sont parfaitement alignés vue sur l'image non recalée (C).



Image Source (A)

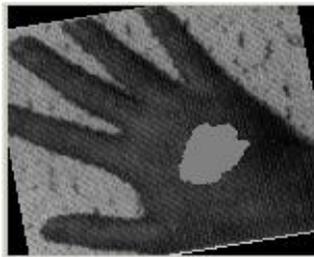
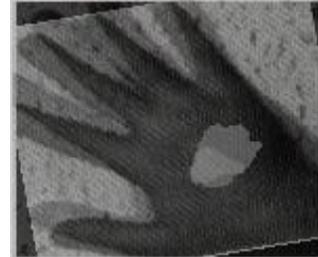


Image cible (B)



Superposition (C)

----- *Comparaison avant recalage* -----

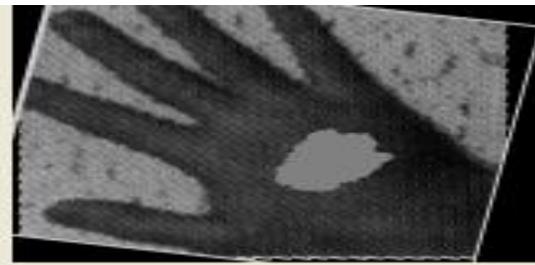


Image cible recalée (D)



Superposition (E)

----- *Comparaison après recalage* -----

Figure II-1. Exemple illustrant l'apport du recalage

Les champs d'application du recalage sont nombreux, tant dans le domaine médical, dans le contexte de suivi d'objet utile pour la surveillance vidéo [Hei99], [Kim05], en stéréoscopie, en cartographie...etc. La multiplicité de ces applications provient essentiellement de la notion assez générale de lien entre les images [Sar00], on peut citer les domaines d'applications suivants:

2.1. La stéréovision

A l'aide d'images d'une même scène acquises avec un même appareil (imagerie satellite ou spatiale) mais avec de points de vues différentes, l'appariement stéréoscopique consiste à reconstruire la structure 3D de la scène observée [Cha05].L'étape de recalage permet de déterminer des points d'intérêts dans chaque image, le correspondant de chaque point étant recherché dans un voisinage limité [Rab05].

Une reconstruction 3D d'une scène peut être fondée aussi sur des images provenant de différents appareillages comme par exemple les travaux d'Hélène Sportouche [Spo10] où il s'agit de recalcr des images satellitaires optiques avec des images Radar à haute résolution afin de construire un modèle 3D des bâtiments.

Le recalage intervient aussi dans la détection de changement entre deux images stéréoscopiques ou satellitaires [Ben15]. Il permet de suivre l'évolution géologique des sites et des chantiers [Tia10] ainsi que de localiser les zones touchées par une catastrophe naturelle [Che07].

2.2. L'indexation

C'est une branche des problèmes liés à la recherche d'information par le contenu dans différents type de base d'images : visages [Mig12], images médicale [Que08] ou autres. Elle cherche une solution au problème de reconnaissance d'objet ou de forme en se basant sur la notion de similitude entre images afin de permettre de définir une distance entre elles [Mog99], [Sch96].

L'objectif est de proposer à l'utilisateur un ensemble d'images similaires à une image de référence qu'il choisit. Les correspondances entre les deux images se font souvent à partir de critères de texture, de couleur ou de forme [Techn] et en se basant sur des méthodes de recalage d'images afin de mesurer une distance et trouver l'image la plus similaire à celle en question.

La reconnaissance de visage est un cas particulier d'application dont le but est de détecter ou identifier la présence d'un visage d'une personne dans une banque d'images couramment appelée Template [Bru93], [Yan02] afin de l'authentifier. Le choix du visage le plus approprié se fait par le calcul d'une fonction de corrélation entre l'image candidate et le Template [Gué08] et fait appel à différentes notions du recalage.

2.3. La médecine

Le recalage intervient dans de nombreuses tâches d'analyse des images médicales. C'est le champ d'application le plus important au regard des publications. La problématique est liée à la mise en correspondance de structures anatomiques similaires afin de trouver la transformation qui les sépare. Les applications potentielles comprennent :

2.3.1. La détection de lésions

La détection automatique des lésions sur des images médicale ne peut être faite que par une analyse indépendante de ces images. Les médecins doivent effectuer un ensemble de comparaisons pour diagnostiquer une maladie ou détecter une tumeur. Le succès de ces comparaisons automatiques dépende fortement de la précision du processus du recalage réalisé. Ce recalage permet d'éliminer les différences géométriques qui peuvent masquer une pathologie et influencer sur le processus de détection de lésions.

Différents algorithmes ont été élaborés dans ce sens. A titre d'exemple, on peut citer le cas de détection de masse en mammographie [Sal99], [Hac08].

2.3.2. La fusion de données

La fusion de données permet de combiner des données anatomiques (tel que l'IRM, scanner, l'échographie...) et/ou physiologiques (l'imagerie fonctionnelle par résonance magnétique IRMf, la tomographie par émission de positons TEP, la tomographie par émission monophotonique TEMP) d'un même sujet. Il s'agit d'un recalage multimodal pour même patient ou pour patients différents. Elle est posée pour aider à l'interprétation des lésions structurelles ambiguës ou non spécifiques, la compréhension des relations physio-pathologiques, la mise en correspondance et la visualisation des images médicales.

Par exemple : si l'on considère deux types d'images médicales du même patient l'une fournissant des informations morphologique (IRM ou TDM) et l'autre des informations fonctionnelles (TEP), le recalage entre ces deux images permet d'aider les praticiens à localiser précisément les activités des organes comme le cœur [Bat07] et le poumon [Mat03], [Cam07], [Mor08], [Thi11]. Il s'agit de réaliser un recalage multimodale intra-individu.

D'autre part, la mise en correspondance d'images entre individus différents permet la création ou la consultation d'atlas probabilistes (modèle électronique de référence). Ce modèle de référence est constitué à partir de la fusion de plusieurs images des tissus sains de différents patients de l'organe étudié. Elle nécessite alors une étape de recalage précis permettant de combiner les informations inter-sujet et de les transférer de l'atlas vers le patient. Elle permet aussi de créer un modèle sain des différentes parties du corps traités ainsi que d'analyser les statistiques de variations fonctionnelles ou anatomiques d'un groupe d'individus [Nob06].

Enfin, lors de l'acquisition d'une série de coupes 2D assez distantes, un recalage entre ces coupes permet d'obtenir un volume 3D exploitable qui représente le résultat visuel du processus de fusion de données. C'est le cas de la création d'une image en tomosynthèse numérique permettant de mieux visualiser et localiser la tumeur dans un environnement 3D lors de la détection d'un éventuel cancer du sein [Pal10].

2.3.3. Le suivi de la pathologie

Le suivi des améliorations pathologiques par une comparaison d'une séquence d'images temporelles (avant ou après traitement) constitue une tâche délicate à effectuer par le médecin du fait de la difficulté d'évaluer d'une manière exacte l'évolution d'une pathologie. De ce fait, une analyse quantitative de ces images permettant de mieux caractériser cette évolution dans un contexte de thérapie est nécessaire.

Pour que cette analyse soit le plus objective possible et garantie que les changements apparaissant aux niveaux des séquences d'images sont dûs seulement à un effet pathologique ou thérapeutique, il est impératif de la précéder par un algorithme de recalage [Bou13], [Pet03].

Il s'agit dans ce cas d'un recalage monomodal visant à minimiser les différences géométriques qui sont inhérentes aux conditions d'acquisition et aux changements normaux des tissus humains.

2.3.4. La chirurgie assistée

Elle permet de planifier un geste chirurgical en fonction d'un ensemble de techniques de l'imagerie médicale [Géo15]. Ce domaine de recherche très actif actuellement utilise des méthodes de recalage d'images à différents niveaux.

Il s'agit par exemple de proposer au chirurgien un modèle de la réalité augmentée à la place de véritable patient. Ce modèle préopératoire peut être utilisé pour guider son geste sous imagerie interventionnelle [Cou15]. Des allers et retours entre le patient et le modèle pré-opératoire 3D de l'organe considéré sont fréquents et font appel à différentes techniques de recalage multimodal [Kal15].

La biopsie assistée [Van13] est un autre exemple qui requiert l'intervention du recalage d'image pour prévenir les limites de la tumeur à prélever afin de caractériser son degré de malignité.

2.3.5. Le positionnement du patient

Cette application est liée à la précédente. En radiothérapie par exemple, le but est de mesurer et corriger la position d'un patient afin qu'elle soit conforme avec le plan d'irradiation prévue [Bau10]. La mesure du déplacement s'effectue grâce à des images de contrôles (ou images portales), comparées à l'aide des procédures du recalage, à une image volumique précédemment acquise.

3. Le problème de recalage d'images

3.1. Principe général d'un système de recalage

Pratiquement, un système de recalage d'une image source IM_C sur une image cible IM_S peut être décomposé généralement en quatre étapes [Ker08]:

- La première étape consiste à extraire les attributs permettant de guider le recalage à partir des images IM_S , IM_C . Deux ensembles I_S et I_C sont donc construits respectivement à partir de IM_S et IM_C en utilisant des fonctions F_S et F_C . Ces fonctions peuvent être considérées comme une étape de prétraitement. Ces prétraitements sont faisables pour certains cas d'images ou de recalage comme l'extraction des points de contrôle à partir des structures anatomiques, la réduction de quantité de données inutiles dans les images ainsi que la réduction de bruit dans les images flou, etc.
- La deuxième étape, permettant l'alignement des deux images, consiste en l'estimation d'une transformation T qui associe à chaque point P de l'image cible I_C les coordonnées $T(P)=P+u(P)$ dans l'image I_S tel que u représente le champ de déplacement. L'espace de recherche E est défini par l'ensemble de toutes les transformations possibles permettant ainsi de trouver la transformation recherchée.
- Ensuite, il s'agit de définir une fonction de coût C permettant d'associer à un couple $T(I_S)$ et I_C une valeur permettant de mesurer leur ressemblance. Cette fonction, appelée aussi critère

de (dis) similarité. Quand les deux images cible et source à recaler sont en parfait alignement, ce critère doit atteindre sa valeur optimale (valeur maximal pour les mesures de similarité et minimale pour la dissimilarité).

- La dernière étape consiste à trouver la transformation optimale qui minimise (maximise) le critère C sur l'espace de recherche E afin de garantir la meilleure mise en correspondance entre les images à comparées, et le problème d'optimisation peut ainsi être formulé comme suit :

$$\hat{T} = \arg \min_{T \in E} C(I_C, T(I_S))$$

La figure (fig. II -2) résume le principe général d'un système de recalage :

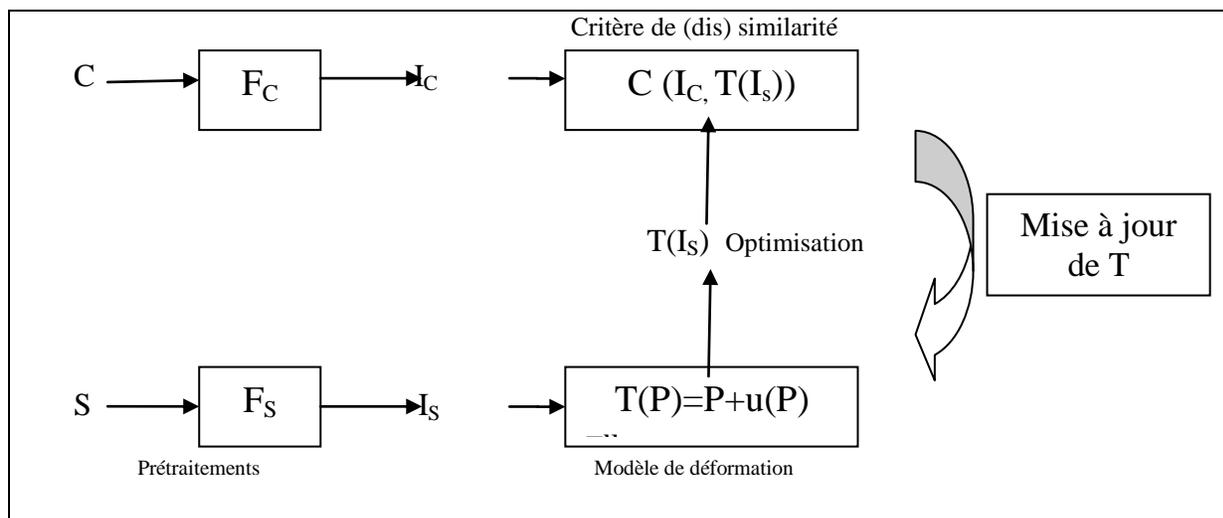


Figure II-2. Formalisme d'un système de recalage [Ker08]

Même si ce schéma ne forme pas à proprement parler les étapes distinctes de toutes les méthodes de recalage, il est généralement applicable dans la majorité des cas de mise en correspondance d'images.

3.2. Composants d'un système de recalage

En fait, un système de recalage se compose de quatre critères principaux [Bro92] déterminés en fonction de l'application :

- L'espace et la nature de la transformation utilisée pour la mise en correspondance.
- Les primitives à mettre en correspondance, permettant alors de distinguer deux approches du recalage : géométrique et iconique.
- Les critères de similarité à optimiser.
- Les méthodes d'optimisation de la convergence du processus de recalage.

3.2.1. La transformation recherchée

La transformation est l'élément du système de recalage qui met en correspondance les images. Le type des transformations recherchées peut être établi en fonction des changements spatiaux que peuvent subir les images pour les différentes acquisitions.

On peut distinguer deux familles : linéaire et non linéaire. Ces transformations peuvent être appliquées d'une manière identique à toute l'image constituant un domaine globale de transformation ou locale dans le cas où des sous-parties de l'image ont leur propre transformation (fig. II-3).

L'ensemble des transformations trouvées constitue le champ de déformation nécessaire pour aligner les images.

- Transformations linéaires

On peut distinguer les transformations linéaires suivantes :

Rigide: C'est une combinaison de translations et de rotation, préserve les angles, les surfaces et les longueurs. On définit 3 paramètres en 2D et 6 paramètres en 3D.

Similitude (métrique): Combinaison de translation et de rotation et d'un facteur d'échelle. Dans de nombreux articles, les transformations rigides et similitude sont dénommés rigide car elles ne changent pas les relations géométriques entre les points (un triangle reste un triangle), elles conservent également les angles, le parallélisme et les rapports de longueur. On peut définir 4 paramètres en 2D et 7 en 3D.

Affine: Ce type de transformation conserve le parallélisme des lignes. On définit 6 paramètres en 2D et 9 en 3D.

Projective: Généralement utilisées pour des images acquises avec une caméra (satellite, vidéo, images portales), cette classe de transformation permet de prendre en compte les effets de perspective dus à l'éloignement de l'objet visé. Elles préservent les lignes droites mais pas le parallélisme c.à.d. si les droites restent des droites après la transformation. Le nombre de paramètres dépend d'une connaissance à priori des paramètres des appareils d'acquisition.

Pratiquement, les transformations linéaires sont souvent représentées sous une forme matricielle ou représentation en « coordonnées homogènes ».

En imagerie médicale, les transformations rigides sont largement utilisées dans un contexte monomodal pour recalibrer des images d'un même individu à des instants différents. Elles permettent dans ce cas de diminuer les changements globaux dans l'image qui sont dues aux mouvements du patient ou aux différences dans les paramètres des systèmes d'acquisition. Elles sont appliquées pour leurs avantages majeurs de vitesse de calcul [Gor95], [Gra03], [Gre11].

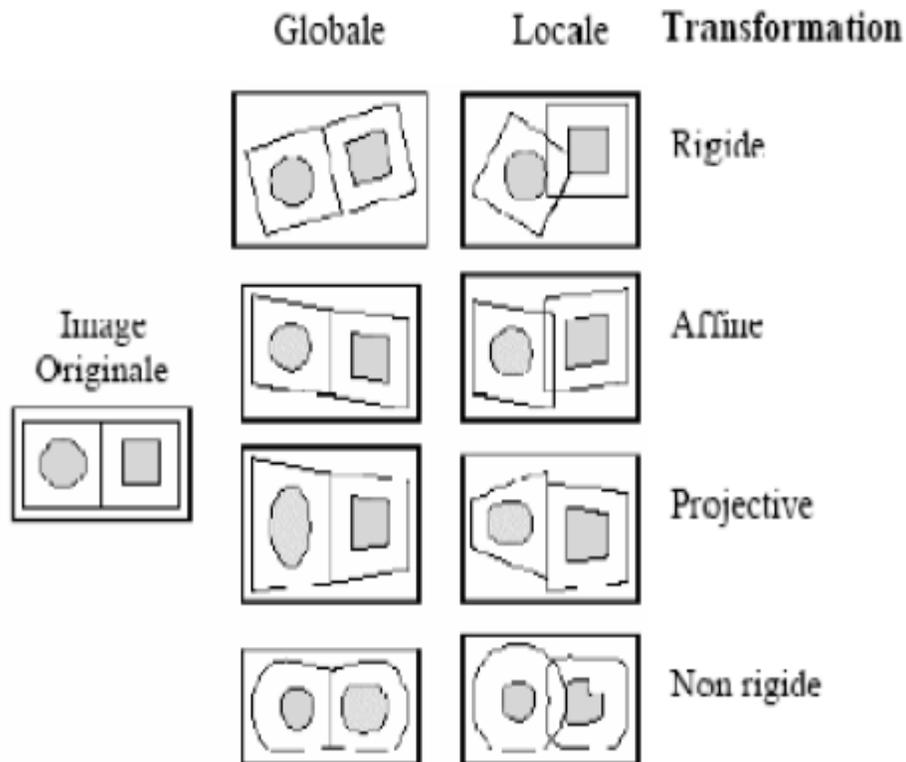


Figure II-3. Les types de transformation [Mai98]

- Transformations non linéaires

Les transformations non linéaires, dites aussi déformables, transforment les lignes en courbes. Ces transformations permettent des déformations plus complexes offrant des degrés de liberté plus importants que les transformations linéaires. Elles sont très répandues pour le problème du recalage d'image médicale du fait que ces dernières possèdent des caractéristiques déformable avec le temps ainsi que pour les variations inter modalité et inter individus de types non rigides. L'exemple le plus évident de déformations non linéaires est de découper l'image en plusieurs régions et d'effectuer des transformations rigides pour chacune d'elle. Une stratégie

d'interpolation par morceau doit être appliquée pour faire le lien entre les transformations locales de chaque bloc ou morceau [Hel01]. On peut citer :

Les transformations polynomiales (paramétriques) : La fonction de transformation est décrite ici par un polynôme, dont l'ordre est fixé a priori et détermine la précision ainsi que la difficulté de résolution de la méthode. Le nombre de paramètres ($6 + N$) dépend des points de contrôles N . Les transformations affines peuvent être considérées comme un type simple des transformations polynomiales dont l'ordre de polynôme est égal à 1.

Les transformations libres (non paramétriques) : Dans ce cas, aucune contrainte n'est prédéfinie. La transformation est définie explicitement en chaque pixel de l'image par un vecteur de déplacement.

De ce fait, plusieurs exemples de transformations non linéaires ont été retenue dans la littérature comme : les Splines de type plaque mince [Boo89] ou les fonctions B Spline et les modèles de forme libre (FFD) [Seb86]. Pour ces deux exemples, on peut citer les travaux de Hartkens pour le recalage des régions cérébrales [Har02], de Lotjonen pour la segmentation de régions cardiaques [Lot01] et de Ruequert [Rue99] pour le recalage des images IRM du sein.

Une autre variante de recalage s'inspirant de la mécanique des fluides et qui permet de traiter des déformations très locales de l'image, il s'agit du recalage fluide [Bat07].

3.2.2. Les attributs

Des structures ou des caractéristiques communes aux deux jeux de données doivent être identifiées afin d'être appariées pour chercher ensuite la transformation optimale qui sera appliquée à l'image cible permettant ainsi une meilleure mise en correspondance.

On distingue habituellement deux types de caractéristiques : Les structures extrinsèques à l'image basées sur des marqueurs *ad hoc* introduits a priori dans l'espace et des caractéristiques intrinsèques calculées à partir de l'image elle-même.

- Les structures extrinsèques à l'image

Il est possible de fixer des marqueurs sur l'objet à numériser par exemple des boules calibrées dont le centre servira de point de référence. Ces approches ont l'avantage d'être précises, mais elles sont contraignantes du point de vue instrumentation. Elles sont applicables pour l'imagerie médicale. La technique consiste à utiliser des objets artificiels réagissant de manière identifiable à l'appareil d'acquisition de faire office de marqueurs fixés dans la partie du corps étudiée lors des acquisitions. Ces marqueurs peuvent un cadre stéréotaxique ou des billes [Tro08]. Elles sont visibles sur les images manipulées et permette de recaler des images complètement différentes [Pag00] car l'algorithme n'utilise que les coordonnées spatiales des marqueurs. De ce fait, cette méthode possède l'avantage d'être robuste pour le cas du recalage multimodal.

Cependant, c'est une méthode généralement invasive pour le patient et elles ne peuvent pas être utilisées dans tous les cas (inadaptable pour les images mamographiques par exemple). De plus, les marqueurs doivent être positionnés en nombres suffisants et avant l'acquisition ce qui implique de savoir à l'avance que les images vont être utilisées pour le recalage.

- Les structures intrinsèques à l'image

On distingue deux types de structures formant ainsi deux types d'approches : l'approche géométrique et l'approche iconique.

L'approche géométrique : Ce sont les méthodes les plus intuitives pour guider le processus du recalage. Elles sont basées sur la localisation et la caractérisation des points de repère ou d'amers dans les deux images que l'on souhaite recalcr. On peut distinguer les points, les segments ou des courbes particulières. Ces primitives permettent d'estimer la transformation géométrique faisant passer d'une image source à une image cible. Le principal avantage de ces approches est la réduction du nombre de données impliquées dans le système de recalage conduisant ainsi à réduire le temps de calcul des algorithmes.

Les approches géométriques sont parfois semi-automatiques surtout quand il s'agit d'un recalage multimodal dont les intensités ne sont pas corrélées et les primitives à extraire sont communes aux différentes modalités. L'outil informatique interviendra ensuite pour le calcul de la transformation qui permet de mieux superposer ces amers ce qui permet d'accélérer le processus du recalage. En imagerie médicale, les amers géométriques peuvent être basés sur des structures anatomiques. Elles sont sélectionnées d'une manière interactive par un expert du domaine [Pie94].

Cependant, la détection manuelle des primitives dépend dans ce cas de l'expérience dans le domaine et produit un recalage non reproductible. A cet effet, une automatisation de l'étape d'extraction des caractéristiques géométriques est fortement souhaitée [Rey02], [Aud00].

Par ailleurs, cette extraction doit satisfaire certaines caractéristiques [Zit03] pour produire une méthode de recalage pertinente :

- Précise.
- Bien répartie sur l'image.
- Insensible aux bruits et aux changements des niveaux de gris inhérents aux systèmes d'acquisition.

Cependant, la précision des résultats du recalage dépend de l'étape d'extraction des primitives. De plus, leur utilisation est recommandée lorsque les images sont structurées ce qui n'est pas le cas pour les images médicales.

L'approche iconique : Dans cette approche, les informations contenues dans l'image sont considérées comme un tout, il n'y a pas d'extraction d'éléments caractéristiques. La problématique du recalage dépend du choix de la mesure de similarité. Cette mesure qui est considérée comme critère crucial pour la qualité du résultat, dépend essentiellement des relations d'intensités entre les images en question.

Le principal avantage de ces méthodes est leur robustesse à cause de l'absence de l'étape de segmentation surtout pour les images peu structurées comme l'imagerie médicale. Pour cela, certains auteurs s'appuient sur les valeurs des niveaux de gris des images pour déterminer la transformation optimale [Roc01], [Ric03]. D'autres ont basé sur la caractérisation de l'information contenue dans le pixel (voir les voxels) par vecteur d'attributs [Xue04].

Cependant, le coût algorithmique est beaucoup plus important que pour les méthodes basées sur des primitives géométriques en particulier sur des données 3D surtout qu'il faut parcourir chacun des pixels ou voxels de l'image. Les algorithmes hiérarchiques [Les99] permettent dans ce cas de diminuer le coût calculatoire. L'initialisation de la transformation est aussi un point important afin d'éviter à la méthode d'optimisation de tomber dans des extremums locaux.

Une autre solution consiste en l'hybridation des approches géométriques et iconiques afin de bénéficier de leurs avantages tout en évitant leurs limites. De ce fait, certains travaux ont été basés sur la combinaison de différentes primitives avec l'information photométrique pour améliorer la robustesse des méthodes de recalage d'images médicales [Wan05], [Hel03].

3.2.3. La mesure de ressemblance

Une fois définie l'information à utiliser pour guider le processus de recalage, il faut lui associer une mesure de ressemblance permettant de quantifier le lien entre les images à recaler. Nous distinguons ici deux natures de mesures selon le type des attributs utilisés : celles fondées sur la notion de distance à minimiser et les autres sur une mesure de similarité à maximiser.

Distance : Les méthodes géométriques utilisent généralement une distance spatiale pour mesurer l'écart (différence quantitative ou variation) entre les structures extraites. Dans le cas de primitives géométriques simples, la norme euclidienne est classiquement utilisée [Pen96].

Liaison : De nombreuses mesures de similarité ont été développées à ce jour dont le choix dépend essentiellement du type d'images manipulées. De ce fait, on peut distinguer :

- **La somme des différences au carré ou le critère des moindres carrées (Sum of Square Differences SSD) :** supposant une conservation de l'intensité des deux images S et C tel que $S = C$ figure A (fig. II- 4. (a)). Il est considéré comme mesure efficace pour les images de même modalité qui ne se différencient que d'un bruit gaussien [Fit00].
- **Le coefficient de corrélation (Cross Correlation CC) :** supposant une relation affine (linéaire) entre les intensités des deux images S et C tel que $S = a C + b$ (Fig. II- 4. (b)). Il est adapté pour le recalage monomodal d'image [Hil00]. Par ailleurs, l'hypothèse de relation affine entre les intensités n'est pas vérifiée pour tous les cas surtout pour le recalage multimodal.
- **Le rapport de corrélation (Correlation Ratio CR) :** introduit pour le cas du recalage d'image par Alexis Roche [Roc98] et le critère de Wood [Woo93] supposant chacun une relation fonctionnelle entre les intensités des images S et C tel que $S = f(C)$ (Fig. II- 4. (c)). Ces deux critères ont été appliqués pour le cas du recalage multimodal des images IRM et PET.
- **L'information mutuelle (MI) et L'entropie conjointe :** permettant de quantifier une dépendance de nature statistique (une redondance) entre les intensités des deux images à recaler P (I, J) défini par la loi de probabilité jointe (fig. II- 4. (d)). Ces deux critères sont issus de la théorie de l'information. Ils sont largement utilisés dans le domaine du recalage des images médicales [Mai98] tant dans le domaine monomodal [Wir99], ou multimodal [Pet03], [Plu03].

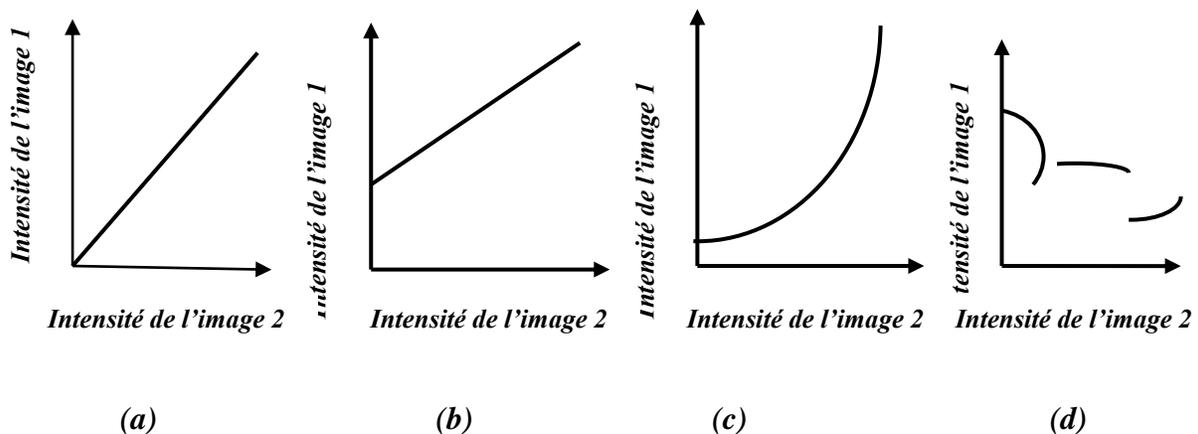


Figure II-4. Exemples des différents types de dépendance entre les intensités des images

Dans tous les cas, le maximum du critère de similarité dans l'espace de recherche doit correspondre aux paramètres de la transformation trouvée [Sar00] par l'algorithme d'optimisation.

3.2.4. La méthode d'optimisation

C'est la stratégie de recherche pour trouver l'optimum du critère de similarité permettant ainsi de déterminer la meilleure transformation des images afin que l'image cible soit la plus similaire possible à l'image source. Le temps de calcul nécessaire au recalage dépend alors en grande partie de la procédure d'optimisation qui joue un rôle important dans la qualité du résultat obtenu. La nature des primitives extraites dicte les grandes lignes de la stratégie d'optimisation adoptée [Sar00].

Méthodes d'optimisation pour les primitives géométriques : La stratégie d'appariement de primitives géométriques remarquables dans les images à recalées peut être divisée en deux méthodes selon le type de transformation recherchée :

- L'algorithme de type Plus Proche Voisin (Itérative Closed Points ICP) [Bes92] pour estimer une transformation rigide. Il consiste à trouver pour chaque point des primitives extraites son correspondant le plus proche (en termes de distance) dans les primitives de référence en cherchant la transformation rigide par approximation de moindres carrés. Cet algorithme a été étendu pour des primitives d'ordre supérieur afin de recaler des images cardiaques [Pet03].
- L'approximation d'une fonction radiale: est la méthode la plus utilisée pour le recalage non rigide des images médicale. L'approximation / L'interpolation d'une fonction radiale à base de spline à plaque mince (TPS Thin Plat Spline) [Boo89] est l'exemple le plus utilisé pour estimer une transformation non rigide entre un ensemble de primitives. Les travaux de Declerck [Dec97] illustre le recalage élastique des images cardiaques avec approximation de type TPS.

Méthodes d'optimisation pour les primitives iconiques : Concernant les critères iconiques, ils sont souvent optimisés selon la possibilité de calcul du gradient. On peut citer les approches les plus célèbres:

- **Méthodes sans gradient:** Elles sont appliquées lorsque le gradient ne peut être calculé, les méthodes dites de Powell [Pow64] et de simplexe [Nel65] peuvent être utilisées afin d'estimer les valeurs de la transformation optimale qui maximise le critère de similarité. Ces méthodes sont couramment utilisées pour leur rapidité de calcul. Ces méthodes ont été appliquées pour le recalage des images échographiques et scanner des reins [Ler04] et pour le recalage des images cardiaques [Slo95].

On peut distinguer aussi les algorithmes génétiques [Gol89] et le recuit simulé [Kir83]. Elles sont utilisées dans un contexte de recherche stochastique. Ces méthodes d'optimisation sont faiblement utilisées à cause de leur cout de calcul élevé pour converger vers l'optimum global. De ce fait, leur utilisation est restreinte au recalage rigide.

- **Les méthodes de descente de gradient :** Elles sont appelées aussi méthodes numériques itératives. Elles nécessitent le calcul du gradient de la fonction de cout à minimiser. On peut distinguer quatre approches selon les paramètres de la transformation recherchée: la méthode de descente de gradient du premier ordre ou de gradient conjugué, la méthode de Gauss Newton (descente de gradient du deuxième ordre), la méthode de Levenberg-Marquardt.

En imagerie médicales, les méthodes de descente de gradient ont été utilisées dans plusieurs états de l'art comme celui Petitjean dans [Pet03] pour le recalage des IRM cardiaques.

Pratiquement, les méthodes précédemment présentées ne permettent pas de garantir, dans toutes les circonstances, l'obtention d'un optimum globale de la fonction de cout ainsi qu'elles sont sensibles à l'initialisation. La seule méthode d'optimisation permettant de converger avec certitude vers la meilleure solution est la recherche exhaustive. Elle est généralement adoptée quand on se limite juste aux translations comme transformations à recherchées. Elle consiste alors à proposer une discrétisation de l'espace de transformations et retenir les meilleurs paramètres. Par contre, cette méthode est couteuse en terme temps de calcul car elle nécessite le parcours d'un espace de recherche de taille importante. Par conséquent, les algorithmes hiérarchiques [Les99] permettent de pallier à ce problème surtout en imagerie médicale qui nécessite la satisfaction d'un compromis entre l'exactitude des paramètres du recalage et la vitesse de l'obtention de ces paramètres.

Les algorithmes hiérarchiques : Les algorithmes hiérarchiques consistent à décomposer le problème d'optimisation en des sous problèmes de niveaux décroissants de complexité. Ils permettent d'accélérer les calculs, de garantir l'obtention d'un optimum globale ainsi que d'améliorer la qualité de l'algorithme du recalage élaboré. On peut distinguer deux stratégies hiérarchiques la multi-résolution et la multi-grille :

- **La multi-résolution :** La multi-résolution permet de représenter le signal d'une image selon différents niveaux de résolutions. Elle peut être à base d'un filtre gaussien

[Hel01] ou d'ondelette [Mus00]. C'est une stratégie adoptée par plusieurs méthodes de recalage afin d'éviter de tomber dans les optimums locaux ainsi d'accélérer le processus de convergence. Elle consiste à recaler les images dans un niveau bas de résolution et propager les paramètres estimés du recalage dans le niveau plus haut. Le recalage est recommencé jusqu'à arriver au niveau original de résolution. Cette approche appartient à la classe des algorithmes hiérarchiques des données [Les99] où le nombre des images à recalé est fixe et leur taille (résolution) augmente progressivement en allant d'un niveau à autre jusqu'au niveau le plus fin de la pyramide qui correspond au niveau original de résolution. Son principe est illustré dans la figure II-5. (A).

La stratégie multi-résolution est largement utilisée en imagerie médicale. Parmi autres, on peut citer les travaux de Ruekert pour le recalage des images IRM du sein [Rue99] et de Petitjean [Pet03] pour celui du cœur.

- **La multi-grille :** Cette stratégie consiste à effectuer une subdivision progressive des images à recalées en des imagettes de taille de plus en plus petites qui seront ensuite recalées localement d'une façon indépendante [Lik01]. Le calcul de la transformation non rigide globale est estimé par interpolation de toutes les transformations locales. Le nombre des imagettes a recalées augmente d'un niveau grossier jusqu'au plus fin. Cette approche fait partie à la classe des algorithmes hiérarchiques des déformations [Les99] où la taille des images à recalées est fixe et le nombre des imagettes augmente progressivement d'un niveau à autre comme illustré dans la figure II-5. (B). Cette stratégie a été utilisée avec succès dans plusieurs états de l'art de recalage de mammographie notamment dans les travaux de Richard [Ric02] pour le recalage non rigide des images mammographiques.

Afin de diminuer encore le temps de calcul nécessaire à l'exécution du processus du recalage, certains auteurs ont combiné entre les deux stratégies (multi-résolution et multi grille). Nous pouvons citer par exemple les travaux de Hellier dans [Hel00] visant à recaler des images

cérébrales et les travaux de Dhabi [Dha09] afin de recaler des images mammographiques ainsi que des images IRM de cerveau.

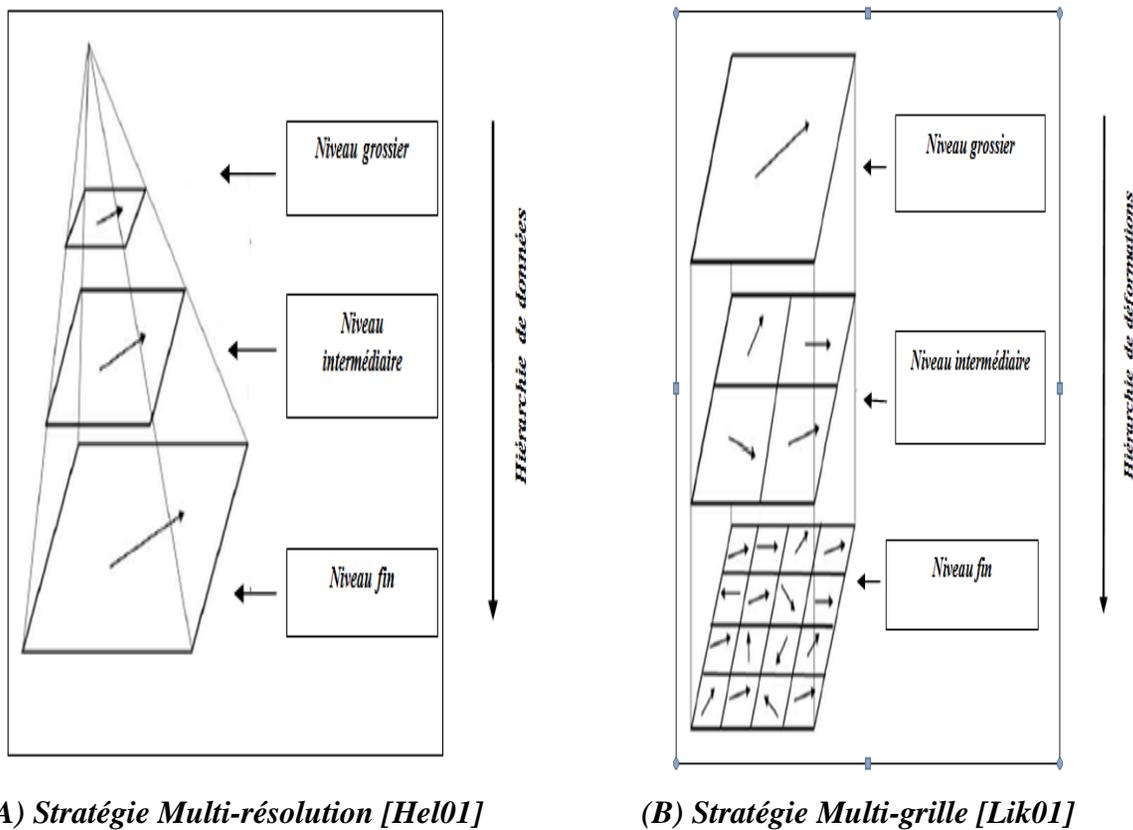


Figure II-5. Principe des algorithmes hiérarchiques [Les99]

4. Validation des méthodes du recalage

Une méthode de recalage ne peut être considérée comme outil performant de mise en correspondance avant qu'elle soit validée d'une manière rigoureuse. Cette validation évalue le degré de précision ainsi que les limites d'une telle méthode. Une évaluation stricte d'un algorithme de recalage n'est pas une tâche simple du fait de l'absence de vérité terrain. La difficulté d'une telle évaluation réside dans le manque d'informations communes concernant la transformation optimale trouvée par le processus du recalage pour un couple d'images donné, ainsi que le manque de base d'images de référence pour certains types d'images médicale.

Par ailleurs, plusieurs critères ont été fixés pour évaluer une méthode de validation de recalage [Jan02] comme : l'exactitude, la fiabilité, la robustesse, la capacité de trouver des défauts, le degré d'automatisation. Ainsi qu'une standardisation des bases d'images a été mise au point pour quelle soient disponibles à l'utilisation par les chercheurs du domaine.

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de validation des algorithmes de recalage et de comparaison entre images ont été proposées. On peut citer les plus utilisées [Nob06] :

- ***L'inspection visuelle*** : elle est considérée comme la méthode la plus évidente pour une validation qualitative des résultats du recalage. Cette méthode de validation est appelée « Bronze STANDARD » [Gla06]. Elle fondée sur le contrôle visuel du praticien pour juger les résultats après la mise en correspondance des images à comparées. De ce fait, elle nécessite l'intervention de plusieurs experts surtout pour les méthodes de recalage non rigide d'images médicale [Rue99] qui sont plus complexes que les méthodes rigides [Fit98].

Cependant, cette méthode de validation n'est pas suffisante pour une évaluation précise des algorithmes du recalage du faite du manque de l'aspect quantitative d'évaluations.

- ***Evaluation de la mise en correspondance de primitives*** : elle est basée sur l'identification d'un ensemble de primitives géométriques sur les images à comparées et l'évaluation de leur mise en correspondance. Une distance entre les primitives extraites avant et après recalage a été calculée afin de valider la robustesse de l'algorithme de recalage géométrique élaboré.

Ces primitives doivent être nombreuses et distribuées uniformément le long des images afin de ne pas influencer sur le résultat de la validation effectuée.

Pour valider les méthodes de recalage des images médicales, certains auteurs ont basé sur les primitives anatomiques comme primitives géométriques comme les sillons corticaux extraits et appariés par P. Hellier [Hel03b] lors du recalage des images de

cerveau. D'autres ont basé sur des marqueurs artificiels comme primitives géométriques repérés sur des fantômes représentants de l'organe en question [Ray00].

Pour ce type de validation, l'intervention d'un expert du domaine est importante quel que soit la nature des primitives à mettre en correspondance, c'est lui qui doit les préciser.

- **Validation par champs de déformation synthétiques :** le champ de déformation synthétique désigne des transformations synthétiques appliquées à une image de référence afin de simuler quelques déformations connues avant d'entamer le processus du recalage.

Ce type de validation est appelé « gold standard » [Pen02]. Elle consiste à recalculer l'image transformée de l'image de référence avec cette dernière et chercher les paramètres de cette transformation par la méthode de recalage élaborée. Ensuite, il reste à comparer la transformation trouvée avec celle appliquée réellement par le champ de déformation synthétique. L'auteur dans [Nob06] a appliqué cette méthode de validation pour évaluer l'algorithme de recalage élaboré sur des images cérébrales 3D.

Cette méthode de validation permet de mesurer l'exactitude des paramètres de la transformation estimée par l'algorithme de recalage. Par contre, elle ne permet pas de prendre en considération toutes les déformations que peuvent subir les images à comparer et qui vont provoquer des différences des niveaux de gris de l'image. De ce fait, rien ne peut garantir que l'algorithme de recalage validé par cette méthode est performant pour des cas réels.

5. Conclusion

D'après ce chapitre, nous pouvons conclure que des interactions fortes entre les critères caractéristiques d'un système de recalage imposent une attention particulière afin d'obtenir le

compromis le plus satisfaisant pour une méthode spécifique de recalage. Le choix du type des primitives dépend de modalité et de type des images, le choix du critère de similarité est établi en fonction de type de primitives retenu, le choix d'un algorithme d'optimisation pourra être effectué en fonction du nombre de paramètres de la transformation à optimiser ainsi que de la possibilité d'accès aux dérivées du critère de similarité.

CHAPITRE III :
LE RECALAGE EN IMAGERIE
MAMMAIRE

1. Introduction

L'application d'une méthode de recalage est indispensable dans le processus de comparaison des images médicales qui vise à les interpréter correctement. Comme la mammographie est la technique de référence pour le diagnostic et le dépistage du cancer du sein, la majorité des travaux de recalage dans l'imagerie mammaire s'intéressent particulièrement aux images de mammographies.

De ce fait, nous présentons quelques travaux sur les méthodes de recalage des images du sein notamment celles qui s'intéressent aux images de mammographie sont classifiées selon le type des modalités concernées par le recalage. Les approches de validation les plus appliquées pour évaluer les algorithmes de recalage monomodal de mammographies que nous nous sommes motivées sont abordées.

2. Etat de l'art

2.1. Recalage monomodal des images du sein

Le recalage monomodal des images du sein intervient dans le processus de comparaison des images de même modalité. Les modalités concernées par ce type de recalage sont principalement la mammographie avec un recalage 2D/2D, l'échographie et l'IRM avec un recalage 3D/3D.

Dans le cas des IRMs du sein, le recalage intervient pour effectuer une comparaison entre des images 3D avant et après injection d'un produit de contraste afin de détecter certains types de lésions qui sont invisibles par la mammographie. Pour recaler les paires des IRMs du sein, nous pouvons distinguer :

- ✚ Certains travaux basés sur l'extraction et la mise en correspondance des points de contrôles à partir de ces images [Luc00]. Dans ce cas, la transformation obtenue est non rigide et estimée en appliquant la méthode de « Spline à plaque mince » (SPM).

- ✚ D'autres supposent l'existence d'une hypothèse de relation entre les intensités des images à recaler en tentant d'obtenir des paramètres de déformation linéaires [Kri99], [Bru00] ou non linéaires [Rue99], [Hay99], [Kab04].
- ✚ D'autres travaux ont construit un modèle à partir des images IRMs afin de prédire une déformation mécaniques lors d'une biopsie [Aza00], d'autres ont proposé une modélisation biomécanique du sein à partir de ces images [Sam01], [Tan01].

Pour les échographies du sein, le recalage peut aider à la comparaison des séries des images pour la même patiente. Il permet aussi de réduire le bruit ainsi que l'effet des artefacts d'atténuation dans les images échographiques. Pour recaler les paires échographiques du sein :

- ✚ Certains auteurs se basent sur la maximisation de l'information mutuelle pour obtenir des valeurs affines [Mey99] ou non rigide de transformation [Kru02].
- ✚ D'autres ont adopté une stratégie de recalage par blocs pour accélérer leur algorithme non rigide de recalage des images échographiques du sein [Xia02].
- ✚ D'autres se sont basés sur d'autres types de mesures de similarité comme l'entropie dans [Nee05].
- ✚ Tan et al. [Tan13] ont proposé une méthode de recalage rigide d'une série des images échographiques afin de détecter des masses pour les seins denses. Ils ont modélisé la compression du sein par le modèle des Elément Finit (FEM) et la meilleure transformation rigide a été estimée en minimisant le critère de moindre carré (SSD) entre les deux images.

Concernant la mammographie, les clichés concernés par ce type de recalage peuvent être des paires bilatérales du sein droit et gauche ou temporelles du sein d'une même patiente. Le but des comparaisons effectuées dans ce cas est soit de détecter des asymétries (pour un couple bilatéral) qui sont considérées comme des signes d'un éventuel cancer du sein soit de détecter des

anomalies et de suivre une évolution pathologique ou thérapeutique d'une lésion avec le temps (pour un couple temporel).

Dans ce sens, on peut citer :

- ✚ Les travaux basés sur l'appariement des primitives anatomiques comme les contours du sein et la position du mamelon notamment ceux de Marias et al. [Mar05] pour le recalage des paires temporelles de mammographie, de Yin et al. dans [Yin94] pour le recalage des paires bilatérales et ceux basés sur une mise en correspondance non rigide des structures linéaires à l'intérieur du sein [Mar01].
- ✚ Les travaux de Boucher [Bou13] pour le recalage et l'analyse des images temporelles de mammographie. L'algorithme élaborée est composée de deux parties : un alignement des deux clichés de mammographie à comparer afin de détecter des évolutions tissulaires et une analyse conjointe des images recalées dans le but de localiser et de suivre les zones suspectes. L'auteur s'est basé sur l'extraction des primitives géométriques afin de recaler les images de mammographies. Pour cela, plusieurs types de primitives anatomiques ont été extraits (mamelon, contour, muscle pectoral) ainsi que plusieurs méthodes et champs de déformations ont été élaborés.
- ✚ Les travaux de Hachama [Hac08] qui traite le problème d'existence de plusieurs classes pour les pixels des images à comparer. Pour cela, il a construit 3 modèles à base d'approches variationnelles et stochastiques.
- ✚ Dans [Hig98], les auteurs ont construit un modèle de compression du sein afin de déterminer une correspondance entre les incidences cranio caudal (CC) et médio latéral oblique (MLO). La combinaison des différentes vue du sein dans un seul modèle permet de mieux dépister et diagnostiquer un cancer du sein qu'une seule vue. L'appariement a été fondé sur trois principaux notions : la géométrie, la compression et la déformation 3D.

- ✚ Sivaramakrishna [Siv97] a exploité l'information de texture pour un recalage non rigide de mammographies. Il a construit une carte de textures à partir des points de contrôles extraits qui vont être appariés en utilisant l'approche de 'Spline à plaque mince » (TPS) pour avoir la transformation non rigide.
- ✚ Richard et al. [Ric03] s'intéressent au recalage des images bilatérales et temporelles de mammographies. Ils ont élaboré un modèle de recalage qui s'attache à une région d'intérêt dans les images. Après une étape préalable de segmentation d'une région d'intérêt, les auteurs ont défini le problème de minimisation sur cette région avec des conditions aux bords libres permettant un recalage correcte du sein près des contours. En plus, l'énergie à minimiser itérativement pour recaler le cliché sur le modèle est complétée par un terme de segmentation ce qui permet de corriger les éventuelles erreurs de l'étape de prétraitement et d'augmenter la précision du processus de mise en correspondance. Une stratégie multi-grille à base des éléments finis a été adoptée pour la résolution du problème posé.
- ✚ Bakic et al. [Bak04] ont construit le même modèle que Richard et al. [Ric03] en prenant en considération les changements possibles de contraste des images afin d'évaluer l'effet de compression du sein lors des acquisitions.
- ✚ Engeland et al. [Eng03] ont implémenté et testé deux types d'algorithmes de recalage rigide de paires temporelles de mammographies. L'un est basé sur les primitives anatomiques telle que la location du mamelon et les centres de masses des tissus du sein et l'autre basé sur l'information mutuelle. Ils ont déduit que celui-ci est le plus performant pour le recalage des mammographies.
- ✚ Suri et al. [Sur05] ont développé une méthode hybride de recalage en exploitant l'information géométrique et iconique pour recaler les images mammographiques. Ils ont générés un masque en utilisant un algorithme adaptatif de segmentation. Une zone d'intérêt a été ensuite extraite à partir des mammographies en utilisant ce masque qui sera le sujet exclusif d'un recalage à base de l'information mutuelle.

- ✚ Les travaux de Wirth et al. [Wir02] pour le recalage des paires temporelles et bilatérales de mammographie à base de l'information mutuelle. L'approche consiste à effectuer une subdivision progressive des images à recalées en des imagettes de taille de plus en plus petites qui seront ensuite recalées localement d'une façon indépendante et le calcul de la transformation non rigide globale est estimé par interpolation de toutes les transformations locales.
- ✚ Dans [Dha09], une combinaison entre les algorithmes hiérarchiques et la décomposition par bloc des images a été adoptée pour recaler des paires de mammographies d'une manière non rigide. Les auteurs ont recalé les images en se basant sur la corrélation comme mesure de similarité et la méthode de Powell pour optimiser ses valeurs.
- ✚ Les auteurs dans [Mar14] ont prouvé l'utilité des paramètres extraits du recalage dans la détection des cas anormaux avec masse au niveau du sein. Cette étude permet de démontrer que le recalage non rigide de mammographie permet d'augmenter le taux de détection par rapport aux méthodes de détection classiques que ce soit pour les paires bilatérales ou temporelles. L'algorithme du recalage élaboré est initialisé par un recalage affine à base de l'information mutuelle suivi par un recalage non rigide des points de contrôle extraits à partir du contour du sein et appariés par un algorithme robuste de mise en correspondance.

2. 2. Recalage multimodal des images du sein

Le recalage multimodal des images du sein vise à fusionner les informations provenant des différentes modalités de l'imagerie mammaire. L'intérêt s'est porté sur les méthodes de recalage de type 2D/ 3D des mammographies avec les images correspondantes de type échographie et IRMs du sein ayant des objectifs similaires à ceux des experts qui ne cessent de comparer entre ces différentes images. L'utilité de la combinaison entre ces trois modalités de l'imagerie du sein a été étudiée par Malure [Mal01].

Pour la combinaison des images mammographiques avec des échographies du sein, le recalage intervient dans le processus de comparaison de ces images complémentaires dans le but d'augmenter le taux de détection des cas de cancer surtout pour les seins denses ainsi que de caractériser la nature d'une lésion (kyste ou masse) détectable par une mammographie.

- ✚ Une étude a été faite par Kapur [Kap04] pour la combinaison d'images en coupes transversales obtenue par la tomosynthèse de la mammographie numérique et par l'échographie du sein.
- ✚ Dans [Hop13], les auteurs ont tenté de recaler des images des ultrasons en 3D avec des images de mammographie afin de fournir des informations quantitatives et morphologiques concernant les tissus tumoraux du sein. La méthode de recalage s'est basée sur un modèle biomécanique du sein.

Concernant le domaine de la combinaison entre IRM et mammographie, le recalage dans ce cas permet de mieux localiser une masse détectée par la mammographie et de préciser sa morphologie et sa taille.

- ✚ La stratégie a été adoptée par Marti et al. [Mar02] pour résoudre ce problème, est de réaliser une projection 2D du volume de l'IRM étudié puis d'accomplir une mise en correspondance de type 2D/ 2D entre la projection obtenue et l'image de mammographie à recalée.
- ✚ Dans [Rui03], la correspondance spatiale entre ces images a été calculée à l'aide d'une simulation de la compression de la plaque de mammographie avec le volume IRM.
- ✚ Dans une étude récente dans [Tor12], on présente une méthode entièrement automatique et capable de détecter la position d'une lésion dans les deux modalités en utilisant un modèle (FEM) de simulation de la compression du sein.

3. Validation des méthodes de recalage d'images de mammographie

Comme dans toute méthode de recalage d'images, l'algorithme de recalage doit être validé afin d'évaluer ces performances. L'aspect déformable et imprévisible du sein rend cette validation une tâche délicate. Dans ce sens, différents aspects ont été pris en charge :

3.1. Une base de données commune

Afin de rendre une évaluation objective entre les différentes approches de recalage des images de mammographies, des bases d'images de référence ont été mise à la disposition pour la communauté scientifique qui sont accessibles à tout moment et gratuitement. On peut distinguer les deux bases d'images mammographiques les plus célèbres dans la littérature :

✚ La base d'images MIAS (Mammographic Images Analysis Society) [Suc94]

Elle comporte des paires bilatérales en vues médio latérale oblique des seins droites et gauches des mêmes patientes et classifiées selon le type des lésions en sein normal, sein possédant des suspicions et sein tumoral. Elle a été largement utilisée dans le domaine du traitement automatique des images du sein [Wir02], [Dha09], [Mar14].

✚ La base d'images DDSM (Digital Database of Screening Mammography) [Hea00]

Elle est organisée en volumes et cas. Un cas est un ensemble d'images mammographiques d'une même patiente comportant deux types de clichés MLO et CC des deux seins droite et gauche. Le volume est constitué de plusieurs cas qui sont collectés ensemble pour faciliter la distribution et regroupés selon leurs aspects communs. Il existe quatre classes de volume : volume normal, volume suspect ou fortement suspect, volume bénigne et volume probablement bénigne.

3. 2. Evaluation des mises en correspondance des primitives

Elle consiste à calculer une mesure de distance entre différents types de primitives comme erreur de recalage.

- ✚ Dans [Eng03], [Mar05], les différentes méthodes de recalage ont été validées en calculant une distance entre des anomalies annotée manuellement avant et après recalage.
- ✚ Dans [Bou13], l'auteur a évalué sa méthode de recalage des paires temporelles de mammographie en calculant une distance moyenne entre la position des lésions identifiées par un expert après recalage et la position qu'ils devraient avoir.

3. 3. Soustraction des images

La soustraction des images est une approche de validation visuelle des résultats des méthodes de recalage des mammographies. Elle est basée sur la différence entre les niveaux de gris des deux images à comparer. L'image de différence peut être obtenue par simple soustraction, par une soustraction pondérée, ou par soustraction non linéaire [Yin93], [Yin93].

- ✚ Dans [Eng03], [Wir02], [Ric03], les auteurs ont appliqué une simple soustraction entre les deux images à comparer et inversé les valeurs de niveaux de gris obtenue.
- ✚ Dans [Die10], les auteurs ont utilisé une simple soustraction des valeurs d'intensité entre des images temporelles de mammographies. La même stratégie a été adoptée par Bozek et al. dans [Boz11].

3. 4. Calcul des mesures de similarités entre images

Cette approche est généralement couplée avec la précédente pour mieux valider les résultats.

- ✚ Dans [Ric03], [Die10], les auteurs ont calculé le SSD et le MI entre les images à comparer avant et après recalage pour les différentes méthodes de recalage appliquées.
- ✚ Dans [Dha09], autres métriques ont été calculées comme le coefficient de corrélation et le PSNR.

3. 5. Etude de fantôme

Les études sur les fantômes du sein sont largement utilisées dans les applications du recalage automatique des images du sein du fait qu'ils sont réutilisables, immobiles, faciles à utiliser ainsi que la possibilité de contrôler leurs mouvements. Ils sont utilisés dans :

- ✚ Bakic et al. [Bak04] ont simulé l'effet de compression dans les mammographies.
- ✚ Kapur et al. [Kap02] ont simulés le recalage multimodale des mammographies sur des images échographiques.
- ✚ Richard et al. [Ric06] ont recalé des paires temporelles synthétiques de mammographies générées en utilisant des fantômes déformables subiront des effets variables de compressions.

4. Conclusion

Différentes techniques de recalage dans l'imagerie du sein dans le cas monomodale (mammographie / mammographie) ou multimodale (mammographie / IRM ou Echographie) ont

été présentées. Un aperçu des différentes méthodes de validation des approches de recalage des images de mammographie a aussi été mis en exergue.

CHAPITRE IV :
UN ALGORITHME HIERARCHIQUE
COMBINE DE RECALAGE

1. Introduction

Notre contribution porte sur l'analyse comparative des paires bilatérales de mammographies dont le but de détecter des changements dans la constitution des tissus du sein dans le domaine de dépistage d'un cancer du sein ou de diagnostic des éventuelles anomalies. Cette détection ne peut être accomplie avec succès sans outil intermédiaire indispensable de recalage des paires de mammographies. Dans ce chapitre, une description de l'algorithme de recalage de mammographies proposé a été détaillée.

De ce fait, afin de bénéficier des avantages des deux catégories du recalage tout en évitant leurs limites, nous proposons une approche hybride d'un recalage iconique et d'un appariement géométrique dans un plan qui combine entre la technique de multirésolution et une stratégie de subdivision progressive des images. Cette combinaison permet de réduire la complexité de l'algorithme du recalage non rigide des images.

2. Le plan hiérarchique combiné

2.1. La technique de multi-résolution

La stratégie de multi-résolution consiste à représenter un signal selon différents niveaux de détails ou de résolutions [Les99]. Elle peut être représentée par une pyramide gaussienne. Le but d'une méthode du recalage dans un schéma de multi-résolution est de mieux gérer la complexité des données en augmentant progressivement la taille des images correspondantes d'un niveau à autre ce qui permet d'augmenter progressivement la quantité des données à chaque niveau jusqu'au niveau original de résolution. Cette stratégie est motivée par le gain calculatoire qu'elle apporte aux algorithmes de recalage en initialisant la recherche de la transformation optimale pour un recalage de plus en plus complexe.

Si on note $L_1 \dots L_m$ les étapes de résolution tel que m représente le nombre des étapes de multirésolution et L_m le niveau le plus bas de résolution. Le recalage dans un plan hiérarchique de donnée à base d'une pyramide gaussienne peut être décrit comme suit:

1. On construit une pyramide gaussienne d'images à recaler.
2. On fait le recalage sur les images à faible résolution correspondant au niveau L_m .
3. La solution obtenue initialise la solution du recalage au niveau suivant de résolution.
4. L'étape 2 et 3 sont répétées pour chaque niveau de résolution à atteindre le niveau original L_1 .

La construction d'une pyramide gaussienne est basée sur le principe de filtrage gaussien de l'image (générateur de filtres passe bas) et de sous échantillonnage comme illustré dans la figure (fig. IV-1).

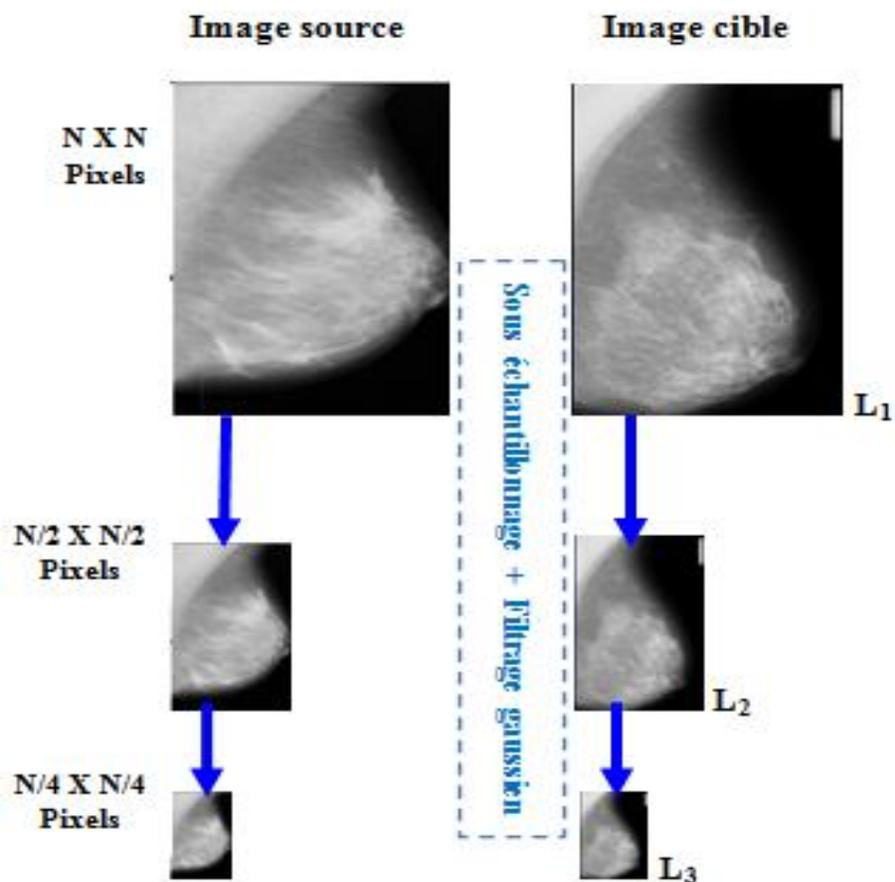


Figure IV-1. Construction d'une pyramide de mammographies de trois niveaux de résolution

Le filtrage permet de conserver le maximum d'informations malgré la perte provoquée par le sous échantillonnage. La décimation par deux construit des images de coordonnées non entières pour chaque point modifié. Il est donc nécessaire d'appliquer une des méthodes de ré-échantillonnage qui consiste à créer une nouvelle image avec des coordonnées entières se rassemblant à l'image ayant des coordonnées réelles. Soit I_r l'image de coordonnées réelles et I_e l'image de coordonnées entières représentant I_r .

Plusieurs méthodes sont utilisables pour le ré-échantillonnage. Nous allons citer dans ce qui suit les deux méthodes les plus utilisées : Le plus proche voisin, l'interpolation linéaire (par pondération de distance, pondération gaussienne, ou pondération suivant un sinus cardinal).

- *Le plus proche voisin (PPV)*: C'est la méthode la plus simple et la plus rapide des méthodes de rééchantionnage. Elle consiste à attribuer à chaque point de I_e la valeur du point ayant les coordonnées les plus proches dans I_r .
- *Interpolation linéaire (LL)*: C'est une méthode de rééchantionnage plus lente que le plus proche voisin. Les niveaux de gris des quatre voisins des pixels de I_r ayant des coordonnées entières contribuent à la valeur du niveau de gris des pixels de I_e . Ces quatre pixels sont pondérés selon leur distance au pixel de I_e . Il existe plusieurs méthodes de pondération :
 - ✓ *Pondération suivant une distance* : Pour chaque point de I_r , une distance entre les quatre points les plus proches de ce pixel est calculée pour contribuer aux valeurs des niveaux de gris de I_e .
 - ✓ *Pondération suivant une distance gaussienne* : Dans ce cas, une distance gaussienne est appliquée afin de contribuer aux valeurs des points de I_e .
 - ✓ *Pondération suivant un sinus cardinal* : C'est une autre variante des pondérations possibles des points de I_r . Cette méthode de rééchantionnage est meilleures que l'interpolation avec une distance gaussienne en terme de qualité et de temps de

calcul. Le sinus cardinal peut donner des valeurs négatives aux points. De ce fait, il est envisagé de donner aux pixels ayant des valeurs négatives la valeur zéro.

Concrètement, le sinus cardinal et l'interpolation linéaire par distance se ressemblent en termes de qualité dans les résultats obtenus avec des temps de calculs plus courts pour l'interpolation linéaire par distance.

Dans sa thèse, Sarrut [Sar00] explique de manière très détaillée les types d'interpolation en se référant aux travaux antérieurs d'autres auteurs. Il a comparé les méthodes d'interpolation, selon différents critères. Sarrut a montré que l'interpolation linéaire entraînant de petits artefacts. De ce fait, la méthode linéaire s'avère la plus appropriée.

Dans notre cas, la perte d'informations engendrée par la génération d'une pyramide gaussienne des deux images à recaler n'a pas de conséquences majeures sur les résultats de recalage car l'estimation finale repose sur les images initiales et la multi-résolution est envisagée afin de converger progressivement vers l'optimum de la fonction de coût.

2. 2. La stratégie de subdivision progressive des images en blocs

Cette stratégie consiste à diviser les images à recaler en des imageries de tailles de plus en plus fines qui vont être localement recalées. La transformation non rigide globale est estimée par interpolation de toutes les transformations locales [Lik01].

Pour ce faire, on effectue un processus de recalage avec une grille contenant un faible nombre de points de contrôle ce qui permet de définir une transformation globale. L'image résultat de ce processus sert d'image de départ d'un nouveau cycle de recalage mais cette fois-ci avec un plus grand nombre de points de contrôle. Le but de cette subdivision est de mieux gérer la complexité de déformation [Les99] où le nombre des images à recaler augmente progressivement d'un niveau hiérarchique à autre ce qui permet d'augmenter progressivement la complexité de déformation et diminuer la complexité calculatoire.

2. 3. La hiérarchie combinée

L'algorithme hiérarchique développé (fig. IV-2) permet d'augmenter simultanément la taille des données manipulées (hiérarchie de données) avec le nombre des imasettes d'un niveau à autre (hiérarchie de déformation) avec une taille fixe, minimale et prédéterminée des imasettes à recalées pour chaque niveau de la hiérarchie.

Le tableau 1 contient le nombre et la taille des imasettes à recalées ainsi que la taille globale des images à comparer pour trois niveaux hiérarchiques tel que la taille globale des images originales est égale à $N \times N$.

La dimension fixe des imasettes à recaler est un avantage majeur permettant ainsi de parcourir un ensemble fixe et réduit des paramètres de l'espace de recherche. La complexité de l'algorithme de recalage augmente d'un niveau à l'autre en augmentant le nombre des imasettes avec une complexité minimale dans le premier niveau hiérarchique en variant juste les paramètres de la transformation obtenus à chaque niveau ce qui contribue à une convergence rapide de l'algorithme de recalage non rigide.

De ce fait, cette combinaison permet de réduire le temps de calcul nécessaire pour l'exécution de l'algorithme de recalage non rigide par rapport aux travaux que n'y font pas référence [Lik01].

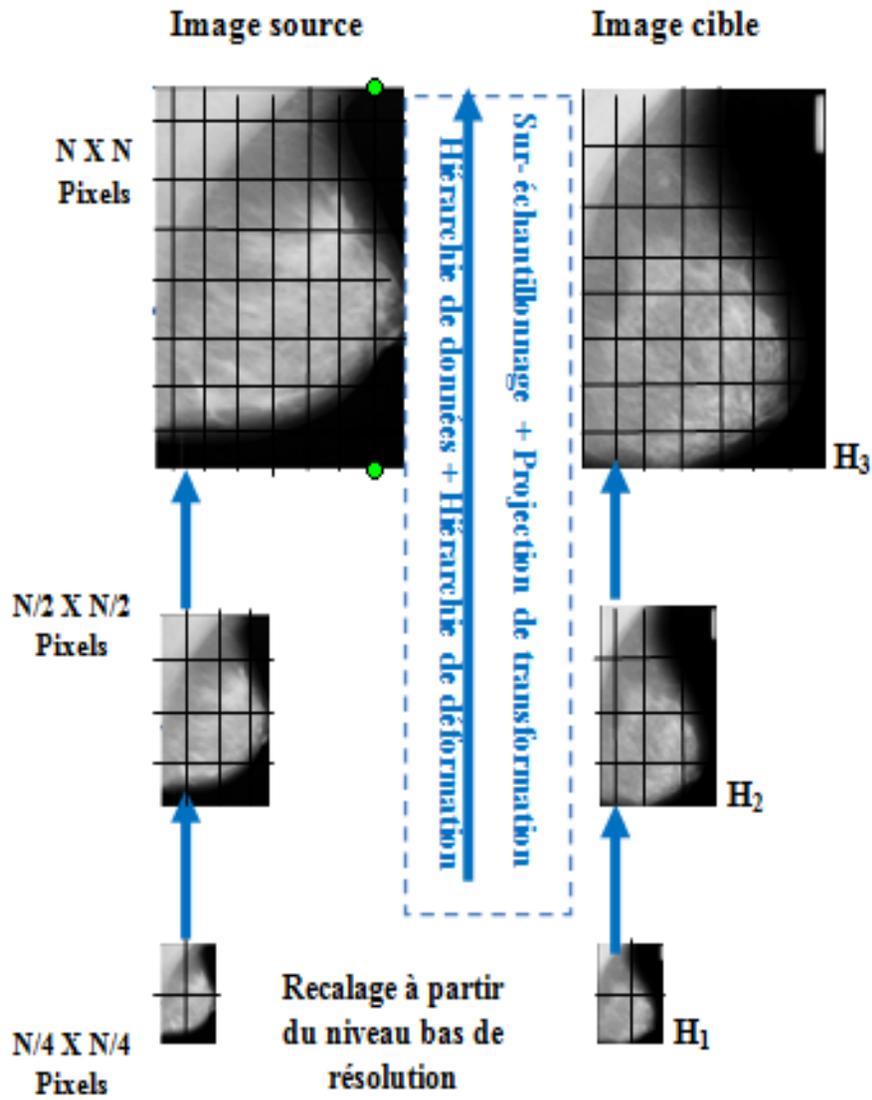


Figure IV-2. Principe du recalage dans un plan hiérarchique combiné

Niveau hiérarchique	Taille des images manipulées	Nombre des imagettes à recalées (hiérarchie de déformations)	Taille des imagettes (quantité de données)
H ₁	N/4 X N/4	4	N/8 X N/8
H ₂	N/2 X N/2	16	N/8 X N/8
H ₃	N X N	64	N/8 X N/8

Tableau 1 Récapitulatif des tailles des images à comparer dans un algorithme hiérarchique combiné avec le nombre et la taille des imagettes à recalées pour chaque niveau de la hiérarchie

3. Une méthode hybride de recalage

3.1. Un recalage iconique à base de l'information mutuelle

Le processus de recalage iconique peut être vu comme un problème d'optimisation d'une fonction de coût. Il est appliqué dans notre cas pour estimer une transformation rigide entre les imagettes correspondantes. Afin de trouver la meilleure transformation rigide d'une imagette cible B à recalé avec une imagette source A, on cherche un ensemble de paramètres T qui maximise une fonction F tel que :

$$T^* = \underset{T}{\operatorname{argmax}} F(A, T(B)) \quad (\text{IV-1})$$

Les valeurs des paramètres de la transformation T sont choisit itérativement pour maximiser la ressemblance entre images.

L'ensemble de ces paramètres constitue l'espace de recherche des transformations. T^* représente les paramètres optimaux de la transformation qui aligne au mieux l'imagette transformée de l'imagette cible avec l'imagette source.

Pour le recalage local des imagettes, la fonction de coût F choisie est l'information mutuelle. C'est un concept issu de la théorie de l'information et proposé comme critère de similarité pour les méthodes de recalage par Viola [Vio97]. Contrairement aux méthodes classiques de recalage se basant sur la mesure des intensités de l'image, l'information mutuelle se base sur la quantité d'information que contiennent les images.

Le calcul de l'information mutuelle est basé sur la densité conjointe de probabilité des niveaux de gris des images calculée à partir de l'histogramme conjoint des niveaux de gris entre ces images [Mae99]. L'histogramme joint a été proposée sous cette appellation par Collignon en 1995 [Col95].

Chaque point de l'histogramme conjoint constitue la densité de probabilité conjointe des niveaux de gris de deux images à recalées. Pratiquement, l'histogramme conjoint est un graphe tridimensionnel de R^2 dans R . Les valeurs de l'histogramme joint représentent le nombre d'occurrence des combinaisons des valeurs des pixels dans les deux images (fig. IV-3).

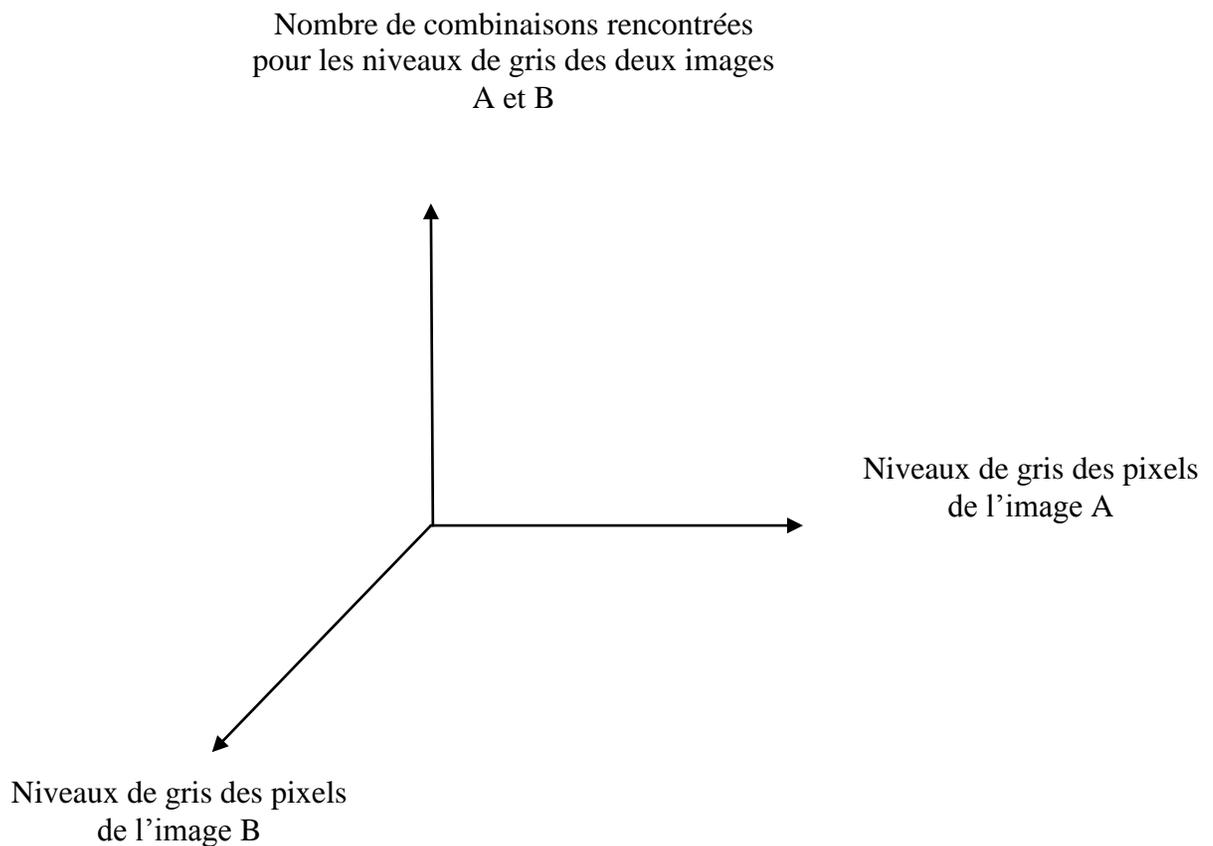


Figure IV-3. Principe de l'histogramme conjoint des deux images A et B [Ris02]

Pratiquement, l'histogramme conjoint est uniforme quand les deux images sont complètement différentes (fig. IV- 4). En parallèle, l'histogramme conjoint pour deux images identiques ou parfaitement alignées (fig. IV- 5). De ce fait, pour deux pixels correspondants, leurs valeurs de niveau de gris doivent être les mêmes dans les deux images.

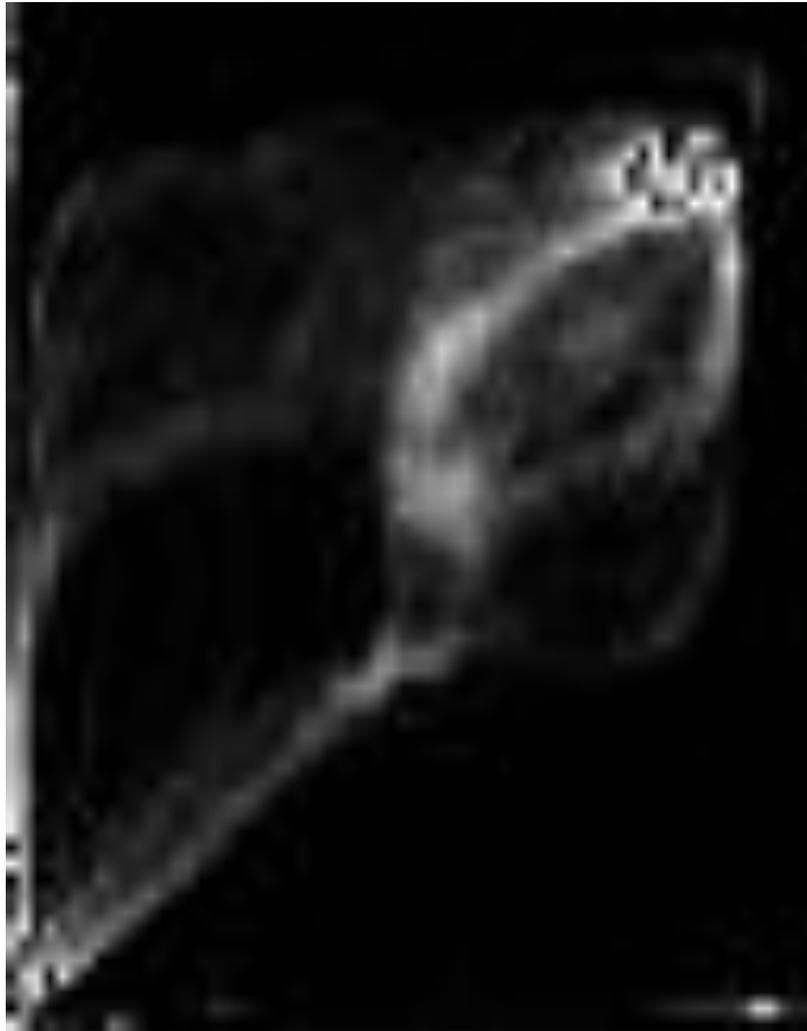


Figure IV-4. Exemples de l'histogramme conjoint pour des images non recalées [Wir02]

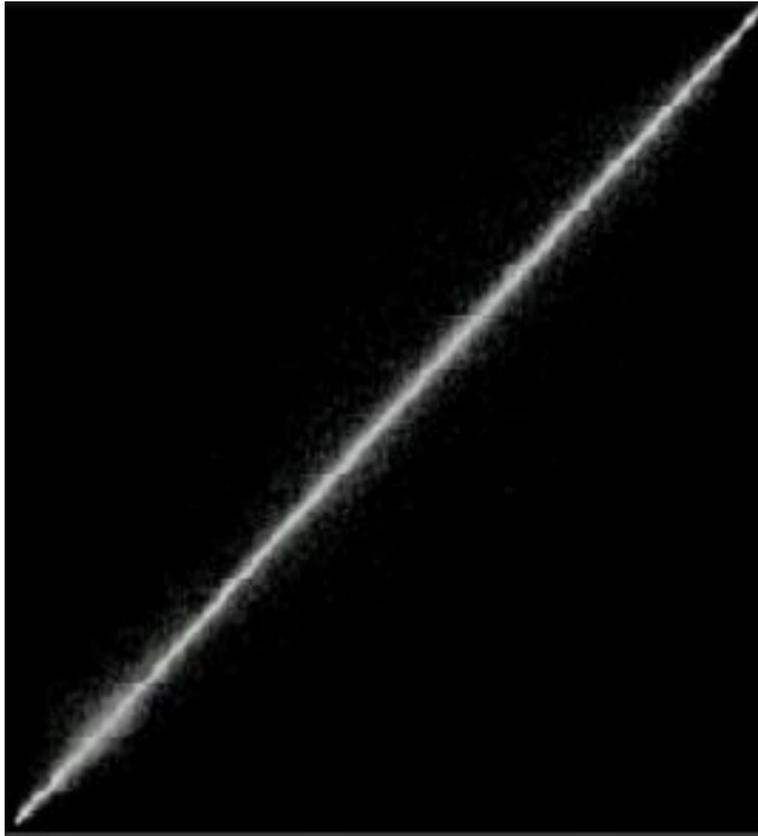


Figure IV-5. Exemple de l'histogramme conjoint pour des images recalées [Wir02]

La mesure de l'information mutuelle peut être définie par plusieurs formes identiques. Dans ce qui suit, nous allons présenter les trois formes les plus utilisées dans la littérature [Plu03]. Chaque forme de définition exprime différemment l'information mutuelle.

- *La première définition:* pour deux images A et B, l'information mutuelle MI peut être définie par :

$$MI(A, B) = H(B) - H(B/A) \quad (\text{IV-2})$$

Avec :

$H(B)$ représente l'entropie de Shannon [Sha48] de l'image B. Elle mesure la quantité d'informations contenue dans l'image B.

$H(B/A)$ représente l'entropie conditionnelle mesurant la quantité d'information contenue dans l'image B lorsque l'image A est connue.

L'entropie de Shannon d'une image $H(I)$ est donnée comme suit:

$$H = - \sum p_i \log(p_i) \quad (\text{IV-3})$$

En interprétant l'entropie comme mesure d'incertitude, l'équation (IV-2) se traduit en :

Le degré d'incertitude sur l'image B moins l'incertitude sur B quand A est connue. Dans ce cas, l'information mutuelle correspond à la quantité d'informations que les deux images contiennent. De ce fait, les images doivent être en parfaite alignement quand la quantité d'informations qu'elles contiennent l'une sur l'autre soit maximale ce qui conduit à maximiser la valeur de l'information mutuelle.

- La deuxième définition : elle est calculées à partir des entropies de deux images $H(A)$, $H(B)$ et l'entropie jointe $H(A, B)$. L'information mutuelle MI peut être définie par :

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (\text{IV-4})$$

L'entropie $H(A)$ respectivement $H(B)$ mesure la quantité d'informations apportée par l'image A respectivement B . L'entropie jointe $H(A, B)$ mesure la quantité d'information que les images A et B contiennent en même temps.

Maximiser l'information mutuelle sous cette forme revient à minimiser la valeur $H(A, B)$. L'entropie conjointe de deux images I, J est la suivante :

$$H(I, J) = - \sum p_{i,j}(i, j) \log p_{i,j}(i, j) \quad (\text{IV-5})$$

Où $p_{i,j}$ est la probabilité de distribution marginale des niveaux d'intensité de l'image.

- La troisième définition : est comme suit

$$MI(A, B) = \sum_{a,b} P(a, b) \log \frac{P(a, b)}{P(a)P(b)} \quad (\text{IV-6})$$

Avec:

- $P(a, b)$ est la *densité de probabilité conjointe*. Elle représente la probabilité qu'un point dans l'imagette soit un couplage entre la valeur (a) sur l'imagette A et la valeur (b) sur l'imagette B . En d'autres termes, c'est la probabilité d'avoir un pixel de valeur (a) dans A et de valeur (b) dans B , elle est définie comme suit :

$$P(a, b) = h(a, b) / \sum_{a,b} h(a, b) \quad (\text{IV-7})$$

Où $h(a, b)$ est la valeur de l'histogramme joint au point (a, b) , $\sum_{a,b} h(a, b)$ est le nombre global des points de l'histogramme conjoint.

- $p(a)$ est une *densité de probabilité marginale*. Elle représente la probabilité que l'on trouve un pixel de valeur (a) sur l'imagerie de référence A définie comme suit :

$$P(a) = \sum_b p(a, b) \quad (\text{IV-8})$$

- $p(b)$ est aussi une *densité de probabilité marginale*. Elle représente la probabilité que l'on trouve un point de niveau de gris (b) sur l'imagerie cible B définie comme suit :

$$p(b) = \sum_a p(a, b) \quad (\text{IV-9})$$

Les densités de probabilité marginale sont calculées en sommant les lignes ou les colonnes de l'histogramme conjoint.

L'interprétation de cette forme de définition est qu'elle mesure une distance entre les distributions jointes des valeurs de niveau de gris $p(a, b)$ et la distribution jointe dans le cas d'indépendance des images $p(a), p(b)$. L'hypothèse est qu'il y a une dépendance maximale entre les valeurs de niveaux de gris des images quand elles sont correctement alignées.

Pour une meilleure compréhension de ces notions, nous présentons dans la figure (fig. IV-6) le diagramme de venn [Bat07].

Afin de trouver la transformation optimale T^* qui aligne au mieux les deux images A et B, nous avons remplacé la valeur de F dans l'expression (IV-1) par MI dans (IV-6).

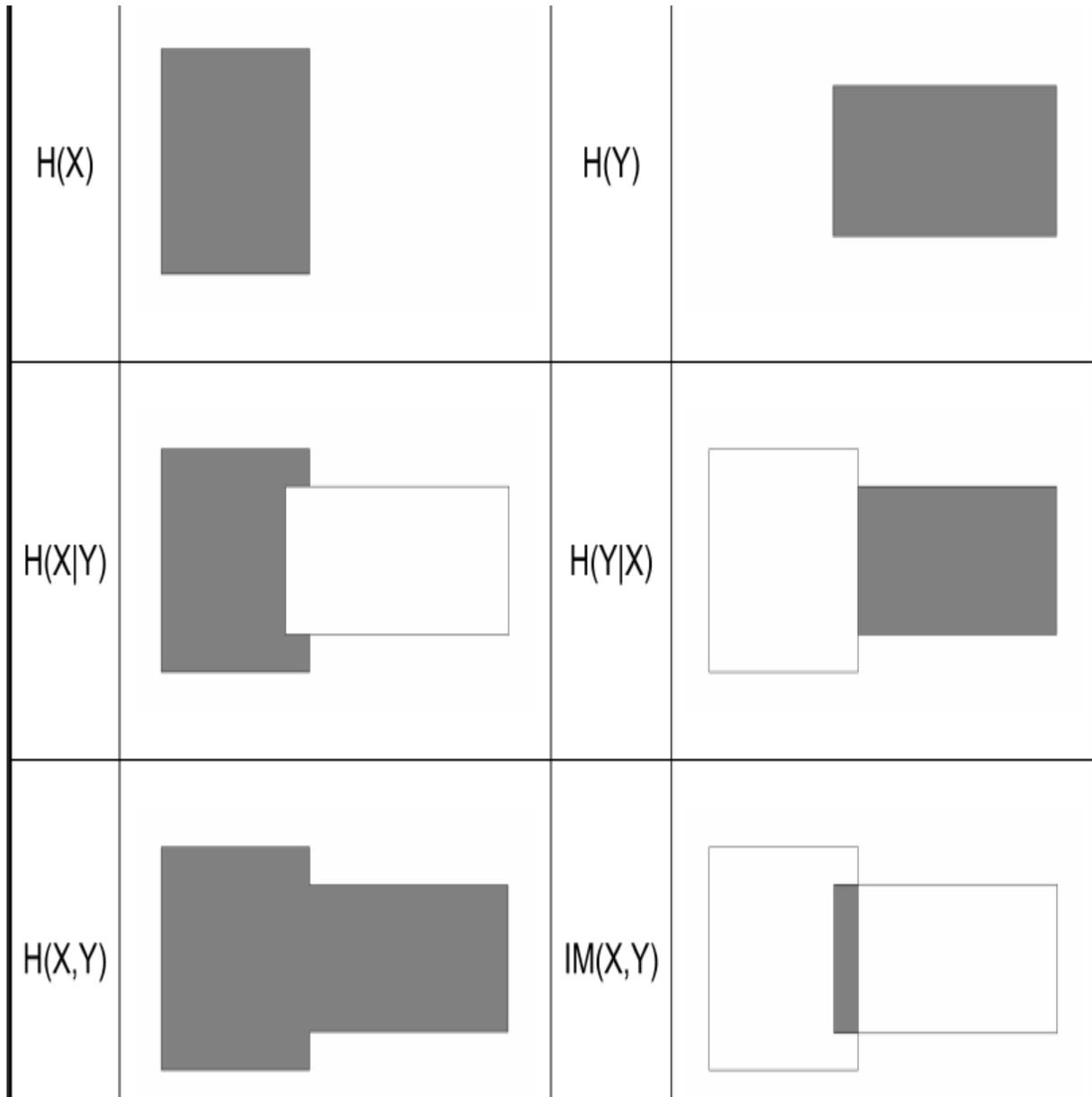


Figure IV-6. Diagramme de Venn pour deux variables X et Y; $H(\cdot)$ entropie, $H(\cdot, \cdot)$ entropies conjointes, $H(\cdot|\cdot)$ entropie conditionnelles, $IM(\cdot, \cdot)$ information mutuelle. Les quantités grisées représentent la quantité d'information [Bat07]

Pour l'estimation des transformations rigides locales, la fonction de coût a été minimisée comme illustrée dans la figure (fig. IV-7). A chaque itération, on calcul la valeur de l'information mutuelle de l'imagette source et l'imagette cible transformée par les paramètres du recalage estimés dans cette itération. A la fin, on retenue les paramètres correspondant à la valeur max de l'information mutuelle et qui constituent la transformation optimale du recalage.

Dans un domaine 2D, les transformations rigides sont composées de translations (t_x , t_y) et d'un angle de rotation θ . Les coordonnées transformées de l'imagette cible B sont exprimées comme suit :

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \end{bmatrix}$$

Avec (x', y') sont les coordonnées transformées de (x_B, y_B) .

Dans cette étude, en considérant que la transformation rigide recherchée est composée juste de translations en x et en y. De ce fait, les translations possibles dans chaque direction ne peuvent pas dépasser l' quart de la taille de l'imagette à recalage. Dans ce cas, la discrétisation de l'espace de recherche afin de retenir les meilleurs paramètres est la plus adaptée pour une convergence correcte de l'algorithme d'optimisation. Elle permette d'éviter une initialisation manuelle des paramètres du recalage, d'éviter le calcul du gradient de la fonction de coût ainsi que de garantir l'obtention de l'optimum globale qui est considéré crucial dans le domaine médical.

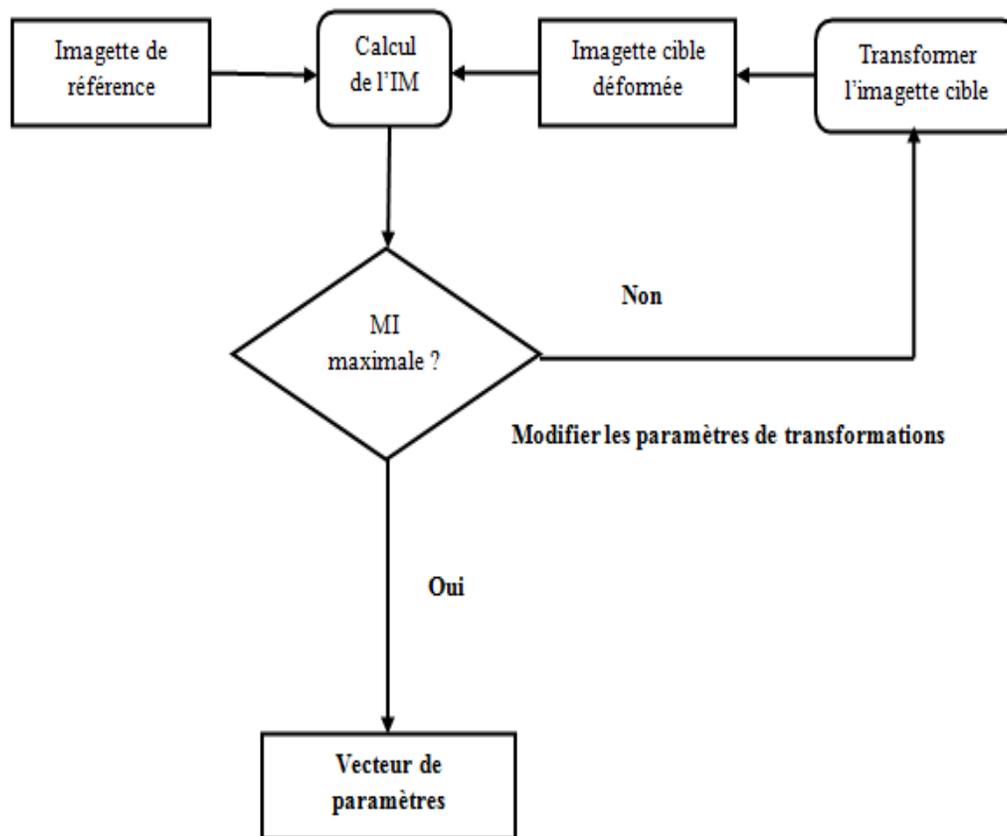


Figure IV-7. Processus du recalage rigide à base de l'IM

3.2. Un appariement géométrique à base la méthode de TPS

Pour calculer la transformation non rigide optimale entre deux mammographies, une transformation locale paramétrique basée sur les plaques mince (Spline à plaque mince SPM ou Thin Plat Spline TPS en anglais) [Boo89] a été utilisée. On applique cette méthode afin de transformer l'image selon le principe d'une plaque métallique déformable par des points de contrôle à partir des deux images à recaler en les rapprochant le plus possible afin de corriger les différences existées.

La transformation lisse obtenue est composée de deux types de transformation : affine et non affine.

En 2D, pour un nombre N de point de contrôle, il fallait estimer $(6 + 2 \times N)$ paramètres pour calculer une transformation de type (SPM).

Mathématiquement, la Spline en plaque mince (SPM) ou Thin-Plat Spline (TPS) est une fonction radiale basic qui a été proposée pour le recalage des images médicales par Bookstein [Boo89]. La fonction $f(x, y)$ décrivant la plaque minimise la fonction d'énergie suivante :

$$E = \iint_R \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + 2 \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 dx dy \quad (\text{IV-10})$$

Où f est la fonction d'interpolation. Cette fonction assure que $f(x_i, y_i) = P_i$ pour tous les point de contrôle P_i et performe l'interpolation pour toutes les autres valeurs. La fonction d'interpolation qui modélise le déplacement des points de contrôle P_i dans la direction x respectivement y peut être décrite par les fonctions f_x respectivement f_y comme suit :

$$f_x(x, y) = a_x x + a_y y + t_x + \sum_{i=1}^n w_i U(|\vec{P}_i - (x_i, y_i)|) \quad (\text{IV-11})$$

$$f_y(x, y) = b_x x + b_y y + t_y + \sum_{i=1}^n w_i U(|\vec{P}_i - (x_i, y_i)|) \quad (\text{IV-12})$$

Où $a_x, a_y, t_x, t_y, b_x, b_y$ et w_i sont les paramètres de la transformation, N est le nombre de point, \vec{P}_i est le i ème point de contrôle, (x, y) est un point quelconque. U est l'équation de la surface de la plaque (la fonction radiale d'interpolation non rigide U), w_i est les poids de la fonction U .

Dans notre cas applicatif, le nombre des coefficients de déformation augmente progressivement d'un niveau à autre selon le nombre des points de contrôle générés correspondants au nombre des imageries à recalées rigidement et localement.

4. Description générale de l'approche proposé

L'algorithme proposé dans cet article a été basé sur un recalage iconique et un appariement géométrique dans un plan combiné de la hiérarchie de donnée et celle de déformation où $H_1 \dots H_m$ représentent les niveaux des hiérarchies construits correspondent respectivement aux niveaux de résolution $L_m \dots L_1$ (typiquement $m=3$). Cet algorithme peut être résumé comme suit :

1. Construire une pyramide gaussienne pour l'image source et cible.
2. En commençant le recalage au plus faible niveau de résolution L_m correspondant au niveau H_1 de la hiérarchie.
3. Pour le niveau H_k (tel que $1 \leq k \leq m$) de la hiérarchie, on effectue une subdivision des images en 4^k imagettes de tailles identiques prédéterminées en fonction du nombre des étapes de résolution établies (égale à $N/2^m \times N/2^m$). Les couples des imagettes correspondantes sont alignées rigidement en maximisant l'information mutuelle (selon le principe décrit dans la figure 3) par une recherche exhaustive des meilleurs paramètres. Ces couples génèrent des vecteurs de translation en x et en y qui vont être considérés comme des points de contrôle à interpoler élastiquement en utilisant un appariement géométrique à base de la méthode de (SPM) [Wir02] afin de trouver la transformation non rigide dans ce niveau.
4. La transformation non rigide globale estimée va être appliquée à l'image cible dans le niveau H_k . L'image déformée va être projetée dans le niveau suivant de résolution et utilisée comme initialisation pour la transformation à estimée dans ce niveau.
5. Les étapes 3 et 4 sont répétées pour chaque niveau de la hiérarchie jusqu'au niveau original de résolution correspond au niveau H_m .

Les étapes de l'algorithme de recalage peuvent être illustrées dans la figure (fig. IV-6).

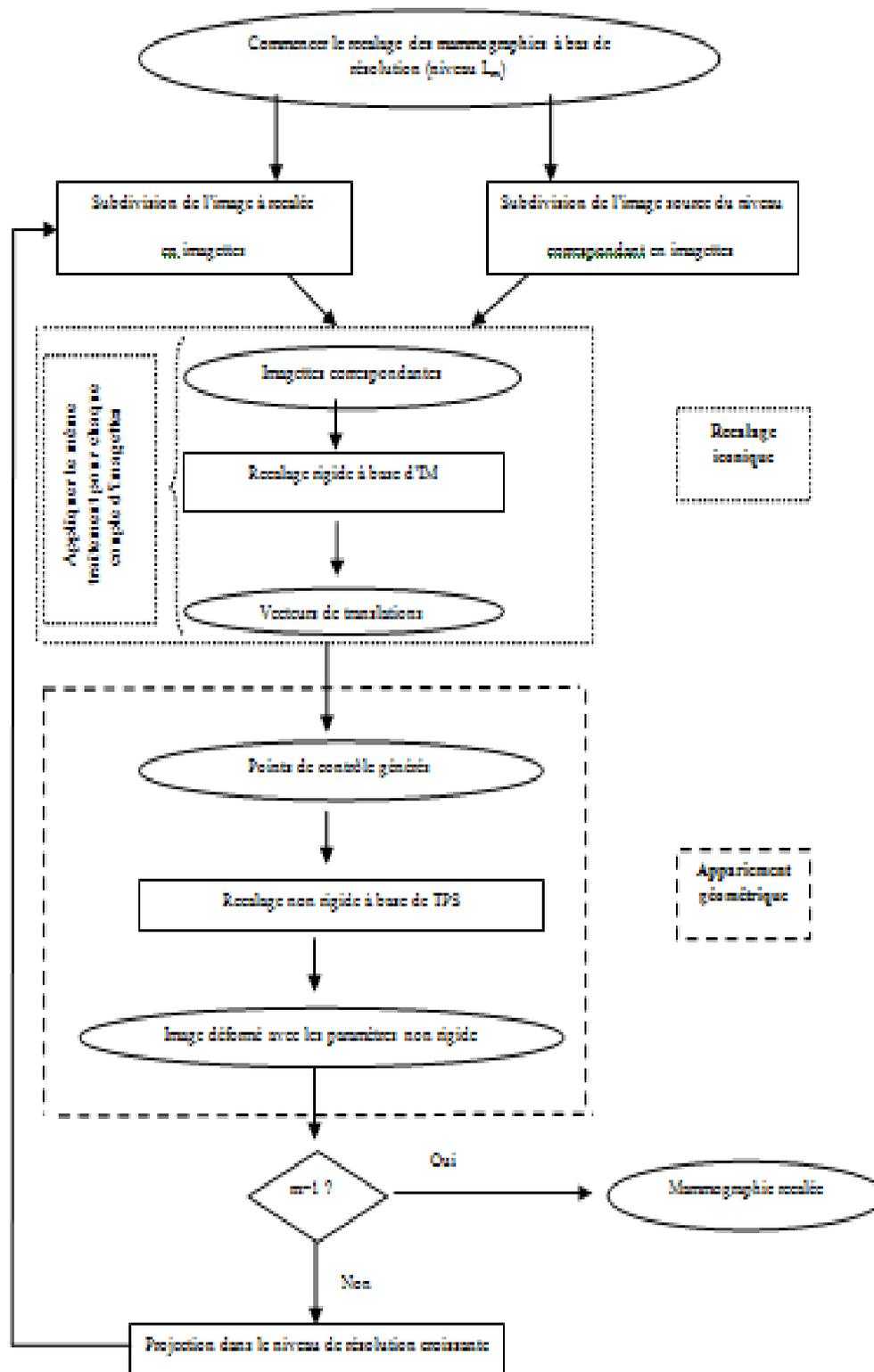


Figure IV-8. Description de l'approche de recalage proposé

5. Conclusion

Nous avons détaillé dans ce chapitre les étapes d'un algorithme hiérarchique combiné de recalage de mammographie à base d'un recalage iconique en utilisant l'information mutuelle et d'un appariement géométrique en utilisant la méthode de (SPM) pour trouver la transformation non rigide globale. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter nos résultats expérimentaux de cet algorithme hiérarchique testé sur des images mammographiques bilatérales seins et anormales.

CHAPITRE V :
CONCEPTION ET REALISATION

1. Introduction

Le recalage des couples bilatérales d'images mammographiques est un traitement indispensable pour effectuer une analyse automatique la plus objective possible pouvant conduire à un dépistage précoce d'un cancer du sein. La qualité du recalage est donc un facteur important pour diminuer le taux des faux diagnostics au même titre que le facteur temps aux routines cliniques.

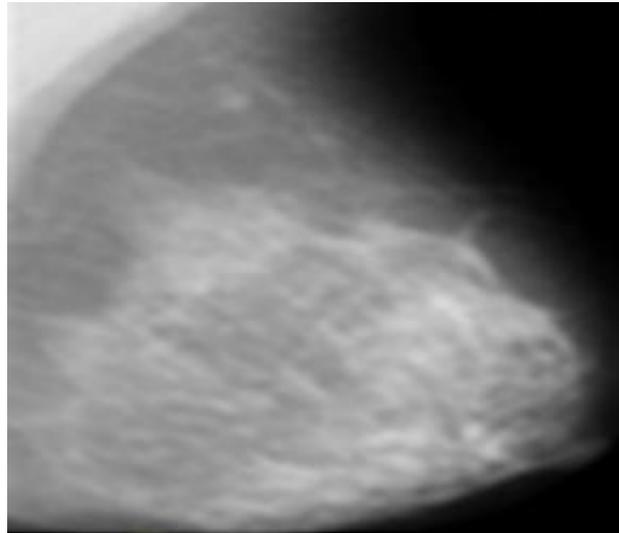
Donc, il s'agit de satisfaire ces facteurs en proposant un algorithme hiérarchique combiné afin de manipuler des données de taille minimale et identique dans tous les niveaux de la hiérarchie ce qui permet de diminuer le temps de convergence vers les valeurs optimales de la transformation non rigide.

2. Matériels et méthodes

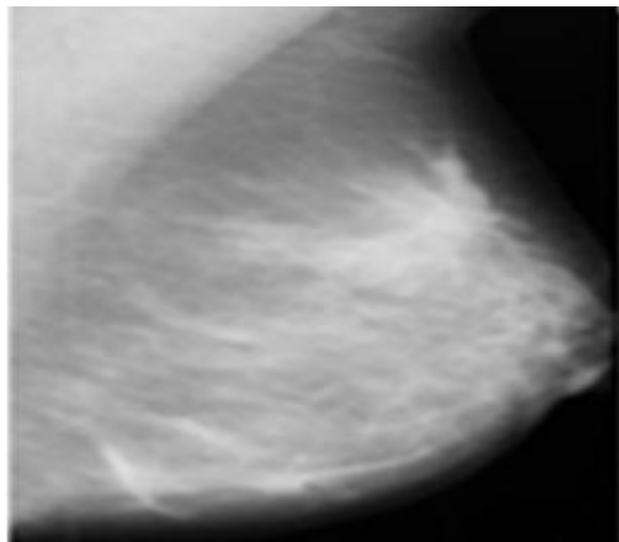
L'algorithme de recalage proposé a été évalué sur des mammographies bilatérales extraites de la base d'image MIAS [Suc94]. Cette base comporte des vues Medio-Latérales Oblique (MLO) des seins droits et gauches avec une résolution de 0.2 mm par pixel. Chaque image est de 1024 x 1024 pixels et chaque pixel est représenté sur un mot de 8 bits.

Trois couples différents de mammographie de la base d'image MIAS ont été utilisés :

- ✓ Le premier couple des mammographies bilatérales est représenté dans la figure (fig. V-1). C'est un couple normale de mammographie du sein droit (fig. V-1 (a)) et gauche (fig. V-1(b)).
- ✓ Le deuxième couple de mammographies est représenté dans la figure (fig. V-2). C'est un couple de mammographie du sein droit (fig. V-2 (a)) et gauche (fig. V-2 (b)) comporte une masse suspectieuse.
- ✓ Le troisième couple des mammographies est représenté dans la figure (fig. V-3). C'est un couple de mammographie du sein droit (fig. V-3 (a)) et gauche (fig. V-3 (b)) pour un sein dense asymétrique.

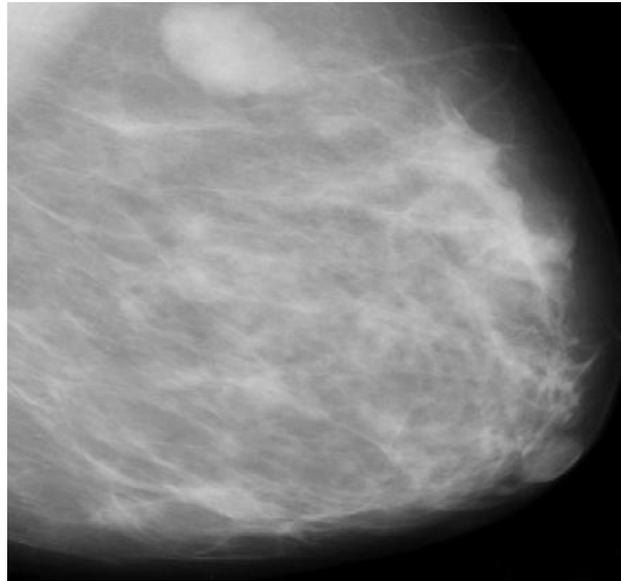


(a)

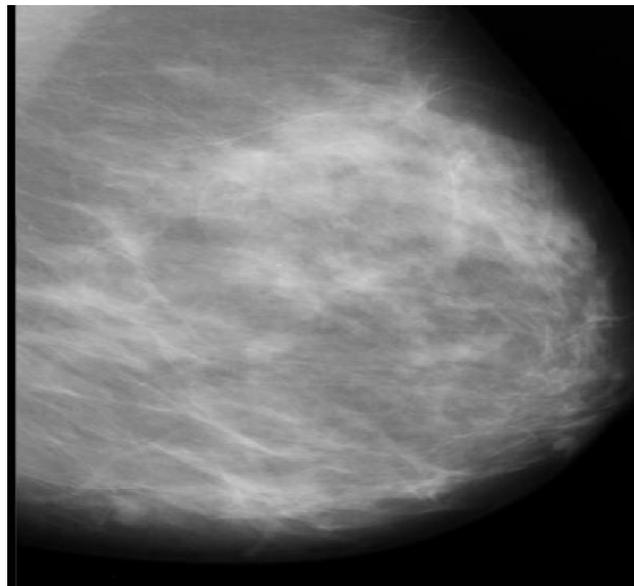


(b)

Figure V-1. Une paire normale de mammographie du sein droit (a) et gauche (b)

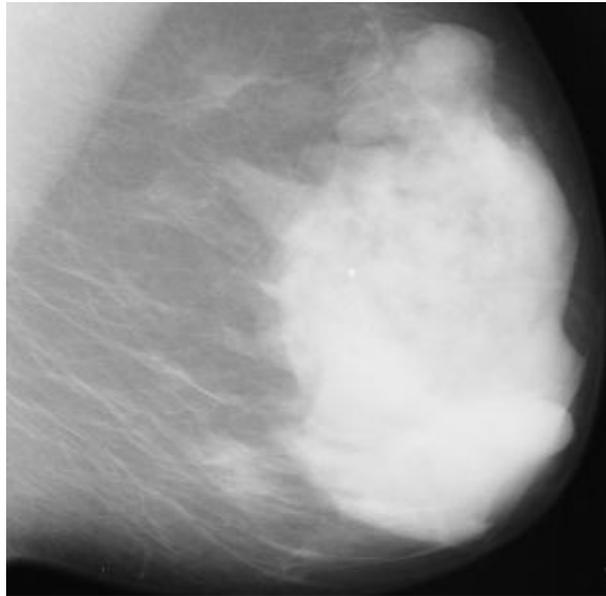


(a)

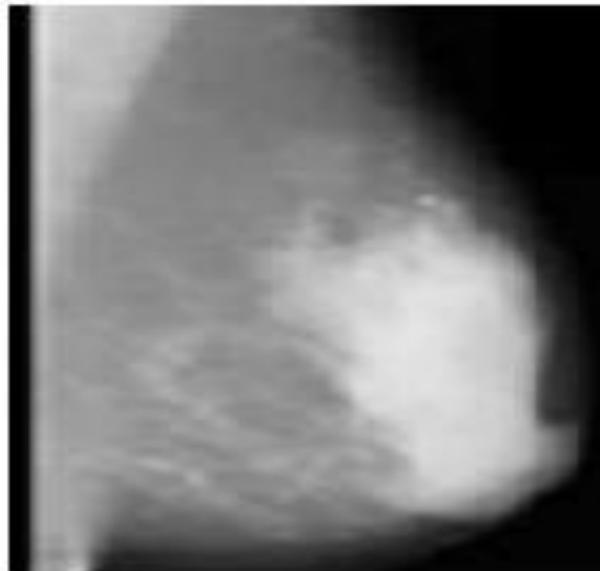


(b)

Figure V-2. Une paire bilatérale de mammographie du sein droit (a) et gauche (b) comportant une masse



(a)



(b)

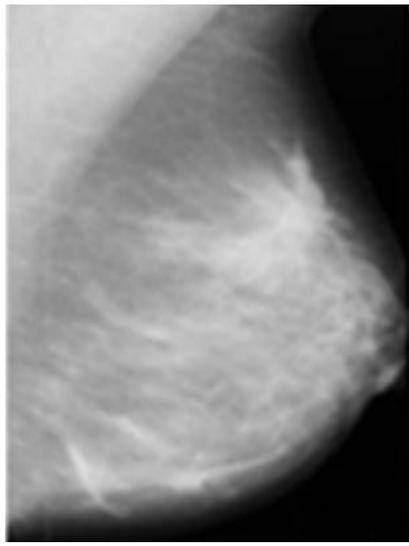
Figure V-3. Une paire de mammographie d'un sein dense asymétrique droit (a) et gauche (b)

Pour construire les pyramides gaussiennes des couples de mammographies à recalcr, les images sont sous échantillonnées régulièrement d'un facteur 4, 2, et 1 (pour le niveau initial L_1 correspond au niveau original de résolution).

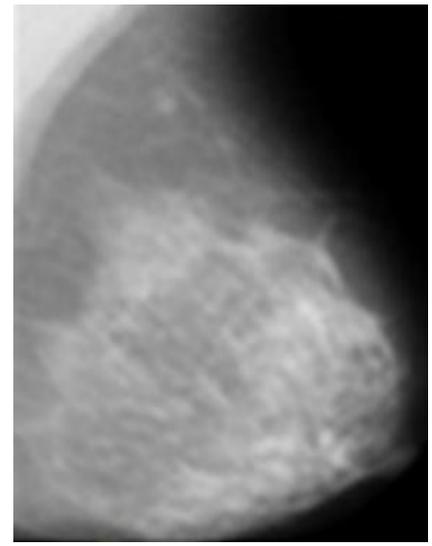
Les figures (fig. V-4, fig. V-5 et fig. V-6) représentent respectivement les pyramides gaussiennes du couple bilatéral normale (fig. V-1), couple comportant une masse (fig. V-2) et du couple bilatéral d'un sein dense asymétrique (fig. V-3). Ainsi :

- ✓ Les images (a) et (b) représentent le niveau de résolution initial du sein droit et gauche.
- ✓ Les images (c) et (d) montrent le sous échantillonnage d'un facteur 2.
- ✓ Les images (e) et (f) montrent le sous échantillonnage d'un facteur 4.

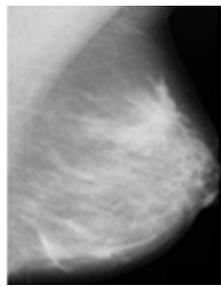
Concernant la hiérarchie de déformation, nous avons choisit de subdiviser les images à recalcr en un nombre de puissance quatre car la taille des images initiales sont proportionnelle à une puissance de quatre. Cette subdivision permet de parcourir l'ensemble des pixels de chaque image et de recalcr les détails les plus fins.



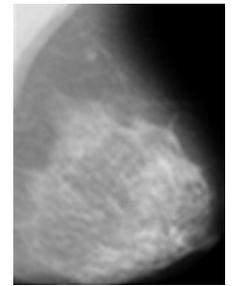
(a)



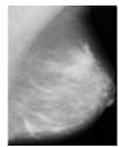
(b)



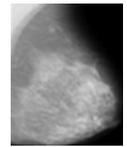
(c)



(d)

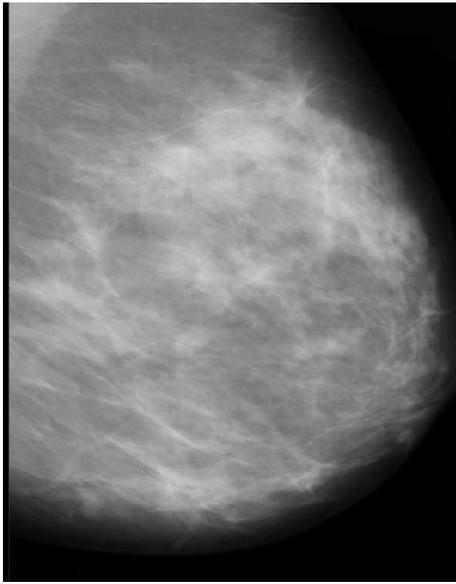


(e)

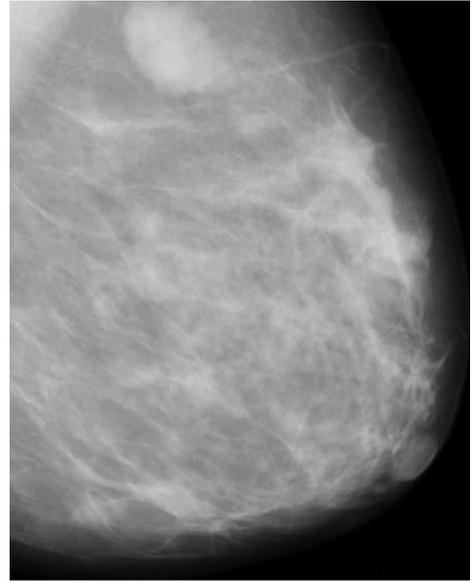


(f)

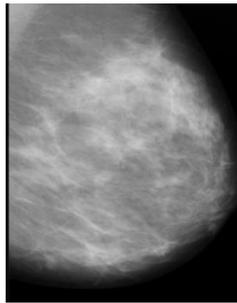
Figure V-4. La pyramide gaussienne du couple bilatéral normale



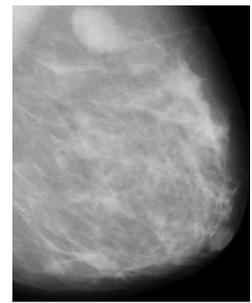
(a)



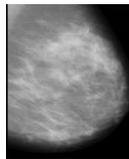
(b)



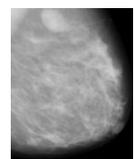
(c)



(d)

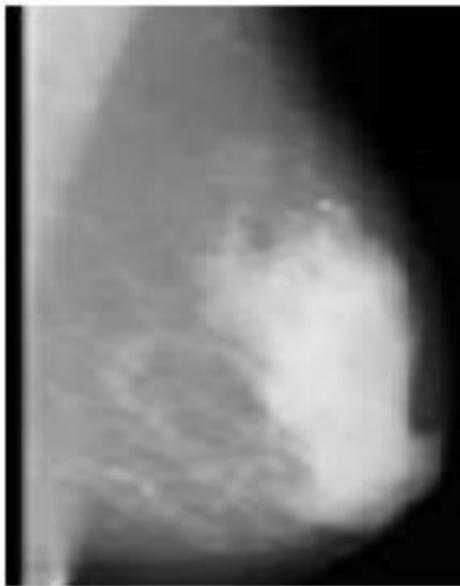


(e)

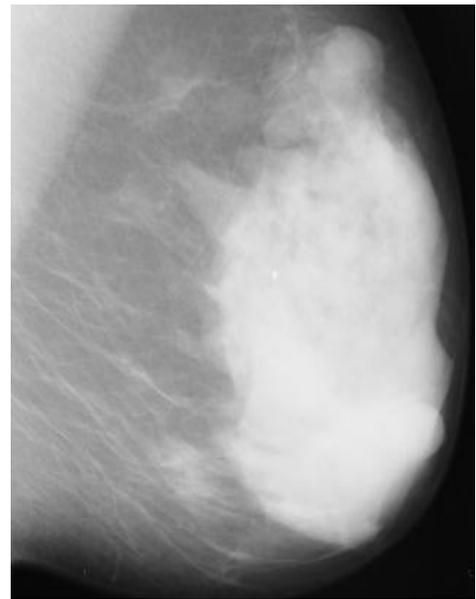


(f)

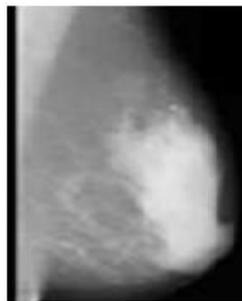
Figure V-5 La pyramide gaussienne du couple bilatéral avec masse



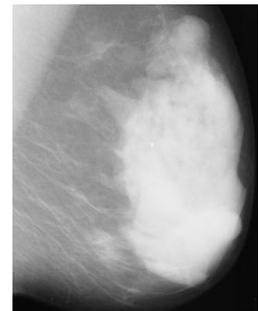
(a)



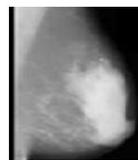
(b)



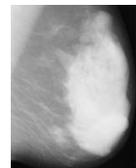
(c)



(d)



(e)



(f)

Figure V-6. La pyramide gaussienne du couple bilatéral asymétrique d'un sein dense

3. Résultats de recalage

Dans notre application le recalage est commencé à partir du niveau de résolution le plus bas (premier niveau hiérarchique correspond au dernier niveau de la pyramide) avec 4 imagerie de résolution 0.8 mm par pixel. Il est réalisé pour trois niveaux de résolutions en comptant le niveau original (troisième niveau hiérarchique correspond au premier niveau de la pyramide) avec 64 imagerie qui seront recalées de façon rigide dans ce niveau donc avec une résolution de 0.2 mm par pixel.

La figure (fig. V-7) représente les résultats de recalage pour le premier niveau hiérarchique des trois couples manipulés. Ainsi :

- ✓ L'image (a) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral normal (fig. V-4 (f)).
- ✓ L'image (b) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral comportant une masse (fig. V-5 (f)).
- ✓ L'image (c) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral asymétrique d'un sein dense (fig. V-6 (f)).

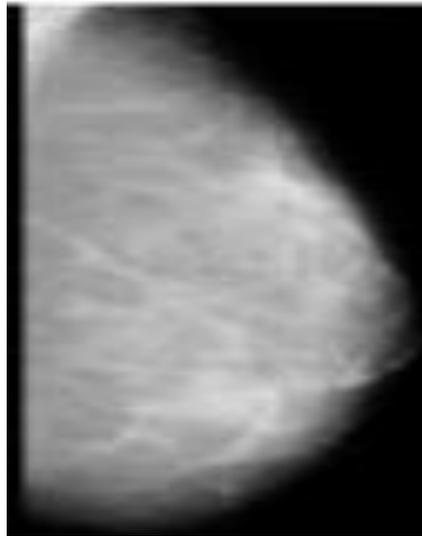
La figure (fig. V-8) représente les résultats de recalage pour le deuxième niveau hiérarchique des trois couples manipulés. Ainsi :

- ✓ L'image (a) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral normal (fig. V-7 (a)).
- ✓ L'image (b) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral comportant une masse (fig. V-7 (b)).

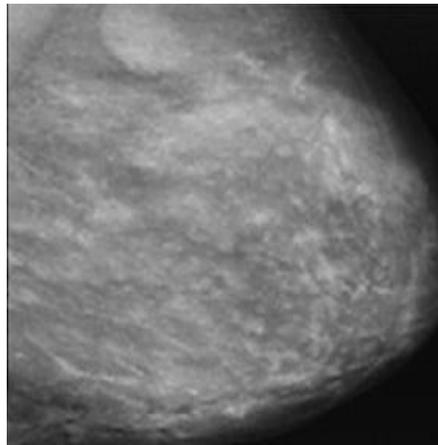
- ✓ L'image (c) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral asymétrique d'un sein dense (fig. V-7 (c)).

La figure (fig. V-9) représente les résultats de recalage pour le troisième niveau hiérarchique des trois couples manipulés. Ainsi :

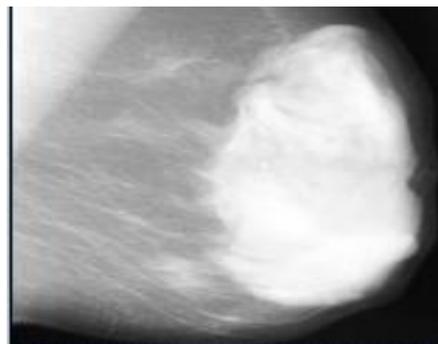
- ✓ L'image (a) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral normal (fig. V-8 (a)).
- ✓ L'image (b) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral comportant une masse (fig. V-8 (b)).
- ✓ L'image (c) représente l'image recalée de la mammographie du sein droit pour le couple bilatéral asymétrique d'un sein dense (fig. V-8 (c)).



(a)

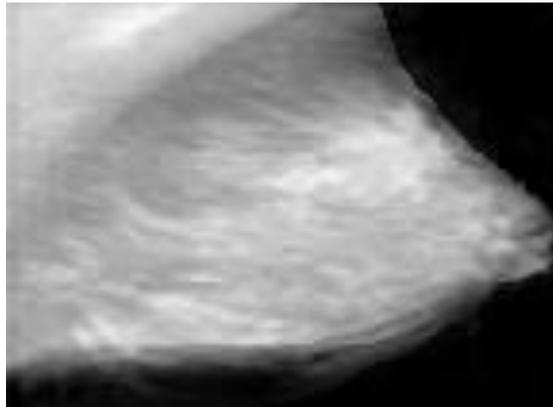


(b)

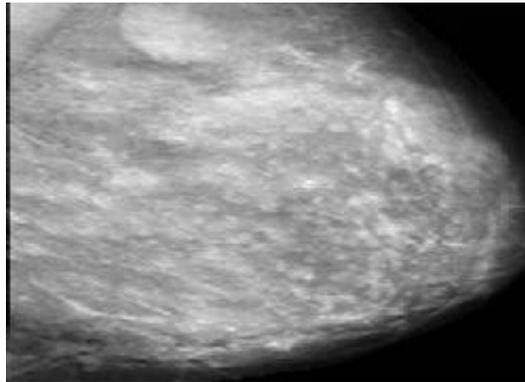


(c)

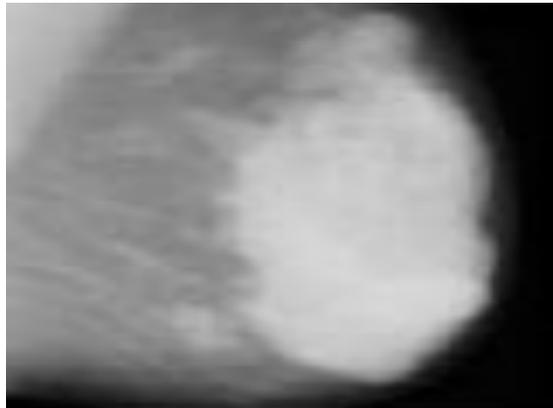
Figure V-7. Résultats de recalage pour les trois paires bilatérales du premier niveau hiérarchique



(a)

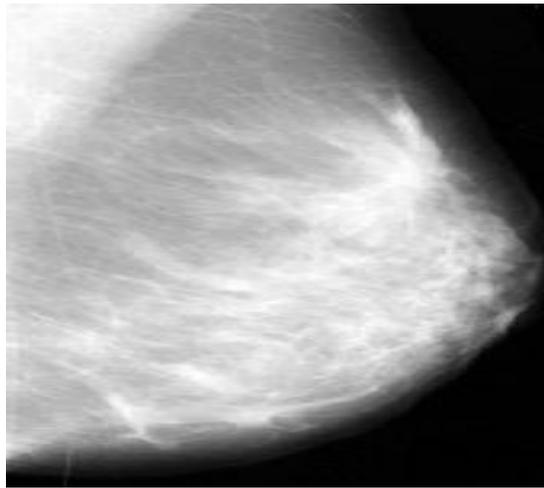


(b)

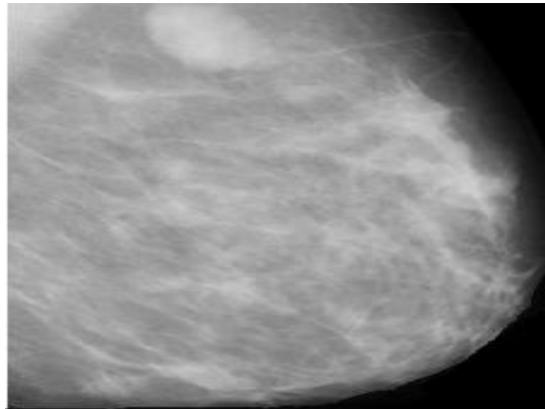


(c)

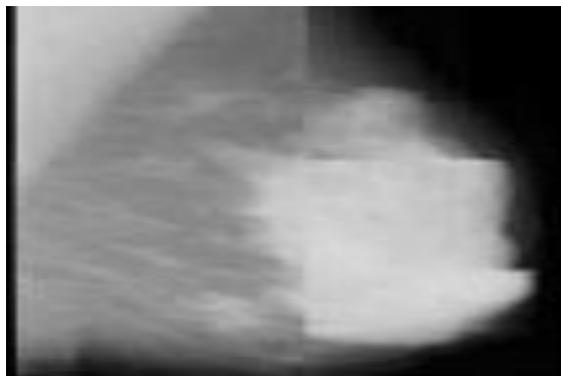
Figure V-8. Résultats de recalage pour les trois paires bilatérales du deuxième niveau hiérarchique



(a)



(b)



(c)

Figure V-9. Résultats du recalage pour les trois paires bilatérales du troisième niveau hiérarchique

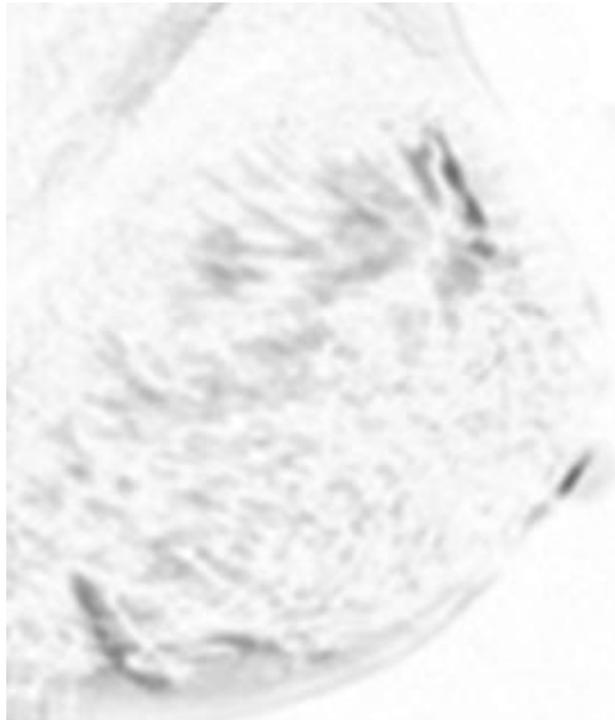
4. Validation et discussions

4.1. Validation par soustraction

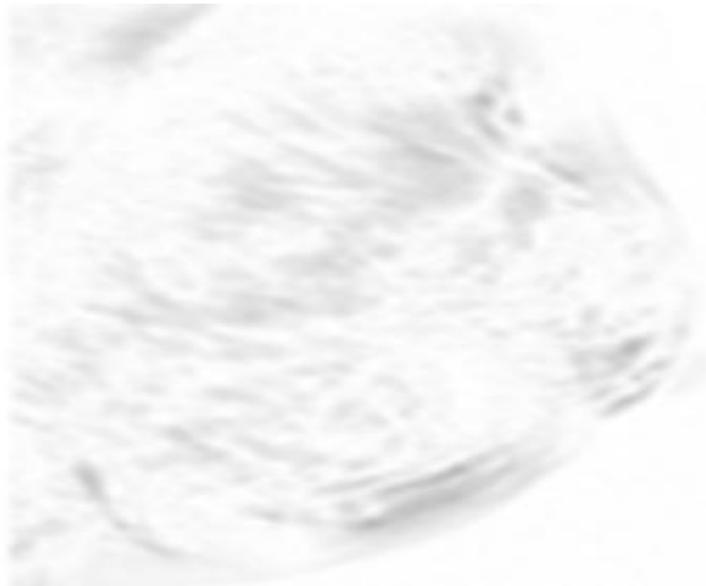
Comme nos images sont de même modalité, une soustraction des paires de mammographies entre le sein droit et le sein gauche du couple d'images avant recalage et une soustraction entre le sein gauche et le sein droit recalée du couple d'images a été retenue pour valider la robustesse de l'algorithme de recalage appliqué. Plus les intensités sont claires, plus les structures sont similaires.

- ✓ Pour le premier couple normal de mammographie, nous présentons dans la figure (fig. V-10) l'image de différence avant recalage (a) et après recalage par l'algorithme hiérarchique combiné proposé (b).
- ✓ Pour le deuxième couple de mammographie comportant une masse, nous présentons dans la figure (fig. V- 11) l'image de différence avant recalage (a) et après recalage par l'algorithme hiérarchique combiné proposé (b).
- ✓ Pour le troisième couple de mammographie d'un sein dense, nous présentons dans la figure (fig. V- 12) l'image de différence avant (a) recalage et après recalage par l'algorithme hiérarchique combiné proposé (b).

Avant recalage, pour les trois couples bilatérales, l'image de différence (fig. V- 10 (a), fig. V- 11 (a) et fig. V- 12 (a)) contient un mis-alignement clair surtout au niveau des contours du sein ainsi que des différences dans les intensités des tissus similaires.

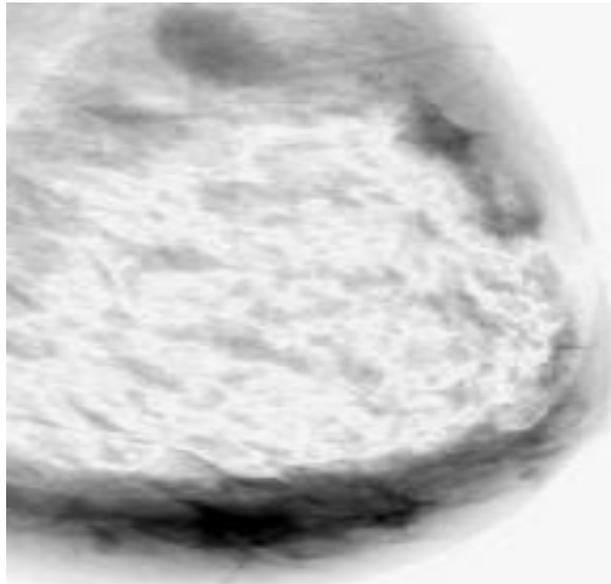


(a)

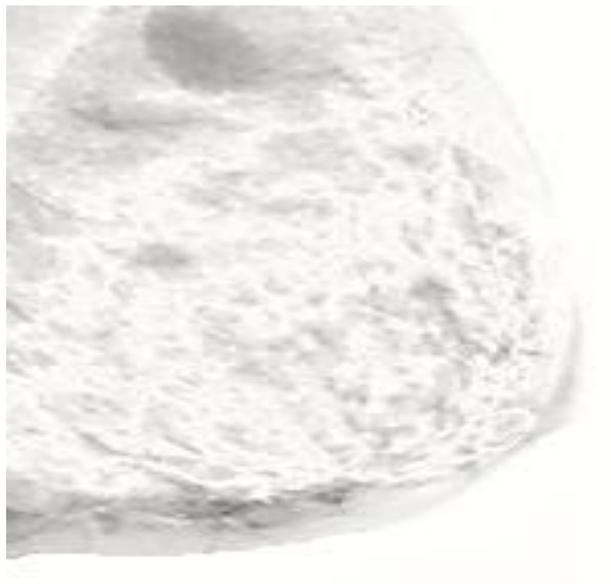


(b)

Figure V- 10. Images de différence pour le couple bilatéral normale : a) avant recalage, b) après recalage

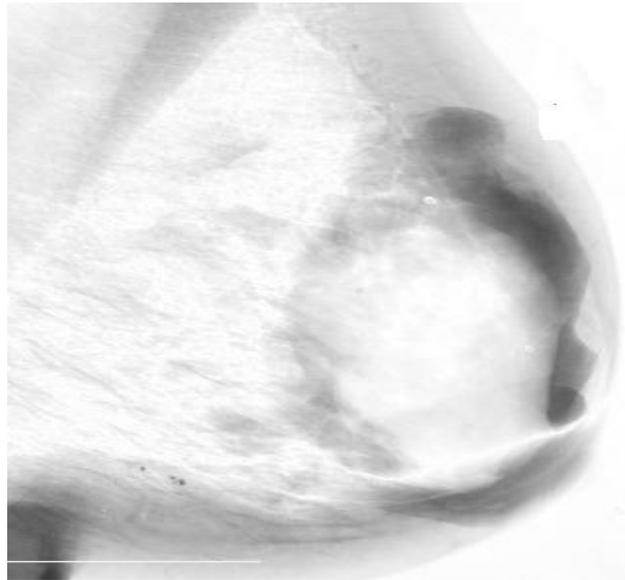


(a)



(b)

Figure V- 11. Images de différence pour le couple bilatéral comportant une masse: a) avant recalage, b) après recalage



(a)



(b)

Figure V- 12. Images de différence pour couple bilatéral d'un sein dense : a) avant recalage, b) après recalage

Après recalage, les images de différence (fig. V- 10 (b), fig. V- 11 (b) et fig. V- 12 (b)) entre les mammographies recalées des seins droits (fig. V-9 (a), fig. V-9 (b), fig. V-9 (c)) pour les trois paires bilatérales et leur correspondants des seins gauches (fig. V-1(b), fig. V-2 (b), fig. V-3 (b)) peuvent être interpréter comme suit :

- Pour le couple bilatérale normale, la superposition est plus adéquate après l'application du recalage où les intensités des tissus du sein ont été corrigées. De ce fait, les différences qui sont dues aux changements normaux dans les tissus du même sein ont été corrigées dans l'image de différence.
- Concernant le deuxième couple bilatérale qui contient une masse, les différences normales dans les intensités des mêmes tissus du sein ont été corrigées aussi et ceux dues à la lésion ont été maintenues où l'image de différence après recalage comporte la position exacte d'une lésion ronde dans la partie haute du sein ce qui augmente le taux de détection pour un système de détection assisté par ordinateur (SDAO).
- Pour le troisième couple bilatérale du sein dense, le recalage a conduit à des améliorations locales où la majorité des différences dans les intensités de l'image de différence avant recalage ont été corrigées dans l'image de différence après recalage surtout au niveau du muscle pectoral et du contour du sein.

Cependant, certaines différences n'ont pas pu être totalement corrigées ce qui peut être expliqué par le faite que les mammographies sont des projections des structures 3D dans un plan 2D ce qui introduit des changements dans la distribution et la constitution des tissus similaires du même sein. Les effets de compression peuvent aussi générer certaines différences dans les structures similaires. Ceci peut altérer l'estimation de la distribution des probabilités ainsi que sur la valeur de l'information mutuelle.

De ce fait, une normalisation de cette mesure peut surpasser de cette limite pour recalcer certaines images mammographiques du type de cet exemple ce qui va être abordé dans nos futures recherches.

L'inspection visuelle des résultats n'est pas suffisante pour valider la robustesse de l'algorithme du recalage. Pour cela une évaluation quantitative est fortement recommandée.

4.2. Validation quantitative de la qualité de recalage

Afin de prouver l'utilité de l'information mutuelle comme mesure de ressemblance dans notre problématique de recalage des mammographies, nous comparons quantitativement les résultats obtenus en utilisant l'information mutuelle avec ceux obtenus par un algorithme supposant une relation linéaire entre les mammographies à comparer qui utilise le coefficient de corrélation comme mesure de similarité. Donc, nous allons calculer quelques mesures entre les images mammographiques avant et après recalage. Les mesures utilisées sont: CC, MSE et PSNR.

- La mesure **CC** (coefficient de corrélation) est donnée par l'équation suivante :

$$CC = \frac{\sum_m \sum_n (C_{mn} - \bar{C})(S_{mn} - \bar{S})}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (S_{mn} - \bar{S})^2)(\sum_m \sum_n (C_{mn} - \bar{C})^2)}} \quad (\text{V- 1})$$

Avec S (respectivement C) et \bar{S} (respectivement \bar{C}) représentent successivement l'image source (respectivement l'image cible) et la moyenne d'intensités de ses pixels appartenant à une fenêtre 3×3 centrée sur le pixel $S(m, n)$ (respectivement $C(m, n)$).

- La mesure **MSE** (Mean square error) des deux images I, \hat{I} est donnée par la formule (V- 2):

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_i^M \sum_j^N [I(i, j) - \hat{I}(i, j)]^2 \quad (\text{V- 2})$$

- La mesure **PSNR** (peak signal to noise ratio) est exprimée par la formule (V- 3) :

$$PSNR = 10 \log \frac{1}{MSE} 255^2 \quad (\text{V- 3})$$

Les résultats obtenus sont illustrés dans le tableau 2 avant et après recalage.

	Avant	Après le recalage à base du CC	Après le recalage à base d'IM
CC	0.80	0.95	0.96
MSE	943.25	635	260.68
PSNR	18.40	46.28	55.19

Tableau 2 Résultats de l'algorithme de recalage appliqué comparés avec ceux de l'algorithme de recalage à base de coefficient de corrélation.

Selon le tableau 2, pour les deux algorithmes, le coefficient de corrélation prend des valeurs élevées après recalage. En comparant entre les deux algorithmes, on peut déduire que notre algorithme augmente la similarité entre les mammographies après recalage. Les erreurs de recalage sont aussi considérées moins importantes ce qui prouve l'efficacité de l'algorithme de recalage appliqué en utilisant l'information mutuelle.

L'apport de l'information mutuelle réside dans la relation supposée entre les valeurs d'intensité des pixels des images à comparer. Dans notre cas applicatif de mammographies, nous avons prouvé son utilité pour des images non similaires par rapport à d'autres mesures ce qui justifie notre choix.

4.3. Validation du coût algorithmique

4.3.1. Etude de la complexité

La complexité de l'algorithme de recalage proposé augmente progressivement d'un niveau à autre en augmentant le nombre des imagettes à recalées. Dans un premier temps, le nombre des coefficients de déformation de la transformation non rigide de type Spline à plaque mince est relié au nombre K des points de contrôle générés qui est identique au nombre des imagettes rigidement recalées dans chaque niveau où $K=4^j$ imagettes avec j est le niveau hiérarchique pour recaler localement les imagettes correspondantes.

De ce fait, le nombre des coefficients de déformation va augmenter en augmentant le niveau hiérarchique et il va être égal à $(2 \times K)$ ou (2^{2j+1}) coefficients en plus des 6 paramètres de la transformation affine.

Concernant le recalage rigide des imagettes, on va analyser la complexité de calcul nécessaire à l'estimation de la valeur optimale de l'information mutuelle. Dans cette étude, nous avons considéré que la transformation rigide recherchée est limitée aux translations en x et en y pour éviter les effets des artefacts lors de l'interpolation élastique.

Par conséquent, pour recaler deux images de taille $N \times N$ en utilisant la recherche exhaustive comme méthode de recherche de l'optimum de la fonction de coût, les translations possibles dans chaque direction ne peuvent pas dépasser l'écart de la taille globale de l'imagette $M \times M$. Dans notre cas, $M=N/2^L$ où L représente le nombre des niveaux hiérarchiques établi. Pour chaque imagette, la complexité du calcul local de l'information mutuelle est $M^2/4$. De ce fait, la complexité dans chaque niveau hiérarchique va être : $(N^4/4 \times 4^{j-2L})$.

En résumé, d'un niveau hiérarchique à autre, la complexité de l'algorithme hiérarchique combiné va augmenter par une multiplication d'un facteur de 4.

4.3.2. Etude du temps de calcul

Nous allons étudier, dans cette section, le temps de calcul nécessaire à l'exécution de l'algorithme hiérarchique combiné par rapport à d'autres méthodes de recalage des mammographies :

- ✓ Un algorithme hiérarchique combiné en utilisant le coefficient de corrélation.
- ✓ Un algorithme hiérarchique de subdivision progressive utilisant l'information mutuelle [Lik01].
- ✓ L'algorithme hiérarchique combiné proposé dans ce travail.

Le tableau 3 contient la valeur moyenne des temps nécessaire requière pour chaque niveau hiérarchique ces trois différents approches du recalage des mammographies. Selon ce tableau, le premier algorithme est le moins rapide des deux autres. Le temps d'exécution est considérablement réduit pour les deux algorithmes hiérarchiques combinés quand la multirésolution est utilisée.

L'algorithme du recalage en utilisant le coefficient de corrélation est plus rapide que celui à base de l'information mutuelle par contre que les résultats de l'algorithme hiérarchique combiné proposé (comme montrer dans le tableau 2) en matière de qualité du recalage sont plus intéressants.

Niveau hiérarchique	H ₁	H ₂	H ₃
Algorithme hiérarchique de subdivision en utilisant MI	300 sec	785 sec	625 sec
Algorithme hiérarchique combiné en utilisant CC	53 sec	160 sec	315 sec
Algorithme hiérarchique combiné proposé	100 sec	305 sec	435 sec

Tableau 3 Le temps nécessaire pour chaque niveau hiérarchique des différents algorithmes de recalage de mammographies.

De ce fait, il reste à valider les résultats des différentes méthodes de recalage de mammographies précédemment cités par un radiologiste qui peut effectuer une comparaison plus adéquate entre eux.

5. Conclusion

Nous avons montré que l'algorithme hiérarchique combiné proposé dans ce projet de thèse permet un correct alignement des images mammographiques avec un coût calculatoire acceptable pour être exploiter aux routines cliniques.

Nous pouvons conclure que l'information mutuelle est une mesure dense pour recalibrer des images non similaires qui ne suppose pas de relation linéaire entre eux. Malgré qu'elle est considérée coûteuse, mais elle resterait plus robuste que les autres mesures. Cette mesure peut être encore plus précise et plus performante en la normaliser et construire ainsi une *information mutuelle normalisée* indépendante aux parties de recouvrement dans les images manipulées ce qui va être exploité dans nos futures recherches.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail de thèse, nous avons abordé le problème de recalage des images médicales notamment ceux des mammographies par une méthode élaborée dans un plan hiérarchique combiné. Notre contribution a visé à satisfaire un compromis entre la qualité du recalage et le temps de calcul nécessaire à l'exécution de ce processus.

Aussi, et après avoir présenté les principales modalités de l'imagerie mammaire et la nécessité de traitement automatique des images mammographiques ainsi que le problème de l'analyse automatique des images mammographiques, nous avons abordé le problème de recalage des images, ses axes d'application, ses principaux composants ainsi que les méthodes les plus célèbres pour valider une méthode de recalage. Un état de l'art sur les méthodes de recalage en imagerie mammaire a aussi été exhibé.

Nous avons dévoilé l'approche proposée pour recalcr les paires bilatérales de mammographies. Cette approche basée essentiellement sur un plan hiérarchique combiné est constituée d'une combinaison d'une méthode de multi-résolution à base d'une pyramide gaussienne et d'une stratégie de subdivision progressive des images à recalcr à chaque niveau de résolution. Cette combinaison a permis de manipuler des données de taille fixe pour chaque niveau hiérarchique en faisant varier les paramètres de déformation ce qui a permis de diminuer le coût calculatoire de l'algorithme afin de réduire la complexité de l'algorithme de recalage.

L'approche proposée a été testée sur des couples bilatérales de mammographies extraites de la base d'images MIAS. Le recalage a été établi en trois niveaux hiérarchiques et l'image recalée dans chaque niveau a été utilisée comme une image cible à déformer dans le niveau suivant. Elle est considérée comme initialisation pour le niveau suivant. Ceci a permis de se rapprocher progressivement vers les résultats optimaux de recalage. L'image basée sur la différence entre l'image source du sein gauche et l'image recalée du sein droit a été utilisée afin d'évaluer visuellement la qualité du recalage et de distinguer les éventuelles asymétries.

Une étude comparative a été ensuite présentée entre l'approche proposée basée sur l'information mutuelle et une autre approche basée sur le coefficient de corrélation afin de

valider quantitativement la qualité de recalage. Les résultats ont montré que l'utilisation de l'information mutuelle comme mesure de similarité permet d'augmenter la similarité entre les mammographies après recalage.

En outre, pour affirmer le gain calculatoire offert par le plan hiérarchique combiné, le temps de calcul nécessaire à l'exécution de l'algorithme proposé avec d'autres approches de recalage a été étudié. Les résultats ont montré que le cout calculatoire est moins important pour les algorithmes hiérarchiques combinés.

L'étude conjointe du temps calculatoire et de la validation quantitative ont permis d'apprécier le compromis entre la qualité et le temps de calcul de l'algorithme de recalage proposé.

Enfin, Il faut mentionner que le recalage des images mammographiques est une tâche extrêmement sophistiquée vue aux caractéristiques spécifiques des images mammographiques par rapport à d'autre type d'images médicales. Ces images peuvent subir des différences importantes dans les intensités des tissus similaires du sein ce qui peuvent influencer sur la taille des régions de recouvrement « overlapping en anglais » dans les mammographies lors du calcul de l'information mutuelle qui est sensible aux parties de recouvrement dans les images à recalcer.

De ce fait, une perspective intéressante de ce travail consiste à tester l'algorithme hiérarchique combiné de recalage proposé sur des paires temporelles réelles de mammographies en utilisant *l'information mutuelle normalisée* pour fournir une indépendance aux parties de recouvrement (ou 'overlap' en anglais) et évaluer les résultats obtenus par des experts en radiologie.

Le recalage des images mammographiques n'est pas un but en soi-même mais l'information issue du recalage constitue la première étape à suivre pour analyser le plus objectif possible les paires de mammographies par un système de détection et de diagnostic assistée par ordinateur (CDO) ce qui constitue notre future recherche.

Dans ce contexte, un axe de recherche important qui s'impose concernant la construction des mammographies de 3D à partir des images recalées des paires de mammographies de différentes

Conclusion générale

vues afin d'offrir aux experts une meilleure lisibilité des mammographies ainsi que de diminuer le taux des faux diagnostics.

Rapport-gratuit.com 
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

REFERENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

- [**Aud00**] Audette. M. A, Ferrie. F. P, et Peters. T. M. “An algorithmic overview of surface registration techniques for medical imaging”. *Medical Image Analysis*, Vol 4, No 3, pp 201–217, 2000.
- [**Aza00**] Azar F. S, Metaxas. D. N, et Schnall. M. D. “A finite model of the breast for predicting mechanical deformations during biopsy procedure”. *IEEE workshop on mathematical methods in biomedical image analysis*, Hilton Head, South, 2000.
- [**Bak04**] Bakic P, Richard F, et Maidment. A. D. A. “Effect of breast compression on registration of successive mammograms”. *Digital mammography IWDM*, Springer, Chapel Hill, 2004.
- [**Bat07**] Batty. X. “Recalage de séquences cardiaques spation-temporelles IRM et TEP/SCAN ”. Thèse de doctorat, Université d’Anger, 13 juillet 2007.
- [**Bau10**] Baussé. J. “Recalage et planification du traitement en radiothérapie et protonthérapie ”. Thèse de doctorat, Université de TELECOM ParisTeck, 07 Octobre 2010.
- [**Ben15**] Bennour. A. “Contribution au recalage des images satellitaires de haute résolution pour le suivie à long terme des changements écologiques”. Thèse de doctorat, Université de Badji Mokhtar Annaba, 2015.
- [**Bes92**] Besl. P. J, et McKay. N. D. “A Method for Registration of 3-D Shapes”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp 239-256, 1992.
- [**Boo89**] Bookstein, F.L. “Principal Warps: Thin-Plate Splines and the decomposition of deformations”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 11, No 6, pages 567-585, 1989.
- [**Bou13**] Boucher. A. “Recalage et analyse d’un couple d’images : application aux mammographies”. Thèse de doctorat, Université de Paris Descartes, 10 Janvier 2013.

- [Bro92] Brown. L. G. “A survey of image registration techniques”. ACM Computing Surveys, Décembre 1992.
- [Bru93] Brunelli. R, et Poggio. T. “Face recognition : features versus templates”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol 15, No 10, pp 1042–1052, October 1993.
- [Bru00] Bruckner. T, Lucht. R, et Brix. G. “Comparison of rigid and elastic matching of dynamic magnetic resonance mammographic images by mutual information”. Med Phys, Vol 27, No 10, pp 2456–2461.
- [Bou13] Boucher. A. “Recalage et analyse d’un couple d’images : application aux mammographies”. Thèse de doctorat, Université de Paris Descartes, 10 Janvier 2013.
- [Boz11] Bozek. J, Grgic. M, et Schnabel. J. “Validation of rigid registration of mammographic images”. 53rd International Symposium ELMAR, Zadar, Croatia, 2011.
- [Cam07] Camara. O, Delso. G, Colliot. O, Moreno-ingelmo. A, et Bloch. I. “Explicit Incorporation of Prior Anatomical Information Into a Nonrigid Registration of Thoracic and Abdominal CT and 18-FDG Whole-Body Emission PET Images”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 26, No 2, pp 164-178, février 2007.
- [Cha05] CHAMBON. S. “Mise en correspondance stéréoscopique d’images couleur en présence d’occultations”. Université de Toulouse III, 14 décembre 2005.
- [Che07] Chesnel. A. L, et Binet. R. “Object oriented assessment of damage due to natural disaster using very high resolution images”. IEEE International Geoscience and Remote Sensing symposium, 2007.
- [Che12] Cheikhrouchou. I. “Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein”. Thèse de doctorat, Université d’Evry-Val d’Essonne, 2012.

[Col95] Collignon et al. “Automated Multi-modality Image Registration based on Information Theory”. *Computational Imaging and Vision*, Vol 3, pp 263-274, 1995.

[Cou15] Coupé. P. “Méthode de compensation des déformations cérébrales par imagerie ultrasonore intraopératoire pour la neurochirurgie guidée par l'image”. Thèse de doctorat, Université de Renne I, 16.01.2008.

[Dec97] Declerck. J. “Etude de la dynamique cardiaque par analyse d’images tridimensionnelles”. Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, 1999.

[Dha09] Dhahbi. S, Barhoumi. W, et Zagrouba. E. “A cost efficient approach for automatic non rigid registration of medical images”. *Proceedings of the 1st international workshop on medical image analysis and description for diagnosis systems*, Portugal, 2009.

[Die10] Diez. Y, Oliver. A, Liado. X, et Mart. R. “Comparaison of registration methods using mammographic images”. *Proceedings of IEEE 17th International Conference on Image Processing*, Hong Kong, 2010.

[Dom09] Dominguez. A. R, et Nandi. A. K. “Toward breast cancer diagnosis based on automated segmentation of masses in mammograms”. *Pattern Recognition*, Vol 42, No 6, pp 1138-1148, 2009.

[Dor03] D’Orsi. C. J, Bassett. L. W, Berg. W. A, Feig. S. A, Jackson. V. P, Kopans. D. B, Linver. M. N, Mendelson. E. B, Moss. L. J, et Sickles. E. A, *American college of radiology (breast imaging reporting and data system)*, Troisième édition française réalisée par SFR (Société Française de Radiologie), 2003.

[Dro13] Dromain. C, Boyer. B, Ferré. R, Canale. S, Delalogue. S, et Balleyguier. C. “Computed-aided diagnosis (CAD) in the detection of breast cancer,” *European Journal of Radiology*, Vol 82, No 3, pp 417–423, 2013.

- [Eng03] S. V. Engeland, P. Snoeren, J. Hendriks, et N. Karssemeijer, “A comparison of methods for mammogram registration”. *IEEE Trans. Med. Imagin.*, Vol 22, No 11, pp 1436–1444, Novembre, 2003.
- [Fit98] Fitzpatrick. J.M, Hill. D.L.G, Shyr, Y, West. J, Studholme. C, et Maurer Jr. C.R. “Visual assessment of the accuracy of retrospective registration of MR and CT images of the brain”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 17, No. 4, pp 571-585, Août 1998.
- [Fit00] Fitzpatrick. J.M, Hill. D.L.G, et Maurer Jr. C. R. “Handbook of medical imaging”. Bellingham, WA: SPIE Press 2000, 2^{ième} Chapitre: Image Reagistration, pp 447–513, 2000.
- [Géo15] Géogél. S. “La chirurgie implantaire guidée assistée par ordinateur”. Thèse de doctorat, Université de Lorraine, 25 Mai 2012.
- [Gla06] Glatard. T, Pennec. X, et Montagnat. J. “Performance evaluation of grid-enabled registration algorithms using bronze-standards”. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp 152–160, 2006.
- [Ghi11] Ghilas. H, Gagaoua. M, et Moussaoui. A. “Classification des Microclassifications: Nouvelle Approche pour l’Extraction des attributs”, Rencontre sur la recherché en informatique, Tizi-Ouzou, Algérie, 12 juin 2011.
- [Gol89] Goldberg. D. “Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning”. Livre, Addison-Wesley, Addison-Wesley Longman Publishing Co, Boston, MA, USA, 1989.
- [Gor95] Goris. M. L, Malandain. G, et Marque. I. “Automatic registration of myocardial perfusion study using a potential based rigid transformation”. 2nd International Conference of Nuclear Cardiology, Cannes, France, Avril 1995.

[Gra03] Granger. S. “ Une approche statistique multi-échelle au recalage rigide de surfaces : Application à l’implantologie dentaire ”. Thèse de sciences, Ecole des Mines de Paris, Avril 2003.

[Gre11] Green. R, Graham. J, Devlin. H. “Multi-scale rigid registration to detect damage in micro-CT images of progressively loaded bones”. IEEE Biomedical Imaging: From Nano to Macro, pp 1231-1234, 2011.

[Gué08] Guérfi Ababsa. S. “Authentification d’individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/ 3D”, Thèse de doctorat, Université d’Evry Val d’Essonne, 03 Octobre 2008.

[Hac08] Hachama. M. “Modèle de recalage classifiant pour l’imagerie médicale ”. Thèse de doctorat, Université Paris Descartes, 23 Juin 2008.

[Had04] Hadjiiski. L, Chan. H. P, Sahiner. B, Helvie. M. A, Roubidoux. M. A, Blane. C, Paramagul. C, Petrick. M. N, Bailey. J, Klein. K, Foster. M, Patterson. S, Adler. A, Nees. A, et Shen. J. “Improvement in radiologists’ characterization of malignant and benign breast masses on serial mammograms with computer-aided diagnosis: An roc study”, Radiology, Vol 233, No 1, pages 255-265, 2004.

[Har02] Hartkens. T, Hill. D. L. G, Castellano-Smith. A. D, Hawkes. D. J, Maurer jr. C. R, Martin. A. J, Hall. W. A, Liu. H. et Truwit. C. L. “Using points and surfaces to improve voxel-based non-rigid registration”. The proceedings of the 5th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI’2002), pages 565-572, Tokyo, Japan, septembre 2002.

[Hay99] Hayton. P. M, Brady. M, Smith. S. M, et Moore. N. "A non rigid registration algorithm for dynamic breast MR images". Artif Intell, Vol 114, No 1–2, pp 125–156, 1999.

- [**Hea00**] Heath, M. D. and Bowyer, K. W. “Mass detection by relative image intensity”. In 5th International Workshop on Digital Mammography, pp 219–225, Toronto, Canada, 2000.
- [**Hei99**] Heigl. B, Paulus. D, et Niemann. H. “Tracking points in sequences of color images”. Proceedings of Open German–Russian Workshop on Pattern Recognition and Image Understanding, Springer, 1999.
- [**Hel00**] Hellier. P, Barillot. C, Mmin. E, et Prez. P. “Estimation robuste 3D d’un champ de déformation pour le recalage non linéaire inter-sujet des images cérébrales”. Traitement de signal, Vol 17, No 2, pp 99-112, 2000.
- [**Hel01**] Hellier. P, Barillot. C, Mmin. E, et Prez. P. “Hierarchical Estimation of a Dense Deformation Field for 3-D Robust Registration”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 20, No 5, pp 388–402, 2001.
- [**Hel03**] Hellier. P, et Barillot. C. “Coupling dense and landmark-based approaches for nonrigid registration”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 22, No 2, pp 217-227, Février 2003.
- [**Hel03b**] Hellier. P, Barillot. C, Corouge. I, Gibaud. B, Le Goualher. G, Collins. D.L, Evans. A, Malandain. G, Ayache. N, Christensen. G. E, et Johnson. H.J. “Re-trospective evaluation of intersubject brain registration”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 22, pp: 1120-1130, 2003.
- [**Hig98**] Highnam. R, Kita. Y, Brady. M, Shepstone. B, et English. R. “Determining correspondence between views”. Proceedings of IWDM 98, Springer, Nijmegen, 1998.
- [**Hil00**] Hill. D.L.G, et Hawkes. D.Z. “Across-modality registration using intensity- based cost functions”. Handbook of medical imaging, Chapitre 34, pp: 537-553, Academic Press, 2000.

- [**Hop13**] Hopp. T, Stromboni. A, Duric. N, Ruiter. V, “Evaluation of breast tissue characterization by ultrasound computer tomography using a 2D/ 3D image registration with mammograms”. IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), 2013.
- [**Jan02**] Janin. P, Fitzpatrick. J. M, Hawkes. D. J, Pennec. X, Shahidi. R, Vannier. M. W. “Validation of medical image processing in image-guided therapy white paper”. Proceedings of International Conference on Computer Assisted Radiology, pp 299-305, 2002.
- [**Kab04**] Kabus. S, Netsch. T, Fischer. B, Modersitzki. J. “B-spline registration of 3D images with Levenberg-Marquardt optimization”, SPIE: Image Process, Vol 5370, pp 304–313, 2004.
- [**Kal15**] Kaladji. A. “Apport de l’assistance par ordinateur lors de la pose d’endoprothèse aortique”. Thèse de doctorat, Université de Rennes I, 12 Juin 2015.
- [**Kap02**] Kapur. A, Krucker. J, Astley. O, Buckley. D, Eberhard. J. W, Alyassin. A. M, Claus. B. E, Thomenius. K. E, Myers. H, Rumsey. M, Johnson. R. N, et Karr. S. “Fusion of digital mammography with breast ultrasound—a phantom study”, Proceedings of SPIE, medical imaging: physics of medical imaging, Vol 4682, pages 526–537, San Diego, 2002.
- [**Kap04**] Kapur A, Carson PL, Eberhard J. “Combination of digital mammography with semi-automated 3D breast ultrasound”. Technol Cancer Res Treat, Vol 3, No 4, pp 325–334.
- [**Ker08**] Kermi. A. “Reconstructions faciales à partir d’images tridimensionnelles de crânes humains par recalage et modèle déformable pour l’identification de personnes”. Thèse de doctorat, Université de TELECOM, ParisTech, 13 octobre 2008.
- [**Kim05**] Kim. K, et Intrator. N. “Mosaicing of acoustic camera images”. IEEE Proceedings, Radar, Sonar and Navigation, Vol 152, No 4, pp 263-270, 2005.
- [**Kir83**] Kirkpatrick. S, Gelatt. D, et Vecchi. M. “Optimization by Simulated Annealing”. Science, Vol 220, No 4598, pp 671-680, 1983.

- [**Kri99**] Krishnan. S, Chenevert. T. L, Helvie. M. A, et Londy. F. L. “Linear motion correction in three dimensions applied to dynamic gadolinium enhanced breast imaging”. *Med Phys*, Vol 26, No 5, pp 707–714, 1999.
- [**Kru02**] Krucker. J. F, Carpentier .G.L, Fowlkes. J.B, Carson. P. L. “Rapid elastic image registration for 3-D ultrasound”. *IEEE Trans Med Imaging*, Vol 21, No 11, pp 1384–1394, 2002.
- [**Ler04**] Leroy. A. “Méthodes de recalage scanner/échographie. Application à la navigation chirurgicale des ponctions rénales percutanées”. Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004.
- [**Les99**] Lester. H, et Arridge. S . R. “A Survey of Hierarchical Non-Linear Medical Image Registration”. *Pattern Recognition*, Vol 32, No 1, pp 129-149, Janvier 1999.
- [**Lik01**] Likar. B, et Pernuš, F. “A hierarchical approach to elastic registration based on mutual information”. *Image and Vision Computing*, Vol 19, pp 33-44, 2001.
- [**Lob15**] Løberg. M, Lousdal. M. L, Bretthauer. M, et Kalager. M. “Benefits and harms of mammography screening”. *Breast Cancer Research*, Vol 17, No 1, 2015.
- [**Lot01**] Lotjonen. J. M. P. “Segmentation of MR images using deformable models: Application to cardiac images”. *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol 3, No 2, pp 37-45, 2001.
- [**Luc00**] Lucht. R, Knopp. M. V, et Brix. G. “Elastic matching of dynamic MR mammographic images”. *Magn Reson Med*, Vol 43, No 1, pp 9–16, 2000.
- [**Mae99**] Frederik Maes et al. “ Comparative evaluation of multiresolution optimization strategies for multimodality image registration by maximisation of mutual information”. *Medical Image Analysis*, Vol. 3, No 4,pp 373-386.

[Mai98] Maintz. J. B. A, et Viergever. M. A, “A Survey of Medical Image Registration”. *Medical Image Analysis*, Vol 21, No 1, pp 1- 36, Mars 1998.

[Mal01] Malur. S, Wurdinger. S, Moritz. A, Michels. W, et Schneider. A. “Comparison of written reports of mammography sonography and magnetic resonance mammography for preoperative evaluation of breast lesions with special emphasis on magnetic resonance mammography”. *Breast Cancer Res*, Vol 3, No 1, pp 55–60.

[Mar01] Marti. R, Zwiggelaar. R, et Rubin. C. M. E. "Automatic mammographic registration: towards the detection of abnormalities". *Medical image understanding analysis'01*, 2001.

[Mar02] Marti. R, Rubin. C. M. E, Denton. E, et Zwiggelaar. R. "Mammographic X-ray and MR correspondence". *Proceedings of IWDM '02*, Springer, Berlin Heidelberg New York, 2002.

[Mar05] Marias. K, Behrenbruch. C, Parbhoo. S, Seifalian. A, et Brady. M, “A registration framework for the comparison of mammogram sequences”. *IEEE Trans. Med. Imag*, Vol 24, No 6, pp 782–790, Juin 2005.

[Mar14] Marti. R, Yago. D, Arnaut. O, Meritxell. T, Reyer. Z, et Xavier. L. “Detecting abnormal mammographic cases in temporal studies using image registration features”. 12th International Workshop, IWDM, Japan, 2014.

[Mat03] Mattes. D, Haynor. D . R, Vesselle. H, Lewellen. T. K, et Eubank. W. “PET/CT image registration in the chest using Free-Form Deformations”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol 22, No 1, pp 120-128, 2003.

[Mey99] Meyer. C. R, Boes. J. L, Kim. B, Bland. P. H, Carpentier. G. L, Fowlkes. J. B, Roubidoux. M. A, et Carson. P. L. "Semi automatic registration of volumetric ultrasound scans". *Ultrasound Med Biol*, Vol 25, No 3, pp 339–347, 1999.

[Mig12] Mignon. A. “Apprentissage de métriques et méthodes à noyaux appliqués à la reconnaissance de personnes dans les images”. Université de CAEN, 13 décembre 2012.

[Mil14] Miller. A. B, Wall. C, Baines. C. J, Sun. P, To. T, et Narod. S. A. “Twenty five year follow-up for breast cancer incidence and mortality of the Canadian National Breast Screening Study: randomised screening trial”. British Medical Journal, Vol 348, No g366, 2014.

[Mog99] Moghaddam. B, Biermann. H, et Margaritis. D. “Region of interest and spatial layout for content based image retrieval”. Thèse de doctorat, Université de Toulouse, Octobre 1999.

[Mom14] Mombellie. S. “Cancers du sein et immunologie anti_tumorale”. Thèse de doctorat, Université de Reims Champagne-Ardenne, 22 décembre 2014.

[Mor08] Moreno. A, Chambon. S, Santhanam. A. P, Rolland. J. P, Angelini. E, et Bloch. I, “Combining a breathing model and tumor-specific rigidity constraints for registration of CT-PET thoracic data”. Computer Aided Surgery, Vol 13, No 5, pp 281-298, 2008.

[Mus00] Musse. O. “Contribution à la mise en correspondance non rigide d’images médicales: une approche paramétrique hiérarchique sous contraintes topologiques”. Thèse de Doctorat, Université de Strasbourg I, 2000.

[Nee05] Neemuchwala. H. F, Hero. A. O, Carson. P. L. "Image registration using alpha-entropy measures and entropic graphs". Signal Processing, Special Issue on Content-based Visual Information Retrieval 85, pp 277–296, 2005.

[Nel65] Nelder. J.A, et Mead. R. “A simplex method for function minimization”. The Computer Journal, Vol 7, No 4, pp 308-313, 1965.

[Nob06] Noblet. V. “Recalage non rigide d’images cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie”. Thèse de doctorat, Université de Louis Pasteur, Strasbourg I, 10 mars 2006.

[Pac03] Pachoud. M. “Comparaison objective de systèmes d’imagerie conventionnelle et numérique en mammographie”. Thèse de doctorat, Université de Lausanne, 24 juillet 2003.

[Pag00] Pagoulatos. N, Haynor. D. R, et Kim. Y. “Image- based registration of ultrasound and magnetic resonance images: a preliminary study”, SPIE Medical Imaging, Vol 3976, pp 156-164, 2000.

[Pal10] Palma. G. “ Détection automatique des opacités en tomosynthèse numérique du sein”. Thèse de doctorat, Université TELECOM ParisTech, 23 Février 2010.

[Pen02] Pennec. X, “Estimation of the registration accuracy in the absence of gold standard”. Proceedings of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2002.

[Pet03] Petitjean. C. “Recalage non rigide d’images par approches variationnelles statistiques. Application à l’analyse et à la modélisation de la fonction myocardique en IRM”. Thèse de doctorat, Université de Renne Descartes, Paris V, 24 Septembre 2003.

[Pie94] Pietrzyk. U, Herholz. K, Fink. G, Jacobs A, Mielke. R, Slansky. I, Würker. M, et Heis. W. “An interactive technique for three dimensional image registration: validation for PET, SPECT, MRI and CT brain studies”. J Nucl Med, Vol 35, No 12, pp 2011-2018, Décembre 1994.

[Pon09] Ponce. H. P. “Corrélation entre les performances physiques mesurées des détecteurs et la qualité diagnostique de l’image en mammographie numérique”. Thèse de doctorat, Université de Nancy, 19 mai 2009.

[Plu03] Pluim. J.P.W, Maintz. J.B.A, et Viergever. M. A. “Mutual-information-based registration of medical images: a survey”. IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol 22, No 8, pp 986-1004, Août 2003.

[**Pow64**] Powell. M.J.D. “An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives”. *The Computer Journal*, Vol 7, No 2, pp 155-162, 1964.

[**Que08**] Quellec. G. “ Indexation et fusion multimodale pour la recherche d’information par le contenu. Application aux images médicale”. Thèse de doctorat, Université TELECOM Bretagne, 19 Septembre 2008.

[**Rab05**] Rabaud. C. “ Une nouvelle approche de mise en correspondance stéréoscopique dense par méthodes possibilistes”. Thèse de doctorat, Université de Montpellier II, 15 juillet 2005.

[**Ray00**] Raylman. R. R, Majewski. S, Wojcik. R, Weisenberger. A. G, Kross. B, Popov. V, et Bishop. H. A. "The potential role of positron emission mammography for detection of breast cancer. A phantom study". *Med Phys* 27, No 8, pp 1943–1953, 2000.

[**Rey02**] Rey. D, Subsol. G, Delingette. H, et Ayache. N. “Automatic detection and segmentation of evolving processes in 3D medical images: Application to multiple sclerosis”, *Medical Image Analysis*, Vol 6, No 2, pp 163–179, Juin 2002.

[**Ric99**] Rick. A. “Représentation de la variabilité dans le traitement de l’image floue. Application à la mammographie numérique”, Thèse de doctorat, Université Paris 6, 17 décembre 1999.

[**Ric02**] Richard. F. “Une nouvelle technique de recalage d’images avec des contraintes aux bords libres : Application aux mammographies”. 13^{ième} Conférence en Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Vol 2, pp 453- 462, 2002.

[**Ric03**] Richard. F, et Cohen. L. “A new image registration technique with free boundary constraints, application to mammography”. *Computer Vision and Image Understanding*, Special Issue on Non rigid Registration, Vol 89, No 2, pp 166-196, 2003.

[**Ric06**] Richard. F, Backic. P, Maidment. A. D. A. “Mammogram registration: a phantom-based evaluation of compressed breast Tickness variation effects”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol 25, No 2, pp 188-197, 2006.

[**Ris02**] Rissert. L. “Recalage d’image par minimisation de l’information mutuelle”. Rapport de stage, 2002.

[**Roc98**] Roche. A, Malandain. G, Pennec. X, et Ayache. N. “The correlation ratio as a new similarity measure for multimodal image registration”. In *Proceedings of First International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI’98)*, Vol 1496, pp 1115–1124, Cambridge, USA, October 1998.

[**Roc01**] Roche. A. “Recalage d’images médicales par inférence statistique”, Thèse de doctorat, Université de Nice Sophia-Antipolis, Février 2001.

[**Rue99**] Rueckert. D, Sonoda. L. I, Hayes. C, Hill. D.L.G, Leach. M.O, et Hawkes. D. J. “Non-rigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol 18, No 8, pp 712-721, Août 1999.

[**Rue09**] Ruelle. C. “Dépistage organisé du cancer du sein, Comment améliorer l’adhésion des généralistes”. Université Henry Poincaré, Nancy, 22 octobre 2009.

[**Rui03**] Ruiter. N. V. “Registration of X-ray mammograms and MR-volumes of the female breast based on simulated mammographic deformation”. Thèse de doctorat, University of Mannheim, Germany 2003.

[**Sal92**] Sallam. M. Y, Hubiak. G, Bowyer. K, et Clarke. L. “Screening mammogram images for abnormalities developing over time”. *IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Image Conference*, pp 1270–1272, 1992.

- [Sal99] Sallam. M. Y, et Browyer. K. “Registration and difference analysis of corresponding mammogram images”, *Medical Image Analysis*, Vol 3, No 2, pp 103-118, 1999.
- [Sam01] Samani. A, Bishop. J, Yaffe. M. J, et Plewes. D. B. “Biomechanical 3-D finite element modeling of the human breast using MRI data”. *IEEE Trans Med Imaging*, Vol 20, No 4, pp 271–279.
- [Sar00] Sarrut. D. “ Recalage multimodal et plate-forme à accès distant pour l'imagerie médicale”. Thèse de doctorat, Université de Lumière Lion II, 5 Janvier 2000.
- [Sch96] Schmid. C. “Appariement d'images par invariants locaux de niveaux de gris. Application à l'indexation d'une base d'objets”. Thèse de doctorat, Université de Grenoble, 02 Juillet 1996.
- [Seb86] T.W. Sederberg. T. W, et Parry. S. R. “Free-form deformation of solid geometric models”. *SIGGRAPH'1986*, Vol 20, pp 151–160, Dallas USA, Août 1986.
- [Sha48] Shannon. C. “A mathematical theory of communication”, *Bell System Technical Journal*, vol. 27, pp: 379-423, 1948.
- [Slo95] Slomka. P, Hurwitz. G, Stephenson. J, et Craddock. T. “Automated alignment and sizing of myocardial stress and rest scans to three dimensional normal templates using an image registration algorithm”. *J Nucl Med*, Vol 36, pp: 1115-1122, 1995.
- [Siv97] Sivaramakrishna. R. “Breast image registration using a textural transformation”. Thèse de doctorat, University of Manitoba, 1997.
- [Spo10] Sportouche. H. “ Extraction et reconstruction des bâtiments en milieu urbain à partir d'images satellitaires optiques et radar à haute résolution”. Thèse de doctorat, Université Télécom ParisTech, 10 décembre 2010.

- [**Stu99**] Studholme. C, et al. “An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment”. *Pattern recognition*, Vol 32, No 1, pp: 71-86, 1999.
- [**Suc94**] Suckling. J, et al, “The Mammographic Image Analysis Society Digital Mammogram Database”. *Proc. International Workshop on Digital Mammography (IWDM)*, York-England, Juillet 1994, Elsevier science.
- [**Sur05**] Suri. J, Guo. Y, Sun. Y, Danielson. T, et Janer. R. “Combining adaptive segmentation approach for improving multiresolution image registration on X-ray mammograms acquired using Fischer’s fused full field digital mammography and ultrasound system (FFDMUS)”. *IASTED BioMED*, Innsbruck, Australie, Février 2005.
- [**Sur06**] Suri. J, et Rangavyyan. R. M. “Recent Advances in Breast Imaging, Mammography, and CAD of Breast Cancer”. *SPIE Press Book*, 2006.
- [**Tan01**] Tanner. C, Degenhard. A, Schnabel. J. A, Smith. A. C, Hayes. C, Sonoda. L. I, Leach. M. O, Hose. D. R, Hill. D. L. G, et Hawkes. D. J. “A method for the comparison of biomechanical breast models”. In: *MMBIA*, 2001.
- [**Tan13**] T. Tan, B. Eiben, B. Platel, J. v. Zelst, L. Han, T. Mertzaniidou, S. Johnsen, J. Hipwell, R. Mann, D. Hawkes, et N. Karssemeijer, “Registration of Automated 3D Breast Ultrasound Views”. *Rapport technique*, 2013.
- [**Techn**] “Indexation d’images : une nouvelle problématique ou vieux débat ? ». *Rapport technique 9805*, Lyon, 1998.
- [**Thi11**] Thielemans. K, Gopalakrishnan. G, Roy. A, Srikrishnan. V, Thiruvenkadam. S, Wollenweber. S. D, et Manjeshwar. R. M. “Robust motion correction for respiratory gated PET/CT using weighted averaging”. *IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, pp: 2964-2967, 2011.

- [**Tia10**] Tian. J, Chaabouni-Chouayakh. H, Reinartz. P, Krauss. T, et Angelo. P. “Automatic 3D Change Detection Based on Optical Satellite Stereo Imagery”. ISPRS TC VII Symposium, Vienna, 2010.
- [**Tor12**] Torsten. H, Nicole. V. “2D/ 3D Registration for localization of mammographically depicted lesions in breast MRI”. 11th International Workshop, IWDM, USA, 2012.
- [**Tro08**] Troccaz. J. “Capteurs et recalage per-opérateurs en robotique médicale”, Rapport technique, Equipe GMCAO-Laboratoire TIMC-IMAG-Faculté de Médecine, 32 pages, 2008.
- [**Van13**] Vancamberg. L. “Assistance robotique pour la biopsie du sein guidée par tomosynthèse numérique”. Thèse de doctorat, Université de paris 6, 2013.
- [**Vio97**] Viola. P, et Wells. W. M. “Alignment by maximization of mutual information”. I. J of Computer Vision, Vol 24, pp 137–154, 1997.
- [**Wan05**] Wang. X. Y, et Feng D.V. “Hybrid registration for two-dimensional gel protein images”, Proceedings of the Third Asia-Pacific bioinformatics conference, pp 201-210, 2005.
- [**Wir99**] Wirth. M. A, “A non rigid approach to medical image registration: Matching image of the breast”. Thèse de doctorat, RMIT University Melbourne, 1999.
- [**Wir02**] Wirth, M. A., Narhan. J. and Gray, D. “Nonrigid mammogram registration using mutual information”. In Proc. SPIE, Vol 4684, pp 562–573, 2002.
- [**Woo93**] Woods. R. P, Mazziotta. J. C, et Cherry. S. R. “MRI-PET registration with automated algorithm”. J Comput Assist Tomogr, Vol 17, No 4, pp 536–346, Août 1993.
- [**Xia02**] Xiao. G, Brady. M, Noble. J. A, Burcher .M, et English. R. "Non rigid registration of 3-D free-hand ultrasound images of the breast". IEEE Trans Med Imaging 21, Vol 4, pp 404–412, 2002.

- [**Xue04**] Xue. Z, Shen. D, et Davatzikos. C. “Determining correspondence in 3-D MR brain images using attribute vectors as morphological signatures of voxels”. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol 23, No 10, pp 1276-1291, Octobre 2004.
- [**Yan02**] Yang. M. H , Kriegman. D. J, et Ahuja. N. “Detecting faces in images: A survey”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 24, No 1, pp 34–58, 2002.
- [**Yin93**] Yin. F, Giger. M. L, Vyborny. C. J, Doi. K, Schmidt. R. A. “Comparison of bilateral-subtraction and single-image processing techniques in the computerized detection of mammographic masses”. *Investigative Radiology*, Vol 28, No 6, pp 473–481, 1993.
- [**Yin94**] Yin. F, Giger. M. L, Doi. K, Vyborny. C. J, Schmidt. R. A, “Computerized detection of masses in digital mammograms: automated alignment of breast images and its effect on bilateral-subtraction technique”. *Medical Physics*, vol. 21, no. 3, pp: 445–452, 1994.
- [**Zit03**] Zitova. B, Flusser. J. “Image registration methods: A survey”. *Image and Vision Computing*, Vol 21, No 11, pp 977–1000, 2003.

WEBOGRAPHIE

[**Anato**] http://www.oncoprof.net/Generale2000/g_04diagnostic/Mammographie.html.

[**Exmam**] <http://www.radiologiemorimont.be/news/nouveau-mamographe/>.

[**Ims77**] <http://www.ims77.com>.

[**Mammo**] <http://florimont.info/esango/facteursphenotype.html>.

[**Medic**] <http://tpe-imagerie-medicale-2013-2014.e-monsite.com/pages/avenir.html>.

[**Olman**] http://www.dr_somia.olmane.com/sein.html.

[**Sén13**] <http://pe.sfrnet.org/Data/ModuleConsultationPoster/pdf/2013/1/da4ac431-a028-4979-b481-6d54d99f023.pdf>.

[**Sinti**] <http://slideplayer.fr/slide/171620/>.

[**Tomog**] <http://www.american-hospital.org/fr/vos-maladies-traitements/mammographie-numérique-3d-par-tomosynthese.html>.